# GIS-basierte Evaluation des Überschwemmungsmodells *Global Flood Zones*<sup>TM</sup> anhand von Fernerkundungsdaten vergangener Ereignisse

Masterarbeit: GEO 511

30.09.2014

Severin Gassmann Zugerstr. 30 6312 Steinhausen Mat.-Nr. 08-707-614 severin.gassmann@uzh.ch

Abteilung Hydrologie und Klima (H<sub>2</sub>K) Geographisches Institut der Universität Zürich

### **Betreuung:**

Dr. Markus Konz, SwissRe Mythenquai 60 8022 Zürich Markus\_Konz@swissre.com

#### Fakultätsvertretung:

Prof. Dr. Jan Seibert, Uni Zürich Winterthurerstr. 190 8057 Zürich jan.seibert@geo.uzh.ch

## Vorwort

Mit der vorliegenden Arbeit schliesse ich nun mein Geographiestudium an der Universität Zürich ab. Jene fünf Jahre, welche ich an dieser Institution verbringen durfte, stellten sich als äusserst intensiv und lehrreich dar und werden bestimmt auch meinen weiteren Lebensweg prägen. Relativ bald wurde klar, dass mein hauptsächliches Interesse den Teildisziplinen der physischen Geographie gilt, sodass ich mich während des Masterstudiums weiter in diese Richtung spezialisierte. Dennoch fasziniert mich die Vielseitigkeit und die Breite des geographischen Themenspektrums bis heute. Insofern freut es mich besonders, dass ich bei der vorliegenden Arbeit ein Thema bearbeiten durfte, welches hydrologische Fragestellungen mit solchen aus den Bereichen geographischer Informationssysteme und der Fernerkundung verknüpft.

Ich möchte mich bei all jenen bedanken, welche mich während des Verfassens dieser Arbeit in verschiedener Art und Weise unterstützt haben, insbesondere bei Dr. Markus Konz und seinen Kollegen vom Flutspezialisten-Team der Swiss Re, wie auch bei Prof. Dr. Jan Seibert von der Abteilung Hydrologie und Klima am Geographischen Institut. Einen weiteren Dank möchte ich ausserdem an die Firma ESRI richten, welche mir eine Lizenz für die Software ArcGIS 10.2 zur Verfügung stellte, welche sehr oft zum Einsatz kam. Weiter gilt mein Dank auch all jenen Studienkollegen, Freunden und Bekannten, welche mich mit ihren aufmunternden Worten unterstützten. Nicht zuletzt gebührt ein besonderer Dank meinen Eltern, ohne deren Unterstützung dieses Studiums nicht denkbar gewesen wäre.

## Zusammenfassung

Sowohl die Anzahl Überschwemmungsereignisse, wie auch die Kosten der dadurch verursachten Schäden sind in den vergangenen Jahrzehnten deutlich angestiegen und es wird mit einer weiteren Zunahme gerechnet. Die Gründe dazu sind vielfältig und können sowohl auf den Klimawandel, wie auch auf anthropogene Ursachen zurückgeführt werden. Das Überschwemmungsmodell *Global Flood Zones<sup>TM</sup>* wurde entwickelt, um das von Überschwemmungen ausgehende Risiko besser einschätzen zu können. Es basiert auf einem Rasterdatensatz, in welchem zellenweise die jeweilige Wahrscheinlichkeit einer Überflutung errechnet wird. Diesen Wahrscheinlichkeiten wiederum werden entsprechende Wiederkehrperioden zugewiesen, sodass es möglich wird, Hochwasserereignisse verschiedener Jährlichkeiten darzustellen. Wird also von höheren Wiederkehrperioden ausgegangen, so wird eine grössere Anzahl an Rasterzellen in die Modellierung miteinbezogen und umgekehrt. Dank der nahezu weltweiten Abdeckung können auch Erkenntnisse für Regionen gewonnen werden, für welche kaum Informationen von anderen Stellen zur Verfügung stehen.

Für die Evaluation dieses Überschwemmungsmodells werden die Überflutungsstände vergangener Ereignisse aus Fernerkundungsdaten rekonstruiert und anschliessend zellenweise mit den Modellierungen verglichen. Bezüglich der Übereinstimmung zwischen Daten und Modell können die einzelnen Rasterzellen in vier Kategorien eingeteilt werden, wobei zwei davon einer Übereinstimmung und zwei einer Diskrepanz zwischen Daten und Modell entsprechen.

Anhand geeigneter Kriterien werden zudem jene Modellierungen bestimmt, welche am besten mit den jeweiligen Überflutungsständen übereinstimmen. Wie sich zeigt, findet sich beinahe für alle Ereignisse eine relativ gut übereinstimmende Modellierung, allerdings müssen diese teilweise von Jährlichkeiten ausgehen, die recht weit von jener dem jeweiligen Ereignis tatsächlich zugeordneten entfernt liegen. Diese Differenz ist besonders in jenen Regionen hoch, die starke saisonale Schwankungen in der Jahresabflussganglinie aufweisen, da dies dazu führt, dass auch vergleichsweise grossen Überflutungen geringe Wiederkehrperioden zugewiesen werden. Entsprechend werden diese Überflutungsstände durch die Modellierungen unterschätzt. Ein weiterer wesentlicher Grund für solche Abweichungen liegt auch darin, dass das Modell keine Hochwasserschutzmassnahmen berücksichtigt. Dies führt an entsprechenden Stellen oftmals zu Überschätzungen durch das Modell, da die tatsächliche Ausbreitung des Hochwassers aufgrund der Schutzmassnahmen geringer ausfällt. Generell weisen die Modellierungen in Regionen, in denen das Hochwasser weite, flächenhafte Gebiete einnimmt, einen höheren Anteil an Fehlklassifikationen, das heisst über- respektivive unterschätzte Flächen, auf.

## Summary

The numbers of floods as well their generated costs have been rising significantly during the last centuries and further increase is expected. The reasons for this are multifarious and can be ascribed to the global climate change as well to anthropogenic causes. The flood risk model *Global Flood Zones*<sup>TM</sup> was developed to improve assessments of flood risks. It is based on a raster data set where the probabilities of flooding are calculated cell by cell. These probabilities correspond to respective return periods, thereby it is possible to represent flood events with different return periods. Thus the assumption of higher return periods leads to an inclusion of more grid cells. Because of nearby global coverage, it is possible to also obtain findings for regions with only sparse information from other sources.

For the evaluation of this flood risk model, footprints of past inundation events were reconstructed from remote sensing data and compared to the model cell by cell. Concerning the accordance, the pixels can be classified into four categories of a contingency table, where two categories mark congruency and the other two correspond to discrepancies.

By means of adequate criteria, modelling with best matches to the reconstructed footprint are determined. As can be seen, for nearly all events a relatively consistent modelling can be achieved, but sometimes the applied return periods differ greatly from those actually assigned to an event. These deviations are particularly high in those regions with intense seasonal fluctuations in the annual hydrographs, as this means that low return periods are assigned also to comparatively large flood events. Accordingly, these extents are underestimated. Another reason for such differences is due to the fact that the model does not account for flood protection measures. In corresponding locations, this often results in overestimation by the model, as the actual propagation of the flood is embanked. Generally, modelling in regions where flood propagates over wide area, the portion of misclassification, that means over- and underestimation by the model, is greater.

## Inhalt

A	Abbildungen xi			
T	Tabellenxv			
1	Grundlagen und Einführung ins Thema			
1.1 Überschwemmungen		Überschwemmungen	1	
	1.2	Versichern von Überschwemmungen	5	
	1.3	Das Überschwemmungsmodell Global Flood Zones <sup>TM</sup> von SwissRe	6	
	1.4	Fragestellungen und Ziele	8	
	1.5	Gliederung	9	
2	Fern	erkundung	11	
	2.1	Grundlagen der Fernerkundung	11	
	2.2	Anwendungen der Fernerkundung in der Hydrologie	12	
	2.3	Fernerkundung zur Erfassung von Überflutungsflächen und zur Hochwasserkartierung	13	
	2.3.1	Radarsysteme	13	
	2.3.2	2 optische Systeme	14	
3	Verv	wendete Daten	17	
	3.1	NASA Goddard's Office of Applied Science	17	
	3.2	Dartmouth Flood Observatory	21	
4	Best	immung von Wiederkehrperioden	25	
	4.1	Statistische Auswertungen von Abflussdaten	25	
	4.2	Berechnung von Wiederkehrperioden	26	
	4.3	Abflussdaten	28	
5	Met	hodik zur Realisierung von Vergleichen zwischen dem Modell und den		
	Ferr	nerkundungsdaten	31	
	5.1	Die MARS-Koeffizienten der <i>Global Flood Zones</i> <sup>TM</sup>	31	
	5.2	Rekonstruktion der Überschwemmungsflächen anhand von MODIS-Daten	33	
	5.2.1	Rekonstruktion anhand von MODIS-Daten des NASA Goddard's Office of Applied	22	
	5.2	Rekonstruktion anhand von Kartenmaterial des Dartmouth Flood Observatory	33	
	53	Extraction von Finzugsgehieten und Bestimmen von Teileinzugsgehieten	39	
	5.4	Extraktion von Emzagsgeoreten und Bestminen von Fereinzagsgeoreten	<i>4</i> 4	
6	Eval	Juation	49	
Ŭ	61	Kontingenztabellen	49	
	6.2	Kriterien zur Validierung	50	
	6.2.3	Bias	51	
6.2.		2 Hit rate ( <i>Trefferrate</i> )	51	
	6.2.3	3 False alarm rate ( <i>Rate falschen Alarms</i> )	52	
	6.2.4	False alarm ratio (Anteil falscher Alarme)	52	
	6.2.5	5 Odds ratio $\Theta$ ( <i>Chancen- / Quotenverhältnis</i> )	53	
	6.2.0	6 Proportion correct (Anteil korrekter Vorhersagen)	53	
	6.2.7	7 Heidke skill score	54	

	6.2.8	Peirce skill score	55
6.2.9 6.2.10 6.2.11		Threat score	
		Threat score penalizing overprediction	
		Threat score penalizing underprediction	
	6.2.12	2 Threat score discounting residual errors	57
	6.2.13	Gilbert's skill score	57
	6.2.14	Odds ratio skill score	
6.	3 I	Jmsetzung mit MATLAB	
6.4	4 I	Kalibrierung	59
7	Unter	suchte Gebiete	
7.	1 /	Allgemeine Anmerkungen	
7.	2 I	Donau / Elbe	
	7.2.1	Donau: 28.05. – 18.06.2013	
	7.2.2	Elbe: 28.05. – 18.06.2013	
	7.2.3	Elbe: 0728.08.2002	
7.	3 I	/lississippi / Missouri	
	7.3.1	Mississippi: 25.04. – 15.06.2011	
	7.3.2	Missouri: 15.05. – 30.06.2011	
7.4	4 /	Amur: 0107.08.2013	
7.:	5 I	Mekong / Chao Phraya	
	7.5.1	Mekong: 13.08. – 13.10.2011	
	7.5.2	Chao Phraya: 27.07. – 20.11.2011	105
7.	6 I	Brahmaputra / Ganges / Meghna	108
	7.6.1	Brahmaputra: 22.06. – 19.07.2012 und 23.06. – 15.07.2013	109
	7.6.2	Ganges: 23.09. – 03.10.2011	115
	7.6.3	Meghna: 26.06. – 12. 07. 2012	119
7.	7 I	rrawaddy	122
7.	8 1	Aurchison / Gascoyne	128
	7.8.1	Murchison	128
	7.8.2	Gascoyne	131
8	Schlu	ssfolgerungen	135
8.1 Erreichtes und Ausblick		135	
8.2 Erkenntnisse			137
Liter	Literatur		
A Anhang			149
A.1 Beziehung zwischen Wiederkehrperioden und MARS-Koeffizienten			149
A.	.2 1	MATLAB-Codes	152

## Abbildungen

Abb. 1.1: Orte grösserer Überschwemmungen zwischen 1985 und 2010
Abb. 1.2: Überblick über die Anteile verschiedener Naturgefahren bezüglich Ereignisse, Schäden und
Todesopfer für den Zeitraum 1980-2011 4
Abb. 1.3: Die Global Flood Zones <sup>TM</sup> , wie sie im Portal CatNet® auf globaler Ebene verfügbar sind 6
Abb. 1.4: Die Global Flood Zones <sup>TM</sup> im Portal CatNet® für die Stadt Paris
Abb. 2.1: Das elektromagnetische Spektrum und die Arbeitsbereiche verschiedener Sensoren 12
Abb. 2.2: Aufnahmebereiche der Instrumente von Aqua am 19. März 2009 15
Abb. 3.1: Prozess der Herstellung eines 2-day-composites
Abb. 3.2: Ausschnitt der Karte 100E/020N des Dartmouth Flood Observatory mit der Situation am 6.
Mai 2014 rund um den See Tonle Sap23
Abb. 4.1: Erstellung einer Dauerlinie aufgrund der Häufigkeitsverteilung der Abflusswerte
Abb. 4.2: Plot der Unterschreitungswahrscheinlichkeiten jährlicher Scheitelabflüsse eines Flusses in
Grossbritannien anhand der Formeln nach Weibull und Gringorten
Abb. 5.1: Raster mit den MARSP-Koeffizienten für die Region Australien, dargestellt in ArcGIS 31
Abb. 5.2: Bei einem Ereignis mit einer Wiederkehrperiode von 80 Jahren betroffene Gebiete für die
Region Australien, dargestellt in ArcGIS
Abb. 5.3: Zusammengeführte MSW-Shapefiles der Kacheln 90°E/20°N, respektive 100°E/20°N 34
Abb. 5.4: Überlagerung des Shapefiles über das Geotiff der Region 100°E/20°N
Abb. 5.5: Beispiele der Tiffs für die Kachel 100°E/20°N am 11. September 2011 und am 12.
November 2011
Abb. 5.6: jpeg der Kachel 110°E/20°S (rechts) und die daraus extrahierten Oberflächengewässer 38
Abb. 5.7: HydroSHEDS-Einzugsgebiete mit einer Auflösung von 15 Bogensekunden für die Region
der Ozeanien, dargestellt in ArcGIS
Abb. 5.8: Einzugsgebiet für die Evaluation des Ereignisses entlang des Chao Phrayas
Abb. 5.9: Codierung der acht möglichen Fliessrichtungen
Abb. 5.10: Fliessrichtungsraster für das Einzugsgebiet des Murchison Rivers an der Australischen
$Westkuste \dots 42$
Abb. 5.11: Das auf das Einzugsgebiet des Murchison Rivers zugeschnittene HydroSHEDS-Flussnetz,
dargestellt in ArcGIS
Abb. 5.12. Witt dem werkzeug watersned denmene Tenemzügsgeblete des Murchison Rivers an der
Australischen Westkuste
Abb. 5.15.Det Tekonstruterte Oberschweininungsstand des Mutchison Rivers, umgeben von einem
Abb. 5.14: Durch den Verschnitt der Teileinzugsgebiete mit dem Footprint erhaltene für die
Lintersuchung relevante Bereiche am Beispiel des Murchison Rivers
Abb 5 15: Das Raster mit den MARS-Koeffizienten für die relevanten Teileinzugsgebiete überlagert
durch den rekonstruierten Überschwemmungsstand des Murchison Rivers
Abb 6 1: Zweidimensionale Kontingenztabelle 50
Abb. 6.2: Entwicklung der Werte der vier Kategorien der Kontingenztabelle anhand des Beispiels
Murchison Rivers
Abb. 7.1: Jährliche Scheitelabflüsse am Donau-Pegel in Hofkirchen seit 1901
Abb. 7.2: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
Ereignis entlang der Donau
Abb. 7.3: Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang der Donau
Abb. 7.4: Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang der
Donau

Abb. 7.5	: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche entlang
	der Donau ohne Berücksichtigung der beiden Nebenflüsse Isar und Inn/Salzach77
Abb. 7.6	: Jährliche Scheitelabflüsse am Elbe-Pegel Dresden seit 1853
Abb. 7.7	: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
	Ereignis entlang der Elbe im Jahr 2013 79
Abb. 7.8	: Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang der Elbe (2013)
Abb. 7.9	: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
	Ereignis entlang der Elbe im Jahr 2013
Abb. 7.10	): Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang der
	Elbe im Jahr 2013
Abb. 7.11	: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
	Ereignis entlang der Elbe im Jahr 2013 ohne Berücksichtigung der beiden Nebenflüsse
	Saale und Mulde
Abb. 7.12	2: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
	Ereignis entlang der Elbe im Jahr 2002
Abb. 7.13	8: Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang der Elbe (2002)
Abb. 7.14	Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang der
	Elbe im Jahr 2002
Abb. 7.15	Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang des Mississippis
Abb. 7.16	b: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
	Ereignis entlang des Mississippis
Abb. /.1/	: Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang
Abb 710	des Mississippis
ADD. 7.18	S: Konungenztabellen für die Vergleiche entlang des Mississippis
AUD. 7.19	Ereignis entlang des Mississippis ehne Berücksichtigung der im Untersuchungsgehiet
	nordwestlich gelegenen Nebenflüsse
Abb 7.20	): Dank Hochwasserschutzmassnahmen nahm die überflutete Fläche 2011 nur noch rund einen
1100. 7.20	Drittel der im Jahr 1927 überfluteten Fläche ein 91
Abb 7.21	• Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang des Misouris 92
Abb. 7.22	2: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
	Ereignis entlang des Missouris
Abb. 7.23	Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang
	des Missouris
Abb. 7.24	: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
	Ereignis entlang des Amurs
Abb. 7.25	: Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang des Amurs
Abb. 7.26	5: Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang
	des Amurs
Abb. 7.27	2: typische Abflussganglinie des Mekongs und deren Einteilung in vier Jahreszeiten
Abb. 7.28	B: jährliche Abflussganglinien verschiedener Messstationen entlang des Mekongs
Abb. 7.29	P: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
	Ereignis entlang des Mekongs
Abb. 7.30	): Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang des Mekongs
Abb. 7.31	: Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang
	des Mississippis 101
Abb. 7.32	2: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche
	innerhalb des Mekong-Deltas
Abb. 7.33	8: Kontingenztabellen für die Vergleiche innerhalb des Mekong-Deltas

Abb. 7.34:	Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche entlang
	des Abschnittes Kratie-Phnom Penh (inkl. Tonle Sap-Becken) 103
Abb. 7.35:	Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang des Abschnittes Kratie-Phnom Penh (inkl.
	Tonle Sap-Becken)
Abb. 7.36:	Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für den
	Abschnitt nördlich von Kratie
Abb. 7.37:	Kontingenztabellen für die Vergleiche für den Abschnitt nördlich von Kratie 104
Abb. 7.38:	Abflussganglinien der fünf grössten Hochwasserereignisse für die Monate Juni-Dezember
	an der Station Nakhon Sawan
Abb. 7.39:	Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
	Ereignis entlang des Chao Phrayas
Abb. 7.40:	Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang der Donau 107
Abb. 7.41:	Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang
	des Chao Phrayas
Abb. 7.42:	Die Einzugsgebiete von Ganges, Brahmaputra und Meghna 109
Abb. 7.43:	Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
	Ereignis entlang des Brahmaputras im Jahr 2012 111
Abb. 7.44:	Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang des Brahmaputras im Jahr 2012 112
Abb. 7.45:	Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang
	des Brahmaputras im Jahr 2012 112
Abb. 7.46:	Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang des Brahmaputras im Jahr 2013 113
Abb. 7.47:	Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
	Ereignis entlang des Brahmaputras im Jahr 2013 114
Abb. 7.48:	Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang
	des Brahmaputras im Jahr 2013 115
Abb. 7.49:	Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang des Ganges 116
Abb. 7.50:	Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
	Ereignis entlang des Ganges 117
Abb. 7.51:	Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang
	des Ganges
Abb. 7.52:	Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das
	Ereignis entlang des Meghnas
Abb. 7.53:	Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang des Meghnas
Abb. 7.54:	Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang
	des Meghnas
Abb. /.55:	Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschatzte Bereiche für das
	Ereignis entiang des irrawaddys
Abb. 7.56:	Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang des Irrawaddys 124
ADD. /.5/:	Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang
ALL 750.	des Irrawaddys
AUD. 7.38.	Durch das Modeli fichtig dargestente, fespektive über- und unterschatzte Bereiche für das
Abb 7 50.	Ereigins innernato des irrawaddy-Denas
AUD. 7.39	Kontingenztabenen für die Vergreiche innernatio des infawaddy-Denas
AUU. 7.00:	Ereignis entland des Irrawaddus (chao Dalta)
hhh 761	Lieignis entialig ucs in awauuys (onne Delta)
Abb 7 62	Durch das Modell rightig dargestellte, respective über, und unterschötzte Dereiche für des
AUU. 7.02:	Ereignis entlang des Murchisons
Abb 762	Licignis chuang des Murchisons
AUU. /.03:	Konungenziabenen für die vergreiche enträng des muternsons

Abb. 7.64: Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das H	Ereignis entlang
des Irrawaddys	
Abb. 7.65: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte	Bereiche für das
Ereignis entlang des Gascoynes	
Abb. 7.66: Kontingenztabellen für die Vergleiche entlang des Gascoynes	
Abb. 7.67: Entwicklung der skill scores und der summierten Gewichtungen für das H	Ereignis entlang
des Gascoynes	
Abb. A.1: Beziehung zwischen den MARS-Koeffizienten und den Wiederkehrperio	den in Jahren. 151
Abb. A.2: MATLAB-Code zur Erstellung einer neuen Datenmatrix mit den MARS-	-Koeffizienten für
die relevanten Teileinzugsgebiete	
Abb. A.3: MATLAB-Code zur Berechnung der Validationskriterien	
Abb. A.4: MATLAB-Code zur Bestimmung der Wiederkehrperioden, bei welchen o	die besten Werte
für ein Validationskriterium resultieren	

## Tabellen

## 1 Grundlagen und Einführung ins Thema

### 1.1 Überschwemmungen

Zu einer Überschwemmung, respektive Hochwasser kommt es, sobald der Wasserstand eines Oberflächengewässers aufgrund eines Überangebots an Wasser einen gewissen Schwellenwert übersteigt. Zusammen mit den Dürren gehören Überschwemmungen und mitsamt den daraus entstehende Folgeerscheinungen zu den hydrologischen Naturgefahren. Eine genauere Unterteilung wird vielfach in Flussüberschwemmungen (*river floods*), Sturzfluten (*flash floods*) und die entlang der Küsten auftretenden Sturmfluten (*storm surges*) vorgenommen. Sturzfluten werden durch lokalen Starkniederschlag, meist in steilen Einzugsgebieten gebirgiger Regionen ausgelöst und führen zu einem extrem schnellen Anstieg des Wasserspiegels und des Abflusses (Dikau und Pohl, 2006). Sie können aber auch durch Wolkenbrüche in ebenem Gelände verursacht werden, wenn das Wasser nicht schnell genug abfliessen mag. Sturmfluten entstehen, wenn heftige Stürme das Wasser von Meeren oder grossen Seen zu den Küsten hin treiben. Sie stehen deshalb im Gegensatz zu den beiden anderen Kategorien nicht im Zusammenhang mit Niederschlägen (Kron, 2013). Auch weitere Kategorien und Sonderfälle sind denkbar, beispielsweise Überschwemmungen, die durch einen Grundwasseranstieg oder durch Gletscherseeausbrüche versursacht werden oder solche infolge von Dammbrüchen (z.B. Kundzewicz *et al.*, 2014; Kron, 2013).

Überschwemmungen sind ein zahlreich und global auftretendes Phänomen. Es handelt sich dabei um eine natürliche Erscheinung, welche auch bereits zu historischen Zeiten vorgekommen ist. Als häufigste Ursache für Flussüberschwemmungen gelten intensive, respektive lang anhalte Regenfälle. Je nach geographischer Breite und Region kann auch die Schneeschmelze ein wichtiger Einflussfaktor sein. Fliessgewässer können zudem auch über die Ufer treten, wenn sie durch ein anderes Ereignis, wie zum Beispiel einen Felssturz, einen Eisstau oder eine Lawine, aufgestaut werden. Ob ein Ereignis zu Hochwasser führt, hängt schlussendlich auch von den Eigenschaften und dem Zustand der Böden, insbesondere von deren Durchlässigkeit und Sättigung, aber auch von allenfalls vorhandenen künstlichen Schutzmassnahmen, beispielsweise Dämmen, ab (Kundzewicz *et al.*, 2014).

Die Anzahl der Überschwemmungen, wie auch die Kosten der verursachten Schäden sind während der vergangenen Jahrzehnte deutlich angestiegen. Als eine Ursache dafür wird die Zunahme der Anzahl und Intensität von Starkniederschlagsereignissen in Folge des Klimawandels betrachtet. Generell ist mit einem Anstieg der Niederschlagsmengen zu rechnen, wenn auch deutliche regionale Unterschiede bestehen. Auch weitere, teilweise indirekte Effekte des Klimawandels können einen Einfluss haben, beispielsweise Veränderungen bezüglich der Bodenfeuchte und in der Vegetation, die Abnahme von mit Schnee und Eis bedeckten Flächen, Meeresspiegelerhöhungen oder Änderungen bezüglich der Bevölkerung und der Ausbau der Infrastruktur in gefährdeten Gebieten. Derzeit leben rund 800 Millionen Menschen in Gefahrenregionen, was rund 11% der globalen Bevölkerung entspricht und man geht

davon aus, dass die Zunahme der dort lebenden Personen schneller als das weltweite allgemeine Bevölkerungswachstum ist. Ebenso dürfte die Zunahme von Sachwerten in exponierten Gebieten das weltweite Wirtschaftswachstum übersteigen. Anthropogene Veränderungen der Umwelt wie wasserbauliche Eingriffe, Abholzung von Wäldern, die Trockenlegung von Feuchtgebieten und Auen oder die zunehmende Flächenversiegelung haben oftmals einen verstärkenden Einfluss zur Folge. Eine gewisse Zunahme der Anzahl Ereignisse dürfte aber auch auf eine zunehmend verbesserte Überwachung, häufigere Berichterstattung und auch auf eine genauere Erfassung der Schäden, zurückzuführen sein. Eine wichtige Rolle hierbei spielen das Internet und die Medien, deren Meldungen auch zu einer höheren subjektiven Wahrnehmung in der Bevölkerung führen können (Kundzewicz *et al.*, 2014).

Trotz zahlreichen Anstrengungen bezüglich Hochwasserschutzmassnahmen, gehen die Szenarien für die Zukunft von einer weiteren Zunahme von Hochwasserereignissen, wie auch weiter steigenden Schadenskosten aus. Dies, weil aufgrund von Beobachtungen und Untersuchungen mit einer weiteren Verstärkung aller genannten Ursachen zu rechnen ist (Kundzewicz *et al.*, 2014). Einen Überblick über die Orte, an denen zwischen den Jahren 1985 und 2010 grössere Überschwemmungen stattgefunden haben, gibt Abbildung 1.1.



Abb. 1.1: Orte grösserer Überschwemmungen zwischen 1985 und 2010 (Brakenridge, 2014).

Mit einem Versicherungsschaden von rund 16 Milliarden USD (zu Preisen von 2013) verursachten die grossflächigen Überschwemmungen in Thailand im Jahr 2011 die höchsten jemals durch eine Überschwemmung entstandene Schadenssumme. Diese ausserordentlich hohe Summe beträgt das Vierfache des zweithöchsten Schadens, welcher den Versicherungen durch die Hochwasser in Deutschland und Tschechien im Frühsommer 2013 entstanden ist. Jene zehn Ereignisse, welche die höchsten Versicherungsschäden durch Überschwemmungen verursachten, sind in Tabelle 1 aufgelistet. Auffallend ist, dass mit zwei Ausnahmen alle nach der Jahrtausendwende stattfanden. Die wirtschaftlichen Gesamtschäden sind jeweils, je nach Versicherungsdurchdringung, noch bedeutend höher (Swiss Re,

2014). Die Zahlen basieren auf der Schadensdatenbank des Rückversicherers SwissRe, je nach Quellen variieren die absoluten Zahlen etwas (z.B. Munich Re, 2014a; Munich Re, 2014b; Kron, 2013). Insbesondere das Ereignis in Thailand zeigte auf, dass auch Überschwemmungen Schäden in einem Ausmass, wie sie von Erdbeben und tropischen Wirbelstürmen bekannt sind, verursachen können und ihr Risiko oftmals unterschätzt wird. Die Schäden dieser Überflutungen überstiegen das Prämienvolumen um ein Vielfaches und bedeuteten einen Schock für die Versicherungswirtschaft. Dazu haben insbesondere die grosse Zahl geschädigter Industriebetriebe und die lange Dauer des Ereignisses von Juli bis November beigetragen. Gewisse Gebiete standen über mehrere Monate hinweg ununterbrochen unter Wasser. Durch längere Betriebsunterbrechungen und dadurch entstandene Lieferengpässe wurden hohe indirekte Schäden verursacht (Swiss Re, 2012b).

Tab. 1.1: Die zehn Überschwemmungskatastrophen mit den höchsten Schadenfolgen 1970-2013 gemäss der Schadensdatenbank von Swiss Re (Daten: Swiss Re, 2014).

in Mrd. USD, zu Preisen von 2013		Versicherungsschäden	Wirtschaftliche Schäden
2011	Thailand	16,2	49,6
2013	Deutschland und Tschechien	4,1	16,3
2002	Deutschland und Tschechien	3,1	4,4
2007	Vereinigtes Königreich	2,9	6,6
2005	Schweiz	2,6	7,5
2011	Australien	2,4	3,5
1997	Polen und Tschechien	2,4	5,7
2007	Vereinigtes Königreich	2,3	3,5
2010	Australien	2,3	5,7
1973	USA	2,0	5,5

Eine äusserst detaillierte Übersicht über die Anzahl Ereignisse, Versicherungsschäden und Opfer gibt die Schadensdatenbank von Swiss Re. Im Jahr 2013 kamen demzufolge weltweit insgesamt 8633 Personen durch 53 registrierte Überschwemmungen grösseren Ausmasses ums Leben und der gesamte von ihnen verursachte Versicherungsschaden betrug rund 9,1 Milliarden USD. Dies bedeutet, dass im Jahr 2013 in etwa ein Drittel aller Naturkatastrophen, rund 45% der von ihnen geforderten Todesopfern und ein Viertel aller von ihnen verursachten Versicherungsschäden auf das Konto von Überschwemmungen gingen. Die Ereignisse in Deutschland und Tschechien stellten das teuerste Katastrophenereignis dieses Jahres überhaupt dar und waren beinahe für die Hälfte aller durch Überschwemmungen verursachten Versicherungsschäden verantwortlich (Swiss Re, 2014). Mit 2979 Todesopfern und Versicherungsschäden von rund 2,7 Milliarden USD fielen die Verluste im Jahr 2012 wesentlich geringer aus, obwohl 63 Ereignisse gezählt wurden. Die Überschwemmungen machten damals sowohl bezüglich der Anzahl Ereignisse als auch der Opferzahlen etwa einen Drittel, bezüglich der versicherten Schäden aber nur rund 4% aller Naturkatastrophen aus. Der gesamte durch Naturkatastrophen verursachte Versicherungsschaden war im Jahr 2012 wegen des Hurrikans Sandy und einer schweren Dürrekatastrophe in den USA besonders hoch und betrug 71,2 Milliarden USD (Swiss Re, 2013). Im Jahr 2011 wurden 5093 Todesopfer durch 65 grössere Überschwemmungen registriert. Wiederum entsprach dies etwa einem Drittel aller aufgezeichneten Naturkatastrophen. Da wegen des Ereignisses im März im Nordosten Japans in jenem Jahr ausserordentlich viele Personen durch Erdbeben ums

Leben kamen, gingen aber nur rund ein Sechstel aller Opfer von Naturkatastrophen auf das Konto der Überschwemmungen. Der unerwartete und aussergewöhnlich hohe Versicherungsschaden durch die Überflutungen in Thailand machten gegen 80% aller im Jahr 2011 durch Überschwemmungen verursachten Versicherungsschäden aus. Diese wiederum entsprachen rund 15% aller durch Naturkatastrophen verursachten Versicherungsschäden. Das Ereignis in Thailand war jenes, welches die zweithöchsten Versicherungsschäden dieses Jahres verursachte und wurde lediglich durch die Erdbeben in Japan übertroffen (Swiss Re, 2012b). Wie die Zahlen zu den Versicherungs-, respektive den Gesamtschäden, weichen auch die Zahlen bezüglich der Anzahl Ereignisse und der Opfer je nach Quelle teilweise voneinander ab. Dies hängt auch damit zusammen, welche Ereignisse in die Statistiken miteinbezogen werden (z.B. IFRC, 2013).



Abb. 1.2: Überblick über die Anteile verschiedener Naturgefahren bezüglich Ereignisse, Schäden und Todesopfer für den Zeitraum 1980-2011 (Kron, 2013).

Einen längerfristigen Überblick über die Anteile der hydrologischen Naturgefahren am Total aller Naturgefahren bezüglich Anzahl Ereignisse, Schäden und Todesopfer gibt Abbildung 1.2 für den Zeitraum von 1980 bis 2011. Diese Werte basieren auf der Schadensdatenbank des Rückversicherers MunichRe. Es gilt zu beachten, dass Sturmfluten als meteorologische Ereignisse behandelt werden (Kron, 2013). Auch in der Schadensdatenbank von SwissRe werden die Sturmfluten nicht zur Kategorie der Überschwemmungen, sondern zu jener der Stürme gezählt (Swiss Re, 2014). Nebst den beiden erwähnten Schadensdatenbanken der Rückversicherer SwissRe und MunichRe existieren noch weitere Datenbanken, welche Katastrophenereignisse erfassen und verwalten. Besonders erwähnenswert sind diejenige von EM-DAT<sup>1</sup> und jene des Dartmouth Flood Observatory<sup>2</sup>, wobei sich letztere auf hydrologische Ereignisse beschränkt (Kundzewicz *et al.*, 2014).

#### 1.2 Versichern von Überschwemmungen

Das Risiko einer Überschwemmung kann als Produkt der Faktoren Eintrittswahrscheinlichkeit und Schadenspotential betrachtet werden. Letzteres wird in erster Linie durch die Exposition und Verletzbarkeit (Vulnerabilität) der potentiell gefährdeten Güter, respektive Bevölkerung bestimmt. Im Falle von Hochwasser ist das Schadenspotential insbesondere von der Exposition, also vom Standort abhängig. Hier hat der Mensch auch den grössten Einfluss, um das Risiko zu verringern (Bouwer, 2013). Die Eintrittswahrscheinlichkeit kann durch Hochwasserschutzmassnahmen verringert werden. Wenn es dann allerdings trotzdem zu einer Überschwemmung kommt, so tritt ein grosses Schadenspotential ein. Wenn man auch die Sturzfluten miteinbezieht, so gibt es praktisch keine Orte, an denen das Risi-ko gleich null ist (Kron, 2013).

Das Risiko spielt eine wesentliche Rolle bezüglich der Berechnung von Versicherungsprämien. Allerdings gilt die Einschätzung der von Überschwemmungen ausgehenden Risiken unter Versicherungen als besonders komplex. Entsprechend ist auch das Versichern entsprechender Schäden im Vergleich zu jenen anderer Naturkatastrophen speziell schwierig. Aufgrund der ungenügenden Informationslage für eine ausreichende Risikobeurteilung wird es vielerorts als unmöglich betrachtet, angemessene individuelle Versicherungsprämien berechnen zu können (Swiss Re, 2012a). Als weiteres Problem kommt hinzu, dass typischerweise nur jene Personen an einem Versicherungsschutz interessiert sind, welche sich sehr gefährdet fühlen. Im Falle von Überschwemmungen handelt es sich somit meist ausschliesslich um Eigentümer von Werten, die sich direkt entlang von Flussläufen befinden, was nur einem geringen Anteil der Bevölkerung entspricht. Bei anderen Naturgefahren wie Stürmen oder Erdbeben hingegen ist die geographische Verbreitung der Gefahren wesentlich breiter, womit auch die Versichertengemeinschaft grösser wird. Als Lösung für einen besseren Risikoausgleich werden von den Versicherungen teilweise Gesamtpakete angeboten, die diverse Naturkatastrophen versichert (Kron, 2013). Überschwemmungen galten allerdings lange Zeit praktisch überall als nicht versicherbar (Swiss Re, 2012a).

Werden Hochwasserversicherungen für die breite Masse angeboten, so kann nicht jedes Objekt einzeln auf sein Risiko hin evaluiert werden. Entsprechend ist es sinnvoll, pauschale Zonen ungefähr gleicher Gefährdung auszuscheiden (Kron, 2013). Eine gute Grundlage zur besseren Risikoeinschätzung und

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> http://www.emdat.be

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> http://floodobservatory.colorado.edu

Ausscheidung von Gefährdungszonen bieten Überschwemmungsmodelle. Die Möglichkeiten in diesem Bereich haben in den vergangenen 15 Jahren dank des technischen Fortschritts und den Entwicklungen in der Fernerkundung stark zugenommen. So stehen mittlerweile beispielsweise digitale Geländemodelle und Satellitenaufnahmen vergangener Ereignisse in vergleichsweise guter Qualität zur Verfügung (Swiss Re, 2012a).

## 1.3 Das Überschwemmungsmodell *Global Flood Zones<sup>TM</sup>* von SwissRe

Das von der Rückversicherungsgesellschaft SwissRe entwickelte und patentierte Modell der *Global Flood Zones*<sup>TM</sup> soll die Möglichkeiten verbessern, das Risiko einer Überschwemmung abzuschätzen. Ziel ist es insbesondere, dank weltweiter Verfügbarkeit auch Gebiete abzudecken, von denen bisher keine oder nur in sehr beschränktem Rahmen Informationen von anderen Stellen, wie z.B. staatlichen Katastrophenschutzbehörden, zur Verfügung stehen. Dies ist für die grosse Mehrheit der Länder der Fall (Konz, 2013). Um die Absicht der globalen Abdeckung zu ermöglichen, wurde auf eine eher grobe Modellierung gesetzt (Swiss Re, 2012a).



Abb. 1.3: Die *Global Flood Zones*<sup>TM</sup>, wie sie im Portal *CatNet*<sup>®</sup> auf globaler Ebene verfügbar sind (Konz, 2013).

Für Kunden werden die *Global Flood Zones*<sup>TM</sup> im Internet über das Portal *CatNet*® zur Verfügung gestellt<sup>3</sup>. Sie präsentieren sich dort wie in Abbildung 1.3 dargestellt. Für detaillierte Informationen zu einer bestimmten Region, kann ins gewünschte Gebiet hineingezoomt werden. Abbildung 1.4 zeigt als Beispiel die Situation für die Stadt Paris. Es werden zwei Zonen ausgeschieden: In dunkelblau jene Gebete, welche gemäss dem Modell durch ein Ereignis mit einer Wiederkehrperiode von 100 Jahren

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> http://www.swissre.com/catnet

betroffen sind und in hellem blau jene Gebiete, welche bei einem Ereignis mit 500-jähriger Wiederkehrperiode zusätzlich beeinträchtigt werden (Konz, 2013).



Abb. 1.4: Die *Global Flood Zones<sup>TM</sup>* im Portal *CatNet*® für die Stadt Paris (Konz, 2013).

Die Ausscheidung der potentiell von einer Überschwemmung betroffenen Gebiete basiert auf der von der Swiss Re entwickelten Methode der sogenannten *Geomorphologic Regression*. Diese Wortschöpfung verweist auf die Durchführung einer multiplen Regression, mit den geomorphologischen Eigenschaften der Einzugsgebiete als unabhängige Variablen. Es wird davon ausgegangen, dass das potentielle Überflutungsgebiet zu einem grossen Teil durch geomorphologische Eigenschaften bestimmt werden kann. In engen V-Tälern werden überdurchschnittliche Wassermassen in erster Linie einen hohen Wasserstand verursachen, die überflutete Fläche wird allerdings gering bleiben. Vom umgekehrten Fall ist bei flachen, weiten Ebenen auszugehen. Hier muss mit grossflächigen Überschwemmungen gerechnet werden, doch wird der Wasserstand hingegen eher niedrig sein. Dies bedeutet auch, dass bereits ein geringer Höhenunterschied im Gelände unter Umständen darüber entscheidet, ob ein Gebiet noch verschont bleibt oder nicht (Mehlhorn, 2002).

Die Wahrscheinlichkeit einer Überflutung wird nun in einem Raster zellenweise anhand deren vertikalen und horizontalen Distanzen zu einem Fluss und aufgrund der Grösse des Einzugsgebietes an der entsprechenden Rasterzelle berechnet. Während des Kalibrierungsprozesses wurde diese Variante mit diesen drei Variablen als die optimalste betrachtet (Mehlhorn, 2002). Die notwendigen topographischen Informationen basieren auf dem digitalen Geländemodell der SRTM-Aufnahmen (*Shuttle Radar Topography Mission*) (Konz, 2013). Dieses deckt die gesamte Landoberfläche zwischen 60°N und 56°S in einheitlicher Genauigkeit und Qualität ab. Die Daten sind in nachbearbeiteter Form und mit einer Auflösung von 3 Bogensekunden öffentlich verfügbar, für das Gebiet der USA gar mit einer Auflösung von einer Bogensekunde. Zur Gewinnung der Höhenangaben wurde die Technik der Radarinterferomtrie (InSAR) angewandt, bei der die Erdoberfläche nacheinander von zwei Antennen erfasst wird (Farr *et al.*, 2007).

Die Modellierung der *Global Flood Zones* ist entsprechend ebenfalls auf die Bereiche zwischen 60°N und 56°S begrenzt und beschränkt sich zudem auf Flüsse, deren Einzugsgebiete mindestens eine Grösse von 50km<sup>2</sup> aufweisen. Die Risiken, welche von Sturmfluten und direkt von Starkregenfällen ausgehen, können nicht berücksichtigt werden. Auch Hochwasserschutzmassnahmen wie Schutzdämme und Rückhaltebecken werden vom Modell nicht beachtet (Konz, 2013). Die Swiss Re entwickelte aber auch ein eigenes Sturmflutmodell (Swiss Re, 2013) und die von Tsunamis ausgehenden Gefahren wurden neuerdings in das Erdbebenmodell integriert (Swiss Re, 2012b).

#### 1.4 Fragestellungen und Ziele

Hauptsächliches Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Evaluation des in Kapitel 1.3 beschriebenen Modells der *Global Flood Zones<sup>TM</sup>* anhand von Fernerkundungsdaten vergangener Überflutungsereignisse. Wie von Schumann *et al.* (2009) beschrieben, beinhaltet dieser Prozess im Wesentlichen zwei Schritte: Die erste Phase widmet sich der Rekonstruktion der Ereignisse, indem die von einer Überflutung betroffenen Flächen aus Fernerkundungsdaten extrahiert werden. In einer zweiten Phase werden dann die Modellierungen mit den Rekonstruktionen verglichen, eine Beurteilung der Übereinstimmung erfolgt normalerweise anhand verschiedener Messgrössen.

Zur Rekonstruktion vergangener Ereignisse wird hauptsächlich auf Fernerkundungsdaten von MODIS (*Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer*) zurückgegriffen werden. Diese eigenen sich dank ihrer hohen zeitlichen Auflösung, gekoppelt mit einer guten räumlichen Auflösung. Weitere Vorteile bestehen zudem in der kostenlosen Verfügbarkeit und der weltweiten Abdeckung in einheitlicher Form (z.B. Brakenridge *et al.*, 2012b).

Das Entwickeln einer geeigneten Methodik für die Vergleiche zwischen den rekonstruierten Ereignissen und dem Modell erfolgt mit Hilfe der beiden Programme ArcGIS 10.2 der Firma ESRI und MAT-LAB R2013b von MathWorks. Es soll darauf geachtet werden, dass diese Umsetzung für verschiedene Regionen und Formen von Flussläufen zweckmässig und verwendbar ist. Wie sich noch zeigen wird, werden den im Modell zellenweise errechneten Wahrscheinlichkeiten einer Überflutung verschiedene Wiederkehrperioden zugeordnet. Folglich müssen entsprechende Informationen zu den untersuchten Ereignissen gesammelt werden, um Modellierungen mit Wiederkehrperioden, die möglichst jenen der Ereignisse entsprechen, zu ermöglichen.

Nebst dem Vergleich der Modellierungen mit den Fernerkundungsdaten, soll auch mittels geeigneter Möglichkeiten eruiert werden, wann eine Modellierung am besten mit den Daten übereinstimmt. Dieser Vorgang wird auch als Kalibrierung bezeichnet (Hunter, 2005). Dadurch sollen weitere Hinweise auf eventuelle Gesetzmässigkeiten bezüglich Über- oder Unterschätzungen durch das Modell gewonnen werden. Da das Modell, wie vorgestellt, primär zur Abschätzung der von Flüssen ausgehenden Gefahren dient, soll sich die Evaluation darauf beschränken. Im Rahmen dieser Arbeit stellen sich in Bezug auf das Modell insbesondere folgende Forschungsfragen:

- I. Ist eine generelle Tendenz erkennbar, dass die Überflutungsflächen durch das Modell entweder über- oder unterschätzt werden?
- II. Sind Unterschiede zwischen klimatischen Regionen erkennbar?
- III. Können Zonen erkannt werden, bei welchen das Modell besser mit den Fernerkundungsdaten übereinstimmt als in anderen?

### 1.5 Gliederung

Nachdem in Kapitel 2 einen generellen Überblick über die Möglichkeiten der Fernerkundung, insbesondere auch zur Beantwortung hydrologischer Fragestellungen gibt, wird in Kapitel 3 im Speziellen auf die verwendeten MODIS-Daten eingegangen. In Kapitel 4 werden die statistische Auswertung von Abflussdaten und die Bestimmung von Wiederkehrperioden thematisiert. Das methodische Vorgehen, um Überschwemmungsflächen aus MODIS-Daten zu rekonstruieren und zweckmässige Vergleiche mit dem Modell zu ermöglichen, wird in Kapitel 5 beschrieben. Anschliessend werden in Kapitel 6 Validierungskriterien vorgestellt und deren Vor- und Nachteile diskutiert. In Kapitel 7 werden die untersuchten Gebiete vorgestellt und die jeweiligen Resultate präsentiert, bevor in Kapitel 8 die Schlussfolgerungen daraus getroffen und die Forschungsfragen beantwortet werden.

## 2 Fernerkundung

#### 2.1 Grundlagen der Fernerkundung

Bei der Fernerkundung handelt es sich um eine Technik zur Beobachtung der Erdoberfläche. Speziell daran ist die Tatsache, dass es sich um ein indirektes Beobachtungsverfahren handelt, sich das Messgerät also nicht am Ort der Messung, sondern in einer gewissen Entfernung davon befindet. Zur Gewinnung von Informationen nutzt die Fernerkundung die elektromagnetische Strahlung, welche vom beobachteten Gegenstand abgestrahlt, respektive reflektiert wird. Die Sensoren, welche diese Strahlung empfangen, befinden sich in der Regel in Flugzeugen oder auf Satelliten. Besonders wichtig und weit verbreitet sind jene Fernerkundungsverfahren, welche einer bildhaften Wiedergabe der Erdoberfläche dienen. Dabei wird die von der Erdoberfläche stammende elektromagnetische Strahlung in Bilddaten umgewandelt. In diesem Zusammenhang spricht man häufig von Luft-, respektive Satellitenbildern. Man unterscheidet zwischen passiven und aktiven Fernerkundungssystemen. Während die passiven Systeme nur die in der Natur vorhandene elektromagnetische Strahlung detektieren, erzeugen aktive Systeme selber elektromagnetische Strahlung, um damit die Erdoberfläche zu bestrahlen. Anschliessend wird dann der vom Gelände reflektierte Anteil dieser Strahlung registriert. Nach der Art der verwendeten Strahlungsempfänger lassen sich photographische Systeme, digitale Systeme und Mikrowellensysteme unterscheiden. Digitale Systeme arbeiten in den meisten Fällen mit optischen Sensoren, welche die elektromagnetische Strahlung im sichtbaren ( $0.4-0.7 \,\mu\text{m}$ ) und infraroten ( $0.7 \,\mu\text{m}$ ) – 1mm) Bereich des elektromagnetischen Spektrums aufzeichnen, wobei für die Fernerkundung allerdings nur die Infrarotstrahlung bis ungefähr 14µm von Bedeutung ist. Der Bereich des fernen Infrarots zwischen etwa 8 und 14µm wird auch als Thermalstrahlung bezeichnet, da es sich dabei um die von Objekten aufgrund ihrer Temperatur abgegebene Wärmestrahlung handelt. Eine Sonderstellung im Bereich der digitalen Systeme nehmen die Abbildenden Spektrometer und die Laserscanner ein. Im Gegensatz dazu detektieren Mikrowellensysteme die elektromagnetische Strahlung im Bereich der Mikrowellen, welche sich im elektromagnetischen Spektrum im Wellenlängenbereich zwischen 1mm und 1m befinden, also auf die Infrarotstrahlung folgen. Die aktiven Mikrowellensysteme werden Radarsysteme genannt. Eine Übersicht über das elektromagnetische Spektrum findet man in Abbildung 2.1 (Albertz, 2007).



Abb. 2.1: Das elektromagnetische Spektrum und die Arbeitsbereiche verschiedener Sensoren (Albertz, 2007).

#### 2.2 Anwendungen der Fernerkundung in der Hydrologie

Fernerkundungsdaten, insbesondere Luft- und Satellitenbilder sind für zahlreiche unterschiedliche Zwecke und vielfältige Anwendungen nützlich. Sie ermöglichten insbesondere grosse Fortschritte in der Erfassung des Zustandes der Landschaft und deren Veränderungen. Eine gute Übersicht dazu findet man in verschiedenen Lehrbüchern, beispielsweise bei Albertz (2007). Auch in der Hydrologie bieten Fernerkundungsaufnahmen zahlreiche Möglichkeiten. So können Oberflächengewässer oder mit Schnee und Eis bedeckte Flächen grossflächig detektiert, deren Grösse erfasst und allfällige Veränderungen beobachtet werden. Fernerkundungsdaten dienen aber auch der Erfassung und Abschätzung wichtiger Parameter des Wasserkreislaufes wie dem Niederschlag, der Evapotranspiration oder der Bodenfeuchte. Auch die Wasserstände von Oberflächengewässern und Meeresspiegelschwankungen können detektiert werden (Tang et al., 2009). Zudem sind Entwicklungen im Gange, um auch die Abflüsse (Brakenridge et al., 2012a) und den Sedimenttransport von Flüssen (Park und Latrubesse, 2014) zukünftig besser mittels Fernerkundungsaufnahmen bestimmen zu können. Aufgrund von geologischen Strukturen oder geomorphologischen Erscheinungen an der Erdoberfläche, ist es teilweise sogar auch möglich, indirekt Rückschlüsse auf das Vorhandensein von Grundwasser zu ziehen (Albertz, 2007). Die Fernerkundung hat auch wesentliche Fortschritte in der Erfassung und Untersuchung von Überschwemmungen und den dadurch verursachten Schäden gebracht. Sie ermöglicht eine verbesserte Hochwasserkartierung und dient zur Erstellung von Gefahrenkarten oder zur Unterstützung von Warnsystemen (Brakenridge und Anderson, 2006). Auch zur Kalibrierung und Validierung hydrodynamischer Modelle wird mittlerweile häufig auf aus Fernerkundungsaufnahmen extrahierte Überflutungsflächen zurückgegriffen. Zudem stammen mittlerweile auch die für die Modelle verwendeten topographischen Angaben häufig aus mittels Fernerkundung gewonnenen digitalen Geländemodellen (Schumann et al., 2009).

Die Fernerkundung bietet den Vorteil flächenhafter Aufnahmen, während mit anderen Verfahren nur lokale, punktuelle Messungen möglich sind. Die globale Verfügbarkeit in weltweit einheitlicher Qualität vereinfacht, respektive ermöglicht auch die Gewinnung von Daten in schwer zugänglichen Gebieten, wie den tropischen Regenwäldern und es können Datenlücken in Messnetzwerken geschlossen werden. Mittlerweile befindet sich eine gewaltige Anzahl an Sensoren im Umlauf, sodass je nach Ziel und Zweck auf die Daten eines geeigneten Sensors zurückgegriffen werden kann. Die Qualität der Aufnahmen hat sich in den vergangenen fünfzehn Jahren deutlich verbessert und es ist auch in Zukunft mit weiteren Fortschritten zu rechnen (Tang *et al.*, 2009).

## 2.3 Fernerkundung zur Erfassung von Überflutungsflächen und zur Hochwasserkartierung

Die genauesten Fernerkundungsaufnahmen zur Erfassung von Überflutungsflächen dürften die von Flugzeugen aus aufgenommenen Luftbilder darstellen. Aufgrund der hohen Kosten wird aber häufig darauf verzichtet und stattdessen auf geeignete Satellitenaufnahmen zurückgegriffen (Schumann *et al.*, 2009).

#### 2.3.1 Radarsysteme

Eine häufig benutzte Datenquelle zur Hochwasserkartierung sind mit Radarsystemen gewonnene Aufnahmen (z.B. Hunter *et al.*, 2005). Radarsysteme erzeugen die verwendete elektromagnetische Strahlung im Bereich der Mikrowellen selbst, womit es sich um aktive Mikrowellensysteme handelt. Da diese Strahlung Wolken, Dunst und Rauch durchdringen, bieten sie den enormen Vorteil, dass die Aufnahmen unabhängig der Wetterlage möglich sind. Das aktive Verfahren bietet zudem den weiteren Vorteil, dass Aufnahmen auch nachts durchgeführt werden können. Wie die Erdoberfläche auf den Radarbildern erscheint, hängt zu einem grossen Teil von deren Oberflächenrauigkeit ab (Albertz, 2007). Flutwasser erscheint auf Radaraufnahmen meist dunkler als die umgebenden Flächen, da auf den glatten Wasseroberflächen meist eine spiegelnde Reflexion stattfindet. Eine Erhöhung der Oberflächenrauigkeit durch Wind oder Regen kann allerdings dazu führen, dass sich die Reflexionseigenschaften ähnlich zu denjenigen der Umgebung verändern (Mason *et al.*, 2009).

Normalerweise handelt es sich um Radarsysteme mit sogenannt *Synthetischer Apertur* (SAR). Hierbei handelt es sich um eine Technik, welche dazu dient, eine höhere Auflösung zu erreichen, indem die überflogenen Geländepunkte mehrfach bestrahlt werden und die anschliessend empfangenen Reflexionssignale miteinander korreliert werden Dieses Verfahren erlaubt eine genügend grosse Auflösung, um Radaraufnahmen von Satelliten aus zu ermöglichen (Albertz, 2007). Wie bereits in Kapitel 1.3 erwähnt, basiert auch das SRTM-Geländemodell auf Radaraufnahmen.

#### 2.3.2 optische Systeme

Grosser Nachteil ist die beschränkte Verfügbarkeit von Radaraufnahmen aufgrund der zeitlichen Auflösung (z.B. Tarekegn et al.; Brakenridge et al., 2012b). Die Wiederbesuchszeit der geeignetsten SAR-Sensoren beträgt zwischen 11 und 46 Tagen, häufigere Aufnahmen sind meist nur in geringer Auflösung vorhanden (Schumann et al., 2009). Auch die hohen Kosten, z.B. für RADARSAT-Aufnahmen werden ins Feld geführt (Islam et al., 2010). Deshalb wird auch auf optische Sensoren zurückgegriffen, welche die elektromagnetische Strahlung im sichtbaren und infraroten Bereich des elektromagnetischen Spektrums aufzeichnen. Grosser Nachteil ist, dass diese die Erdoberfläche unterhalb einer Wolkendecke und bei Nacht im Gegensatz zu Radaraufnahmen nicht detektieren können. Gerade während Hochwasserereignissen ist aber mit einer hohen Wolkenbedeckung zu rechnen. (Ticehurst et al., 2009). Insbesondere die Daten von MODIS ((Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer) eignen sich gut zur Kartierung von Überschwemmungen (z.B. Brakenridge et al., 2012b; Islam et al., 2010; Khan et al., 2011; Sakamoto et al., 2007; Syvitski et al., 2012; Tarekegn et al., 2010; Ticehurst et al., 2009; Zhan et al., 2002). Dieses Instrument befindet sich, zusammen mit weiteren Instrumenten, seit Dezember 1999 auf dem Satelliten Terra und wurde im Mai 2002 zusätzlich auch auf dem Satelliten Aqua installiert (Salomonson et al., 2006). Beide Satelliten besitzen eine polnahe, sonnensynchrone Umlaufbahn, überqueren somit den Äquator also immer zur gleichen Zeit. Auf der sonnenzugewandten Seite ist dies für Terra vormittags um 10:30 Uhr (Lokalzeit) auf der absteigenden Bahn der Fall, für Aqua jeweils nachmittags um 13:30 Uhr (Lokalzeit) auf der aufsteigenden Bahn (Wolfe, 2006). Diese Kombination der beiden Satelliten ermöglicht MODIS das tägliche Erfassen der gesamten Erdoberfläche, wobei die meisten Regionen gar zweimal überflogen werden, einmal von Terra und einmal von Aqua (Slayback et al., 2012). Lediglich um den Äquator herum zwischen 30°N und 30°S werden gewisse Regionen an manchen Tagen nur von einem Satelliten erfasst. Die Schwadbreite beträgt 2,33km (Wolfe, 2006). Abbildung 2.2 zeigt beispielhaft die durch die Instrumente von Aqua am 19. März 2009 aufgenommenen Bereiche der Erdoberfläche. Die im Bereich des Äquators vorhandenen Lücken wurden an jenem Tag durch die Instrumente von Terra überflogen, da dessen Lücken zwischen 30°N und 30°S nicht deckungsgleich mit jenen von Aqua sind.

Trotz seines Namens erfüllt MODIS nur im weiteren Sinne die Definition eines *abbildenden Spektrometers*. Dieses verbindet spektroradiometrische Messungen mit der gleichzeitigen Bildaufzeichnung. Die Spektroradiometrie bezeichnet die gleichzeitige Messung der Intensität elektromagnetischer Strahlung in mehreren, relativ engen Bereichen des elektromagnetischen Spektrums (Schaepman, 2009). Ein solcher Abschnitt, welcher von einem Sensor zur Datenaufnahme verwendet wird, wird als Band respektive Kanal bezeichnet. Werden wie im vorliegenden Fall gleichzeitig Messwerte in vielen Bereichen des elektromagnetischen Spektrums erfasst, spricht man von einem Multispektralsystem (Albertz, 2007). MODIS misst die Strahlungsintensität in insgesamt 36 Spektralbändern (Salomonson *et al.*, 2006). Wie in Kapitel 3.1 ersichtlich wird, sind die beiden ersten Bänder besonders wichtig für die Unterscheidung zwischen ,Land' und ,Wasser'. Band 1 detektiert im Spektralbereich zwischen 620nm und 670nm, Band 2 im Bereich von 841nm bis 876nm (Salomonson *et al.*, 2006). Diese Wellenlängen entsprechen dem Bereich des sichtbaren roten Lichts sowie des nahen Infrarots (Albertz, 2007). Die Auflösung in Nadirrichtung ist in den beiden ersten Bändern mit 250m am höchsten. In den Bändern 3-7 beträgt die Auflösung 500m, während sie in den restlichen Bändern bei 1km liegt (Salomonson *et al.*, 2006).



Abb. 2.2: Aufnahmebereiche der Instrumente von Aqua am 19. März 2009 (Slayback et al., 2012).

Die MODIS-Daten werden im Internet der Öffentlichkeit zur Verfügung gestellt<sup>4</sup> (Brakenridge und Anderson, 2006). Für diese Arbeit wird auf zwei wichtige Anbieter von bereits bearbeiteten MODIS-Daten zurückgegriffen, deren Produkte in Kapitel 3 thematisiert werden.

Als ebenfalls geeignete optische Sensoren werden AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*) (Brakenridge *et al.*, 2012b) und SPOT (Satellite Pour l'Observation de la Terre) (Islam *et al.*, 2010) betrachtet, dessen räumliche Auflösung beträgt allerdings lediglich 1km (Islam *et al.*, 2010). Ticehurst *et al.* (2009) erwähnen, dass MODIS aufgrund der relativ hohen Auflösung und der täglichen Verfügbarkeit, trotz des Nachteils, dass die Wolkendecke nicht durchdrungen werden kann, ideale Voraussetzungen für die Hochwasserkartierung bietet. (Brakenridge *et al.*, 2012b) verweisen zudem auf die aussergewöhnlich genaue Geokodierung. Um überflutete Zonen auch unter einer Wolkendecke zu detektieren, bieten allerdings SAR-Aufnahmen die effektivste Möglichkeit (Sakamoto *et al.*, 2007).

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> https://earthdata.nasa.gov/data/near-real-time-data/rapid-response

## **3** Verwendete Daten

Nicht zuletzt wegen der guten Verfügbarkeit kostenloser, bereits aufgearbeiteter Daten, eignen sich die MODIS-Aufnahmen für diese Arbeit besonders. Zur Rekonstruktion von Überschwemmungsständen wurde in dieser Arbeit hauptsächlich auf zwei Quellen bereits bearbeiteter MODIS-Daten zurückgegriffen, welche im Folgenden vorgestellt werden. Zusätzlich stellte die Swiss Re drei bereits existierende Datensätze mit Überschwemmungsständen entlang der Elbe und der Donau zur Verfügung. Diese sind ebenfalls anhand von Fernerkundungsdaten erstellt worden.

#### 3.1 NASA Goddard's Office of Applied Science

Das NASA Goddard's Office of Applied Science stellt in ihrem Downloadbereich<sup>5</sup> auf MODIS-Aufnahmen basierende *near real-time* GIS- und Kartenprodukte zum aktuellen Zustand von Oberflächengewässern und überfluteten Gebieten zur Verfügung (Slayback *et al.*, 2012).

Die Herstellung dieser Kartenprodukte basiert auf einem *flood detection algorithm*, welcher am Dartmouth Flood Observatory entwickelt wurde. Dieser Algorithmus nimmt eine automatisierte Unterteilung in die beiden Kategorien "Wasser" und "Land" vor. Dies, indem er den Quotienten aus der gemessenen elektromagnetischen Strahlung in den beiden MODIS-Bändern 1 und 2 berechnet:

$$\frac{Band2 + A}{Band1 + B}$$
(3.1)

Die beiden Konstanten A und B wurden durch Beobachtungen ermittelt (Brakenridge, 2012). Wie in Kapitel 2.2.2 erwähnt, detektiert Band 1 die elektromagnetische Strahlung im Bereich des sichtbaren roten Lichtes und Band 2 jene im nahen Infrarot (Salomonson *et al.*, 2006). Liegt das Resultat unterhalb eines gewissen Schwellwertes, so werden die Pixel als Wasser klassifiziert, ansonsten als Landoberfläche. Dieser Schwellwert wurde im Verlauf der Zeit aufgrund der gemachten Erfahrungen teilweise etwas angepasst, sodass er zwischen 0.6 und 0.9 zu liegen kam. Die Verwendung dieses Algorithmus ermöglicht es, aktuelle Kartenprodukte schon kurze Zeit nach dem Überflug der Satelliten zur Verfügung zu stellen (Brakenridge, 2012).

Nebst der bereits in Kapitel 2.2.2 erwähnten Einschränkung, dass MODIS als optisches System die Landoberfläche unterhalb von Wolkendecken nicht detektieren kann, stellen insbesondere auch Schatten auf der Landoberfläche, welche durch Wolken oder das umliegende Gelände verursacht werden, ein grösseres Problem dar. Da diese sehr ähnliche Reflektionseigenschaften wie die Wasseroberflächen haben, führt die Verwendung des vorgestellten Algorithmus auf diesen Flächen allerdings zu Fehlklassifikationen. Um diese zu verhindern, werden deshalb für eine definitive Zuordnung mehrere MODIS-Aufnahmen herangezogen. Ein Pixel gilt erst als definitiv der Kategorie "Wasser' zugehörig,

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup> http://oas.gsfc.nasa.gov/floodmap/index.html

wenn es in mehreren Aufnahmen dieser Kategorie zugeteilt wurde. Auf der Website des NASA Goddard's Office of Applied Science kann deshalb eine Auswahl zwischen sogenannten *composites* getroffen werden. Sie unterscheiden sich voneinander darin, wie viele Aufnahmen für eine definitive Klassifikation verwendet werden. Als Standard gelten die 2-*day*- und die 3-*day*-composites. Bei einem 2-*day*-composite wird ein Pixel erst dann als "Wasser" klassifiziert, wenn dieses Pixel auf mindestens zwei der vier MODIS-Aufnahmen innerhalb der letzten zwei Tagen als "Wasser" identifiziert wurde. Bei den 3-*day*-composites erfolgt die definitive Zuordnung etwas konservativer, indem mindestens drei Beobachtungen innerhalb von drei Tagen verlangt werden (NASA GSFC, 2013).

Diese Massnahme verhindert ein grosser Teil möglicher Fehlklassifikationen durch Wolkenschatten, da sich dessen Position über die Zeit verändert. Da zudem Aufnahmen des Vor- und des Nachmittags verwendet werden, verändert sich auch ein allfälliger Schattenwurf durch das umliegende Gelände. Somit beschränken sich Fehlklassifikation aufgrund des Geländeschattens vor allem auf Gebirgsregionen (Brakenridge, 2012). Dort werden insbesondere während der Wintermonate immer noch viele Pixel fälschlicherweise der Kategorie "Wasser' zugeordnet. Seit Juni 2012 wird deshalb versucht, solche Pixel mit einem zusätzlichen Algorithmus zu entfernen, wobei dies noch nicht in allen Fällen gelingt. Teilweise werden dadurch nun auch Pixel fälschlicherweise entfernt, insbesondere wenn sich unter einem Geländeschatten tatsächlich eine Wasseroberfläche befindet (NASA GSFC, 2013).

Nebst den beiden bereits erwähnten Standards sind im Downloadbereich für einige ausgewählte Ereignisse teilweise auch *1-day-composites* verfügbar, bei denen bereits eine einmalige Zuordnung eines Pixels zur Kategorie "Wasser" für eine definitive Klassifizierung reicht. Da bei diesem Produkt die Gefahr von Fehlklassifikationen besonders hoch ist, wird für diese Produkte ein zusätzlicher Algorithmus angewandt, welcher Wolkenschatten erkennen und entfernen soll. Ein weiterer Spezialfall sind die *14-day-composites*, welche eine Zusammensetzung aus den *3-day-composites* der jeweiligen vergangenen 14 Tage darstellen. Sie werden erst seit dem Juni 2013 hergestellt (NASA GSFC, 2013).

Zum Herunterladen werden die Produkte schlussendlich in 10°x10°-Kacheln angeboten, welche praktisch die ganze Landoberfläche der Erde abdecken. Ausnahmen sind jene Bereiche, welche nördlicher als 70° N liegen. Die Bezeichnung einer Kachel (z.B. 010E/060N) entspricht jeweils deren Koordinaten in der oberen linken Ecke. Es stehen nachfolgende Produkte und Datenformate zur Verfügung, die normalerweise täglich aktualisiert und anhand eines Kalenders für die gewünschten Tage ausgewählt werden können (NASA GSFC, 2013):

- MSW (MODIS Surface Water). Dieses Produkt wird als Shapefile für GIS-Software oder im kmz-Format für Google Earth zur Verfügung gestellt. Es zeigt alles auf der Landoberfläche detektierte Wasser, inklusive eines in die Meere ragenden Streifens entlang der Küsten. Allerdings ist es nicht sicher, dass in Gebieten, in denen kein Wasser detektiert wurde, auch wirklich kein Wasser vorhanden war. Es besteht auch die Möglichkeit, dass das Wasser nicht erkannt werden konnte, beispielsweise aufgrund der Wolkenbedeckung.  MFW (*MODIS Flood Water*): Vom auf der Landoberfläche detektierten Wasser der MSW-Produkte wird ein aus der Land/Wasser-Maske MOD44W generierter Layer mit Referenzwasser subtrahiert, sodass schlussendlich nur noch die während des gewählten Zeitpunktes überfluteten Flächen übrigbleiben.

Die Land/Wasser-Maske MOD44W wurde aus drei unterschiedlichen Quellen zusammengestellt, um eine globale Abdeckung zu ermöglichen. Den Hauptteil bildet der SWBD-Datensatz (*SRTM Water Body Data*), ein Nebenprodukt des digitalen Geländemodells der SRTM-Mission. Dieser beinhaltet die Küsten- und Uferlinien der Ozeane, Seen und Flüsse und steht ebenfalls öffentlich zur Verfügung. Der Nachteil besteht darin, dass die Daten auf den Abdeckungsbereich der SRTM-Mission zwischen 60°N und 56°S beschränkt sind. Deshalb wurde für die höheren geographischen Breiten auf MODIS-Produkte zurückgegriffen. Für die Antarktis wurde das *MODIS mosaic of Antarctica (MOA)* und für die Regionen nördlich von 60°N die Vegetationsmaske MOD44C verwendet. Letztere wurde auch verwendet, um innerhalb der SWBD-Daten bestehende Lücken nachzubessern (Carroll *et al.*, 2009). Es gilt zu beachten, dass dieses verwendete Referenzwasser teilweise nicht der tatsächlichen Realität entspricht, da es einerseits die saisonale Variabilität gewisser Gewässer nicht berücksichtigt, andererseits sich in gewissen Regionen die Gegebenheiten verändert haben, zum Beispiel weil ein See ausgetrocknet ist. Dieses Produkt *MO-DIS Flood Water* kann ebenfalls als Shapefile oder im kmz-Format bezogen werden.

- MWP (*MODIS Water Product*): Der Vorteil dieses Produktes besteht darin, dass es Pixel, bei denen keine Aussage über das Vorhandensein von Wasser gemacht werden kann, in eine eigene Kategorie einteilt. Diese unterscheidet sich nun von derjenigen Klasse, in welche die Pixel eingeteilt werden, bei denen kein Oberflächenwasser detektiert wurde. Grund dafür, weshalb keine Aussage über das Vorhandensein von Wasser gemacht werden kann, ist meist die Wolkenbedeckung. Denkbar sind aber auch Lücken zwischen den Aufnahmestreifen der Satelliten, wie sie hauptsächlich in der Region um den Äquator zwischen 30°S und 30°N vorkommen oder dass aus einem anderen Grund die Daten nicht oder unzureichend aufgenommen wurden. Dieses Produkt wird als georeferenziertes Tiff (*Geotiff*) bereitgestellt, ist allerdings leider erst seit März 2012 verfügbar. In Zukunft wird dieses Produkt eventuell auch als Vektordatensatz zur Verfügung gestellt.
- MFM (*MODIS Flood Map*): Hierbei handelt es sich um eine png-Grafik, bei der überflutete Flächen rot eingefärbt sind. Diese Grafiken sind nicht georeferenziert.

Für alle georeferenzierten Produkte wird das geodätische Referenzsystem WGS84 verwendet. Die beiden Produkte *MODIS Flood Water* und *MODIS Surface Water* stehen für die *14-day-composites* in zwei verschiedenen Formen zur Verfügung. Einerseits können sie als Shapefiles oder im kmz-Format als klassisches binäres Produkt bezogen werden, darin gelten alle Flächen der Kategorie "Wasser' zugehörig, welche auf einem der *3-day-composites* der vergangenen 14 Tagen dieser Kategorie zugeteilt wurden. Zusätzlich werden aber auch noch Geotiffs angeboten, bei welchen für jedes Pixel eine Prozentzahl zwischen 0 und 100 angegeben wird, wie oft es auf den *3-day-composites* der vergange-

nen 14 Tage als "Wasser" klassifiziert wurde (NASA GSFC, 2013). Die Verwendung der vorgestellten Produkte zur Rekonstruktion vergangener Überschwemmungsereignisse wird in Kapitel 5.2.1 thematisiert.

Der Herstellungsprozess für ein klassisches 2-day-composite mit vier MODIS-Aufnahmen ist in Abbildung 3.1 dargestellt. Jene Karte unten rechts in der Abbildung entspricht dem Produkt *MODIS Flood Map*. Dank des automatisierten Prozesses sind die Produkte meist bereits am frühen Abend (Lokalzeit) verfügbar (Slayback *et al.*, 2012).



Abb. 3.1: Prozess der Herstellung eines 2-day-composites (Slayback et al., 2012).

Wie in Kapitel 2.2.2 vorgestellt, haben die beiden verwendeten Bänder eine Auflösung von 250 Metern (Salomonson *et al.*, 2006). Dies entspricht auch der Auflösung der vorgestellten Produkte. Somit können flächenmässig kleinere Überflutungsereignisse nicht detektiert werden. Dies kann beispielsweise aber auch grössere Ereignisse innerhalb von engen Tälern betreffen (Slayback *et al.*, 2012). Weitere Probleme der vorgestellten Produkte bestehen darin, dass Gewässer mit hoher Sedimentfracht mit dem gegenwärtig verwendeten Algorithmus aufgrund ihrer dunklen Farbe oftmals nicht als Wasser detektiert werden (NASA GSFC, 2013) und dass Wasser in Gebieten mit dichter Vegetation durch
MODIS generell nicht detektiert wird (Slayback *et al.*, 2012). Letzteres Problem besteht allerdings auch bei Radaraufnahmen (Schumann *et al.*, 2009; Sakamoto *et al.*, 2007).

#### 3.2 Dartmouth Flood Observatory

Da die Produkte des NASA Goddard's Office of Applied Science nur ab circa Juni 2011 verfügbar sind, bedeutet dies eine grössere Einschränkung bezüglich der Auswahl von in Frage kommenden Ereignissen. Für Regionen, in denen Überschwemmungen länger zurückliegen, wird deshalb auf das Kartenmaterial des vom Dartmouth Flood Observatory<sup>6</sup> betriebenen *Surface Water Records* zurückgegriffen.

Auch hier können die Produkte in 10°x10°-Kacheln bezogen werden. Die folgenden Ausführungen beziehen sich auf jenen grossen Teil der Kacheln, welche auf die aktuellste Version 3 aufdatiert wurde. Diese beinhalten täglich automatisch aktualisierte Karten im Format Geotiff, wobei wiederum das geodätische Referenzsystem WGS84 verwendet wird. Diesen Aktualisierungen liegen ebenfalls die mit dem in Kapitel 3.1 vorgestellten flood detection algorithm klassifizierten MODIS-Daten zugrunde. Die für die täglichen Updates relevante aktuelle Wasserfläche wird jeweils aufgrund von sechs Aufnahmen während der vergangenen drei Tage bestimmt, auf den Karten wiederum ist jeweils immer das über die letzten 14 Tage akkumulierte Oberflächenwasser zu finden. Dies entspricht somit dem in Kapitel 3.1 vorgestellten Produkt MODIS Surface Water der 3-day- und 14-day-composites. Diese beiden Konstrukte werden beim Dartmouth Flood Observatory ebenfalls als GIS-Shapefiles zur Verfügung gestellt (Brakenridge und Kettner, 2014). Bis ungefähr Anfang 2013 werden anstelle der 3day- die 2-day-composites angeboten. Diese wurden allerdings nicht für die automatischen Aktualisierungen der Karten verwendet, da damit erst im Frühjahr 2013 begonnen wurde (Brakenridge und Kettner, 2013). Wiederum gilt es zu beachten, dass die räumliche Auflösung durch die Verwendung der Daten der beiden MODIS-Bänder 1 und 2 bei 250m liegt. Die in Kapitel 3.1 beschriebenen Klassifikationsprobleme, zum Beispiel betreffend den Flüssen mit hoher Sedimentfracht oder den Schatten von Wolken und durch das umliegende Gelände, sind auch für die Karten des Dartmouth Flood Observatory relevant (Brakenridge und Kettner, 2014).

Auf den Karten wird der aktuelle Zustand der Gewässeroberflächen in den Zusammenhang mit früheren Verhältnissen gestellt und entsprechend anhand verschiedener Farben klassifiziert. Veränderungen werden auf einen Referenzdatensatz aus SWBD-Daten (*SRTM Water Body Data*) aus dem Februar 2000 bezogen (Brakenridge und Kettner, 2013). Wie in Kapitel 3.1 beschrieben, stellen die SWBD-Daten ein Nebenprodukt des digitalen Geländemodells der SRTM-Mission dar und sind auf den Abdeckungsbereich der SRTM-Mission zwischen 60°N und 56°S beschränkt. Im Gegensatz zu den hier vorgestellten Karten des Dartmouth Flood Observatory, wird aber für die MODIS-Daten des NASA Goddard's Office of Applied Science die Land/Wasser-Maske MOD44W verwendet. Diese basiert

<sup>&</sup>lt;sup>6</sup> http://floodobservatory.colorado.edu/)

zwar hauptsächlich auf SWBD-Daten, es wurden allerdings zusätzliche Ergänzungen und Korrekturen anhand von MODIS-Daten vorgenommen (Carroll *et al.*, 2009). Die Farben der Gewässeroberflächen auf den Karten des Dartmouth Flood Observatory haben folgende Bedeutung (Brakenridge und Kettner, 2013):

- Violette Flächen sind Bereiche, die zum Aufnahmezeitpunkt trocken waren, allerdings auf dem Referenzdatensatz im Jahr 2000 zu einer Gewässeroberfläche gehörten. Bei sehr kleinen violetten Flächen mit einer Grösse von weniger als 250m<sup>2</sup> handelt es sich um im Referenzdatensatz erfasste Gewässer, die aufgrund ihrer geringen Grösse von MODIS nicht erfasst werden konnten. Bei grossen violetten Flächen kann es sich überdies auch um eisbedeckte Seen handeln.
- Bei dunkelblauen Flächen handelt es sich um die gewöhnliche Wasseroberfläche. Es sind jene von MODIS detektierten Wasserflächen, welche mit jenen des Referenzdatensatzes übereinstimmen.
- Hellblaue Flächen repräsentieren die zum Aufnahmezeitpunkt überfluteten Flächen. Es sind jene von MODIS detektierten Wasserflächen, welche über den Referenzdatensatz hinausgehen. Da für die Farbgebung ein Vergleich der aktuellen Situation mit dem Referenzdatensatz aus dem Jahr 2000 vorgenommen wird, kann es auch sein, dass Bereiche als überflutet ausgeschieden werden, die aber in Tat und Wahrheit eine langfristige Veränderung erfahren haben. Beispiel dafür sind die künstliche Anlegung von Stauseen oder Aquakulturen
- Helle blau-graue Flächen repräsentieren alle durch frühere Überschwemmungen seit dem Jahr 2000 betroffenen Flächen. Im Falle einer Überflutung bieten diese die Möglichkeit, einen Vergleich der aktuellen Überflutung mit der maximalen Ausdehnung der Vergangenheit vorzunehmen.

Die vorgestellten Farben sind in Abbildung 3.2 ersichtlich, welche die Situation um den See Tonle Sap in Kambodscha für den 6.Mai 2014 zeigt. Dieser Ausschnitt ist Teil der Karte 100°E/020°N. Da ein niedriger Wasserstand herrscht, sind die Flächen der Uferbereiche violett. Hellblaue Flächen, welche überflutete Gebiete repräsentieren, sind nur links oben zu erkennen. Das grosse Ausmass der hellen blau-grauen Fläche deutet aber auf grossflächige Überschwemmungen in der Vergangenheit hin.

Nachteil ist, dass frühere Karten bei den meist täglichen Aktualisierungen überschrieben und anschliessend nicht mehr angesehen werden können. Somit kann kein konkreter Überflutungsstand aus der Vergangenheit abgefragt werden, es steht lediglich die helle blau-graue Fläche mit allen seit dem Jahr 2000 überfluteten Gebieten zur Verfügung. Bei einigen Kacheln sind allerdings gewisse Aufnahmen interessanter Zeitabschnitte der Vergangenheit im PDF- oder Powerpoint-Format vorhanden (Brakenridge und Kettner, 2014).



Abb. 3.2: Ausschnitt der Karte 100E/020N des Dartmouth Flood Observatory mit der Situation am 6. Mai 2014 rund um den See Tonle Sap (Brakenridge *et al.*, 2014a).

Es gilt zu beachten, dass die oben beschriebenen täglichen Aktualisierungen, wie auch die Farbgebung nur auf jene Kacheln zutreffen, welche auf die Version 3 aufdatiert wurden. Beim Dartmouth Flood Observatory sind nicht für alle Kacheln Karten verfügbar, respektive teilweise lediglich solche, die bereits längere Zeit nicht mehr aktualisiert wurden. Solche älteren Karten sind meist auch nicht als georeferenziertes Tiff, sondern nur im Format jpeg erhältlich, die teilweise auch eine andere Farbgebung besitzen.

# 4 Bestimmung von Wiederkehrperioden

Wie in Kapitel 1.3 erwähnt, werden den Kunden im Portal *CatNet*® jene Flächen zur Verfügung gestellt, welche anhand des Modells von einem 100-jährigen, respektive von einem 500-jährigen Ereignis betroffen wären. Wie in Kapitel 5.1 ersichtlich werden wird, ermöglicht das Modell der *Global Flood Zones* aber eigentlich die Ausscheidung der von Überschwemmungen beliebiger Wiederkehrperioden betroffenen Zonen. Bekanntlich sollen für die Evaluation des Modells Fernerkundungsdaten vergangener Ereignisse mit der entsprechenden Modellierung verglichen werden. Um eine passende Modellierung vornehmen zu können, spielt die möglichst genaue Zuordnung einer Wiederkehrperiode zu einer untersuchten Überschwemmung somit eine wichtige Rolle.

#### 4.1 Statistische Auswertungen von Abflussdaten

Die Wiederkehrperiode, respektive Jährlichkeit eines Hochwassers ist ein statistisches Konstrukt, das angibt, wie oft mit einem Ereignis eines bestimmten Ausmasses gerechnet werden muss. Zu deren Bestimmung benötigt man kontinuierliche und über einen längeren Zeitraum erhobene Informationen zum Abfluss des betreffenden Fliessgewässers, sogenannte Abflussganglinien. Diese bieten einen guten Überblick über den zeitlichen Verlauf der Abflüsse und es lassen sich relativ einfach Hoch- oder Niedrigwasserabflüsse, wie auch Messlücken erkennen. Ihre Daten bilden somit die Grundlage statistischer Auswertungen, wobei meist die gemittelten Tageswerte verwendet werden (Maniak, 2010). Zwischen der Häufigkeit und der Magnitude von Hochwasserereignissen besteht insofern eine Beziehung, dass kleinere Hochwasserereignisse relativ oft vorkommen, während grosse Ereignisse selten sind, dafür die grössten Schäden verursachen. Da somit Hochwasserereignisse generell umso seltener auftreten, je extremer ihr Ausmass ist, führt dies allerdings zum Problem, dass für Hochwasserereignisse grösseren oder gar extremen Ausmasses vielfach entweder keine oder nur wenige Messungen vorliegen (Davie, 2008).

Werden die mittleren täglichen Abflusswerte ihrer Grösse nach geordnet und in Klassen eingeteilt, kann die entsprechende Häufigkeitsverteilung als Histogramm dargestellt werden. An diesem kann dann abgelesen werden, wie häufig ein gewisser Abfluss während des untersuchten Zeitraumes aufgetreten ist. Durch Bildung der Summenhäufigkeiten wird es zudem möglich, Aussagen darüber zu treffen, wie häufig ein bestimmter Wert über- oder unterschritten wird. Häufig werden daraus sogenannte Dauerlinien (*flow duration curves*) erstellt, an denen direkt abgelesen werden kann, an wie vielen Tagen welche Messwerte über-, respektive unterschritten werden. Abbildung 4.1 präsentiert, wie aus einer Jahresabflussganglinie ein Histogramm und eine Dauerlinie erstellt werden können. Wird ein gewisser Wert auf dieser Dauerlinie betrachtet, so entspricht die zugehörige Anzahl Tage jener, an denen dieser Wert unterschritten wurde. Die Tage, die notwendig sind, um das Jahr zu komplettieren, entsprechen dann derjenigen Anzahl, an denen der betrachtete Wert überschritten wurde. Wie sich

zeigt, können an der Dauerlinie zudem jeweils auch der niedrigste und der höchste beobachtete Wert abgelesen werden. Der Median entspricht jenem Wert, der bei 182.5 Tagen erreicht wird, folglich er gleich häufig unterschritten, wie er überschritten wird. Entsprechend lassen sich auch weitere Quantile ablesen (Morgenschweis, 2010).



Abb. 4.1: Erstellung einer Dauerlinie aufgrund der Häufigkeitsverteilung der Abflusswerte (Wittenberg, 2011).

Anhand der Dauerlinien mehrerer Jahre lassen sich auch *mittlere Dauerlinien* erstellen, welche das typische Abflussregime des Einzugsgebietes wiedergeben. Auch die Ganglinien mehrerer Jahre werden häufig zur Erstellung *mittlerer Jahresganglinien* verwendet. Diese widerspiegeln den typischen jahreszeitlichen Verlauf des Abflusses an der entsprechenden Messstation und lassen somit ebenfalls auf das Abflussregime schliessen. Auch die Erstellung typischer Ganglinien für trockene oder für nasse Jahre ist verbreitet. Die Ganglinie eines Jahres kann dann mit diesen standardisierten Ganglinien verglichen werden (Maniak, 2010).

#### 4.2 Berechnung von Wiederkehrperioden

Bezüglich der Bestimmung von Wiederkehrperioden sind zwei Varianten denkbar. Einerseits kann jener Abfluss berechnet werden, welcher einem Hochwasser mit vorgegebener Wiederkehrperiode, z.B. von 50 Jahren (HQ<sub>50</sub>), entspricht. Dies wird beispielsweise bei der Erstellung von Hochwasserschutzeinrichtungen gemacht. Andererseits kann auch einem gemessenen Hochwasserabfluss HQ eine Wiederkehrperiode zugewiesen werden (Davie, 2008).

$$T(X) = \frac{1}{P(X)} = \frac{1}{1 - F(X)}$$
(4.1)

Formel 4.1 verdeutlicht, dass der Kehrwert der Wahrscheinlichkeit P(X), dass der Hochwasserabfluss einen bestimmten Wert X erreicht oder überschreitet, die Zeitspanne T(X) in Anzahl Jahren ergibt, die durchschnittlich zwischen zwei solchen Ereignissen liegt, die einen Hochwasserabfluss im Wert von Xerreichen oder überschreiten. Es gilt unbedingt zu beachten, dass es sich dabei um eine berechnete durchschnittliche Zeitspanne handelt, somit die tatsächlich auftretende auch wesentlich kürzer oder länger sein kann. Das komplementäre Ergebnis zur Wahrscheinlichkeit P(X) wiederum ergibt die Wahrscheinlichkeit F(X), dass ein Hochwasserabfluss einen Wert X unterschreitet (Davie, 2008). Ein Abflusswert, der eine Überschreitungswahrscheinlichkeit von 1/50, respektive 2% hat, wird also einem 50-jährigen Ereignis zugeordnet und gleichzeitig besteht eine Wahrscheinlichkeit von 98%, dass jener Abflusswert, der einem 50-jährigen Ereignis entspricht, innerhalb eines Jahres nicht erreicht wird. Diese Unterschreitungswahrscheinlichkeit F(X) kann anhand von Verteilungsfunktionen berechnet werden, welche anhand bekannter Unterschreitungswahrscheinlichkeiten von gemessenen Abflüssen erstellt werden. Normalerweise werden dazu die jährlichen Abflussmaxima HQ, auch Scheitelabflüsse genannt, verwendet. Wenn die Beobachtungen nur über einen kurzen Zeitraum zur Verfügung stehen, besteht aber auch die Möglichkeit der Bildung von sogenannten partiellen Serien. Dabei werden aus der Beobachtungsreihe alle Ereignisse ausgesucht, deren Scheitelabflüsse einen vordefinierten Schwellenwert überschreiten. Die erhobene Serie von N Scheitelabflüssen kann nun als eine Folge unabhängiger Zufallsvariablen betrachtet werden, die der Grösse nach in aufsteigender Reihenfolge angeordnet werden soll. Entsprechend kann jedem Ereignis eine Rangzahl m zugewiesen werden, wobei der geringste beobachtete Wert die Rangzahl 1 bekommt. Der höchste beobachtete Wert erhält somit den Rang m=N und N entspricht bei einer jährlichen Serie auch der Anzahl Jahre, für welche Daten erhoben wurden. Die Unterschreitungswahrscheinlichkeiten F(X) der erfassten Scheitelabflüsse können anschliessend mit Formel (4.2) berechnet werden. Es gilt zu beachten, dass es sich um eine empirische Unterschreitungswahrscheinlichkeit handelt, da es sich bei den Messwerten nur um Stichproben eines gewissen Zeitabschnitts und nicht um die Grundgesamtheit handelt. Diese dürfte noch extremere, über die der registrierten Ereignisse hinausgehende, Werte beinhalten. Bei c handelt es sich um einen Beiwert. Bei Hochwasser werden häufig die Formeln nach Weibull oder nach Gringorten verwendet. Jene nach Weibull sieht für c den Wert 0 vor, jene nach Gringorten den Wert 0.44. Die Wahl des Beiwertes c hat aber nur einen Einfluss bei geringen Stichprobenumfängen (Maniak, 2010).

$$F(X) = \frac{m - c}{N + 1 - 2c}$$
(4.2)

Abbildung 4.2 zeigt das graphische Resultat des Auftragens (Plotten) der empirischen Unterschreitungswahrscheinlichkeiten gemessener jährlicher Scheitelabflüsse anhand der beiden Formeln nach Weibull, respektive Gringorten. Wie sich zeigt, unterscheiden sich die beiden Resultate nur geringfügig voneinander (Davie, 2008). Anhand von Formel (4.1) kann anschliessend auf T(X) geschlossen werden, das in diesem Zusammenhang auch als *empirisches* Wiederkehrintervall bezeichnet wird (Wittenberg, 2011).



Abb. 4.2: Plot der Unterschreitungswahrscheinlichkeiten jährlicher Scheitelabflüsse eines Flusses in Grossbritannien anhand der Formeln nach Weibull und Gringorten (Davie, 2008).

Die Anpassung einer geeigneten Verteilungsfunktion an die empirischen Unterschreitungswahrscheinlichkeiten der Stichproben, ermöglicht die Berechnung beliebiger Unterschreitungswahrscheinlichkeiten. Zudem können anhand einer solchen Verteilungsfunktion auch die Unterschreitungswahrscheinlichkeiten für Ereignisse angegeben werden, welche grösser als die Beobachteten sind. Für die Hochwasseruntersuchungen werden häufig insbesondere die (logarithmische) Gumbel-, die Pearson-Typ-III- und die (logarithmische) Normalverteilung verwendet (Maniak, 2010).

Die Genauigkeit, wie mit der vorgestellten Methodik die Jährlichkeit bestimmt werden kann, ist sehr stark von den verfügbaren Abflussdaten und deren Präzision abhängig. Je länger der Zeitraum der vorhandenen Aufzeichnungen ist, desto zuverlässiger sind die Aussagen der Berechnungen. Insbesondere Extremwerte sind aufgrund der schlechten Datenlage wegen ihres seltenen Eintretens schwierig zu bestimmen. Ausserdem ist bei Extremereignissen die Gefahr besonders hoch, dass die Abflüsse an den Messstationen nicht korrekt aufgezeichnet werden. Es weisen also bereits die empirischen Wahrscheinlichkeiten Ungenauigkeiten auf. Als Faustregel gilt, dass keine Wiederkehrperioden berechnet werden sollen, die das Doppelte der Aufzeichnungsdauer überschreiten. In jedem Fall sollten die Aufzeichnungen bei Verwendung jährlicher Serien mindestens einen Zeitraum von zehn Jahren umfassen (Davie, 2008).

#### 4.3 Abflussdaten

Um die Jährlichkeit eines Ereignisses zu ermitteln, verfügt man also im Idealfall über eine möglichst lange Messreihe der jährlichen Spitzenabflusswerte, sowie den Wert des Scheitelabflusses des Ereignisses selbst. Wie sich allerdings in der Praxis zeigt, sind Abflussdaten in globaler Hinsicht recht schwierig zu finden, da sie entweder gar nicht erhoben oder dann nicht öffentlich zur Verfügung gestellt werden. Für die überwiegende Mehrheit der Flüsse liegen keine Abflussmessungen vor. Insbesondere kleinere Flüsse sind von der Datenknappheit betroffen (Hrachowitz *et al.*, 2013).

Eine wichtige Quelle für weltweite Abflussdaten ist das *Global Runoff Data Centre GRDC*. Es besitzt Abflusszeitreihen von gegen 9000 Messstationen auf allen Kontinenten, teilweise gar die täglichen Messwerte. Leider zeigt sich aber, dass diese allerdings vielerorts bereits seit längerer Zeit nicht mehr nachgeführt wurden oder lückenhaft sind. Mehr als die Hälfte aller Zeitreihen endet vor der Jahrtausendwende. Aktuellere Ereignisse können deshalb nur für wenige Regionen abgedeckt werden. Dieselben Einschränkungen gelten für das ebenfalls vom GRDC betriebene European Water Archive, welches noch zusätzliche Daten für weitere Messstationen in Europa besitzt (GRDC, 2014).

Durch die Verknüpfung der Daten des Global Runoff Data Centre mit einem klimagetriebenen Wasserbilanzmodell wurden ausserdem die *Global Composite Runoff Fields* entwickelt, welche flächenhaft regionalisierte Informationen zu den durchschnittlichen monatlichen, respektive jährlichen Abflüssen ganzer Gebiete geben<sup>7</sup>. Durch den Vergleich der an den Stationen gemessenen Abflusswerte mit den modellierten Werten konnte das Wasserbilanzmodell verbessert werden, was auch genauere Modellierungen für unbeobachtete Regionen ermöglicht. Auch können genauere Angaben zu anderen Parameter des Modells, beispielsweise der Bodenfeuchte, gemacht werden (Fekete *et al.*, 1999).

Auch das *Center for Sustainability and the Global Environment SAGE* (2013) stellt weltweite, an 3125 Messstationen auf allen Kontinenten aufgezeichnete Abflussdaten, wie auch die jeweiligen mittleren Jahresganglinien zur Verfügung. Diese sind allerdings zu einem grossen Teil ebenfalls veraltet und seit dem Februar 2010 wurden zudem gar keine Aktualisierungen der Daten mehr vorgenommen. Des Weiteren gibt es den im Internet<sup>8</sup> erhältlichen globalen RIVDIS-Datensatz, dessen Datenreihen allerdings nur bis 1991 reichen (Vörösmarty *et al.*, 1998). Teilweise stellen Behörden einzelner Länder die Abflussdaten von Flüssen in ihrer Zuständigkeit im Internet zur Verfügung oder erstellen Publikationen zu Hochwasserereignissen. Auch bei weiteren halb- oder zwischenstaatlichen Organisationen, wie beispielsweise der *Mekong River Commission (MRC)*, sind teilweise solche Informationen erhältlich.

Stehen keine Abflussdaten zur Verfügung, wird oftmals auf sogenannte Niederschlags-Abfluss-Modelle zurückgegriffen. Niederschlagsaufzeichnungen sind nämlich einiges weiter verbreitet und vielfach bereits für längere Zeitspannen verfügbar. Der Abfluss wird dabei anhand diverser Inputparameter, insbesondere des Niederschlags im betreffenden Einzugsgebiet, berechnet und modelliert. Dabei gibt es zahlreiche unterschiedliche Modelle diverser Komplexität, eine relativ simple und bereits seit längerem angewandte Methode zur Modellierung des Abflusses aus Niederschlagswerten ist die Einheitshanglinie (*unit hydrograph*) (Wittenberg, 2011). Solche Niederschlags-Abfluss-Modelle eignen sich insbesondere auch zur Bestimmung potentieller Hochwasserabflüsse unterschiedlicher Eintrittswahrscheinlichkeiten. Sind für ein Einzugsgebiet gar keine Daten vorhanden, so wird bei Möglichkeit auf Daten anderer Einzugsgebiete mit ähnlichen Eigenschaften bezüglich Grösse, Gefälle, Landnutzung usw. zurückgegriffen (Disse, 2013).

<sup>&</sup>lt;sup>7</sup> http://www.compositerunoff.sr.unh.edu/

<sup>&</sup>lt;sup>8</sup> http://daac.ornl.gov/cgi-bin/dsviewer.pl?ds\_id=199

Um der mehrheitlich schlechten Datenlage bezüglich Abflussmessungen entgegenzutreten, rief die International Association of Hydrological Sciences IAHS im Jahr 2003 die Decade on Predictions in Ungauged Basins aus, die bis ins Jahr 2012 dauerte. Als hauptsächliches Ziel dieser Initiative wurde definiert, Fortschritte bezüglich hydrologischen Vorhersagen in unbeobachteten Einzugsgebieten zu machen. Dies sollte hauptsächlich dank eines besseren Verständnisses der hydrologischen Prozesse und aufgrund zusätzlicher und besserer Daten erreicht werden. Hierbei spielt die Verbesserung der Informationen zu den Abflüssen eine zentrale Rolle, da sie auch Grundlage weiterer Informationen bilden, beispielsweise für Aussagen zur Wasserqualität. Grosses Gewicht wurde denn auch der Weiterentwicklung und Verbesserung hydrologischer Modelle beigemessen. Das Wissen, wodurch hydrologische Prozesse gesteuert werden, respektive wie sie mit anderen Prozessen, dem Klima und dem Naturraum verknüpft sind, konnte deutlich verbessert werden. Zudem wurden Ansätze entwickelt, um Unsicherheiten in den Daten zu berücksichtigen, abzuschätzen und zu vermindern. Betreffend der Entwicklung und Anwendung neuer Technologien sind insbesondere die grossen Erfolge im Bereich der Fernerkundung zu erwähnen. Sowohl bezüglich Abflussmessungen mittels Fernerkundungsmethoden, aber auch in verwandten Bereichen, wie der Messung von Niederschlägen oder Bodenfeuchten konnten wesentliche Fortschritte erzielt werden (Hrachowitz et al., 2013).

Bei den untersuchten Gebieten, die in Kapitel 7 vorgestellt werden, wurde möglichst auf Informationen der Behörden der betroffenen Gebiete zurückgegriffen. Vereinzelt nahmen diese gar eine Schätzung bezüglich der Jährlichkeit eines Ereignisses vor. Teilweise findet man dazu auch Hinweise in wissenschaftlichen Arbeiten. Ein wichtiger Anbieter von satellitenbasierten Abflussmessungen ist zudem wiederum das Dartmouth Flood Observatory (Brakenridge *et al.*, 2014c).

# 5 Methodik zur Realisierung von Vergleichen zwischen dem Modell und den Fernerkundungsdaten

Um einen Vergleich zwischen dem Modell der *Global Flood Zones*<sup>™</sup> und in der Vergangenheit stattgefundenen Ereignissen vornehmen zu können, müssen einerseits diese Ereignisse möglichst genau rekonstruiert werden, andererseits soll auch eine zweckmässige Modellierung vorgenommen werden. Dieses Kapitel beschreibt, wie die Überschwemmungsflächen vergangener Ereignisse anhand von MODIS-Daten rekonstruiert und mit den Modellierungen verglichen werden können. Eine wichtige Rolle spielt dabei auch die Definition relevanter Untersuchungsbereiche, um aussagekräftige Vergleiche zu ermöglichen. Die Umsetzung erfolgte im Wesentlichen mithilfe der beiden Programme ArcGIS 10.2 der Firma ESRI und MATLAB R2013b von MathWorks.

# 5.1 Die MARS-Koeffizienten der Global Flood Zones<sup>TM</sup>

Wie in Kapitel 1.3 vorgestellt, wird die Wahrscheinlichkeit einer Überflutung in einem Raster zellenweise anhand einer multiplen Regression berechnet. Dabei werden die horizontale und die vertikale Distanz zu einem Fluss und die Grösse des Einzugsgebietes an der entsprechenden Rasterzelle als unabhängige Variablen verwendet (Mehlhorn, 2002). Diese so berechneten Wahrscheinlichkeiten werden als GIS-Raster für verschiedene Regionen als sogenannte MARS-Koeffizienten (*Multi-Variate Automated Regression Splines*) zur Verfügung gestellt. Die Rasterzellen sind quadratisch und ihre Grösse beträgt jeweils 0.0008333°, was also drei Bogensekunden entspricht. Wie in Kapitel 1.3 vorgestellt, entspricht dies der Auflösung des verwendeten Geländemodelles aus den SRTM-Daten. Als Referenzkoordinatensystem wird WGS84 verwendet.



Abb. 5.1: Raster mit den MARSP-Koeffizienten für die Region Australien, dargestellt in ArcGIS.

Abbildung 5.1 zeigt als Beispiel das Raster mit den MARS-Koeffizienten für die Region Australien. Diese besitzen Werte zwischen 0 und 1000, entsprechend der für die betreffende Zelle berechneten Wahrscheinlichkeit einer Überflutung. Die Rasterzellen mit einem Wert von 1000 entsprechen den Oberflächengewässern, bei jenen mit einem Wert von null wird das Risiko einer Überflutung ausgeschlossen. Die Werte der MARS-Koeffizienten werden verschiedenen Wiederkehrperioden zugeordnet, diese sind in Tabelle A.1 im Anhang aufgeführt. So umfasst gemäss dem Modell zum Beispiel ein Ereignis mit einer Wiederkehrperiode von 100 Jahren alle Zellen, welche einen MARS-Koeffizienten von 580 oder höher aufweisen. Alle Zellen, welche einen MARS-Koeffizienten von siber 1000 Jahren betroffen. Abbildung A.1 im Anhang hält die Beziehung zwischen MARS-Koeffizienten und den zugehörigen Wiederkehrperioden graphisch fest.

Wie in Kapitel 1 erwähnt, werden den Kunden im Portal *CatNet*® jene Flächen zur Verfügung gestellt, welche anhand des Modells von einem 100-jährigen, respektive von einem 500-jährigen Ereignis betroffen wären. Das Modell ermöglicht aber eigentlich die Ausscheidung von betroffenen Zonen beliebiger Wiederkehrperioden. Dazu müssen alle Zellen mit den entsprechenden MARS-Koeffizienten extrahiert werden. In Abbildung 5.2 beispielsweise sind in blau jene Gebiete dargestellt, welche von einem Ereignis mit einer Wiederkehrperiode von 80 Jahren betroffen wären, das heisst in diesem Fall, alle Rasterzellen mit einem MARS-Koeffizienten grösser oder gleich dem Wert 674.

Für einen Vergleich mit den Überschwemmungsflächen können die MARS-Koeffizienten für die gewünschten Untersuchungsbereiche extrahiert werden, eine detailliertere Beschreibung dazu folgt in Kapitel 5.3.



Abb. 5.2: Bei einem Ereignis mit einer Wiederkehrperiode von 80 Jahren betroffene Gebiete für die Region Australien, dargestellt in ArcGIS.

### 5.2 Rekonstruktion der Überschwemmungsflächen anhand von MODIS-Daten

Um Überflutungsereignisse der Vergangenheit zu rekonstruieren, wird hauptsächlich auf zwei Quellen mit geeigneten, bereits bearbeiteten MODIS-Daten zurückgegriffen. Es handelt sich dabei um die in Kapitel 3 beschriebenen Daten des NASA Goddard's Office of Applied Science und des Dartmouth Flood Observatory. Da sich die Daten der beiden Anbieter bekanntlich etwas unterscheiden, ist je nach Quelle ein unterschiedliches Vorgehen erforderlich, welches nachfolgend beschrieben werden soll. Zudem soll in Erinnerung gerufen werden, dass die räumliche Auflösung der MODIS-Daten 250m beträgt, womit also nur grossflächige Überschwemmungen sinnvoll untersucht werden können.

# 5.2.1 Rekonstruktion anhand von MODIS-Daten des NASA Goddard's Office of Applied Science

Von den zahlreichen zur Verfügung gestellten und in Kapitel 3.1 beschriebenen Produkten des NASA Goddard's Office of Applied Science werden die Shapefiles des *MODIS Surface Water (MSW)* verwendet. Dies ermöglicht uns die Rekonstruktion des gesamten zum fraglichen Zeitpunkt an der Oberfläche detektierten Wassers. Der Vergleich des Modells mit dem *MODIS Flood Water (MFW)* wäre weniger sinnvoll, da das Modell die dauernd vorhandenen Oberflächengewässer immer auch miteinbezieht. Wie in Kapitel 5.1 erklärt, sind dies jene Rasterzellen, welche einen MARS-Koeffizienten von 1000 aufweisen. Ein Vergleich des Modells mit dem *MODIS Flood Water* hätte also zur Folge, dass für Seen und Flüsse keine Übereinstimmung herrschen würde, was in der Evaluation ungerechtfertigt schlechtere Ergebnisse zur Folge hätte.

Zur Auswahl der gewünschten Daten werden die von der SwissRe publizierten Zeitabschnitte für die verschiedenen Überschwemmungsereignisse verwendet (Swiss Re, 2012b; Swiss Re, 2013; Swiss Re, 2014). Es gilt zu beachten, dass andere Publikationen für gewisse Ereignisse teilweise abweichende Zeiträume angeben. Wie erwähnt, sind die Produkte erst seit ungefähr Juni 2011 verfügbar, was eine deutliche Verminderung bezüglich der damit rekonstruierbaren Ereignisse zur Folge hat. Für nachfolgende Überschwemmungen konnten in ausreichender Qualität verfügbare *near real-time* MODIS Daten verwendet werden:

- Mississippi: 25.04. 15.06.2011
- Missouri: 15.05. 30.06.2011
- Amur: 01. 07.08.2013
- Mekong: 13.08.-13.10.2011
- Chao Phraya: 27.07. 20.11.2011
- Brahmaputra: 22.6.-19.07.2012 und 23.06.-15.07.2013
- Ganges: 23.09.-03.10.2011
- Meghna: 26.06-12.07.2012

Um den gesamten Bereich, der von einem Überflutungsereignis betroffen war, zu rekonstruieren, werden also die Daten für die gesamte Überflutungsperiode heruntergeladen und anschliessend in ArcGIS miteinander vereinigt. Abbildung 5.3 zeigt als Beispiel die zusammengeführten Shapefiles der Kacheln 90°E/20°N, respektive 100°E/20°N für den Zeitraum vom 27.07. – 20.11.2011, die zur Rekonstruktion des Ereignisses entlang des Chao Phrayas dienen. Hat ein Ereignis, wie im vorliegenden Fall, über Kachelgrenzen hinweg stattgefunden, so müssen die betreffenden Ausschnitte anschliessend ebenfalls noch miteinander vereinigt werden.



Abb. 5.3: Zusammengeführte MSW-Shapefiles der Kacheln 90°E/20°N (links), respektive 100°E/20°N (rechts) für den Zeitraum vom 27.07.-20.11.2011, dargestellt in ArcGIS.

Die zusammengeführten Shapefiles müssen zudem anschliessend auf den Umfang des Untersuchungsgebietes zugeschnitten und im Hinblick auf den späteren Vergleich mit den MARS-Koeffizienten ins Rasterformat konvertiert werden. Die Auswahl geeigneter Untersuchungsgebiete wird in den Kapiteln 5.3 und 5.4 behandelt. Die Zellengrösse würde nach der Umwandlung ins Rasterformat 0.002197° betragen, welche näherungsweise der Auflösung von 250m am Äquator entsprechen würde (NASA GSFC, 2013). Im Hinblick auf die spätere Evaluation soll die Grösse der Zellen allerdings an jene des Rasters mit den MARS-Koeffizienten angepasst werden. Zudem sollen die beiden Raster exakt deckungsgleich werden. Dies kann in den *Umgebungseinstellungen (Environment Settings)* vorgenommen werden. Die Ausrichtung des Rasters an jenem mit den MARS-Koeffizienten kann in der Umgebungskategorie *processing extent (Verarbeitungsausdehnung)* vorgenommen werden, indem letzteres als *snap raster (Fang-Raster)* definiert wird (ESRI, 2014a). Die Zellengrösse kann mit der gleichnamigen Umgebungseinstellung in der Umgebungskategorie *Raster Analysis* definiert werden. Für eine exakte Übereinstimmung kann anstelle der manuellen Eingabe einer Zahl das entsprechende Raster ausgewählt werden, deren Zellengrösse übernommen werden soll. In unserem Fall heisst das, dass die Daten auf einen tieferen Zellengrössenwert interpoliert werden. Dies bedeutet allerdings nicht, dass die Daten eine höhere Genauigkeit erlangen. Stattdessen werden gewisse Zellen lediglich in mehrere Zellen kleinerer Grösse unterteilt werden (ESRI, 2014i). Ein aus den Shapefiles mit den Gewässerständen hergestelltes Raster kennt zwei Werte. Jene Zellen, welche der Kategorie "Wasser" zugehören besitzen den Wert 0, die anderen den Wert -9999 (noData).

Wird das zusammengeführte Shapefile auf ein Untersuchungsgebiet zugeschnitten, so fällt in den meisten Fällen gleich auch die in die Ozeane hineinragende Küstenlinie weg. Wenn dies nicht der Fall ist, so muss die Küstenlinie entfernt werden, indem das Shapefile auf jene Bereiche zugeschnitten wird, die vom Modell, spricht dem Raster mit den MARS-Koeffizienten, eingenommen werden.

Werden für das MODIS Surface Water sowohl 2-day-, als auch 3-day-composites angeboten, so werden beide Produkte verwendet, um allfällige Unterschiede festzustellen. Da die Zuordnung bei den 3day-composites etwas konservativer erfolgt, können diese bei Ereignissen kurzer Dauer manchmal unerwünschte Lücken enthalten, dann eignen sich die 2-day-composites besser. Für Ereignisse mit einem längeren Abschnitt sind die 3-day-composites empfehlenswert, da sie weniger irrtümlicherweise als "Wasser" klassifizierte Pixel aufweisen. Bei Ereignissen, die in die Anfangsphase ab Juni 2011 fallen, sind aber für relativ viele Kacheln sowieso nur 2-day-composites vorhanden.



Abb. 5.4: Überlagerung des Shapefiles über das Geotiff der Region 100°E/20°N (Geotiff: Brakenridge *et al.*, 2014a).

Da die Karten des Dartmouth Flood Observatory den maximalen Überflutungsbereich seit dem Jahr 2000 veranschaulichen, dienen diese auch zur Überprüfung der rekonstruierten Überflutungsstände, welche mittels der Shapefiles hergestellt werden. Diese Rekonstruktionen sollten die hellen blaugrauen Flächen der Karten also nicht überschreiten. Zudem kann mit den Karten verglichen werden, ob die Oberflächengewässer durch die hergestellten Shapefiles korrekt repräsentiert werden. Abbildung 5.4 verdeutlicht dies anhand der Situation von 100°E/20°N. Dem georeferenzierten Tiff dieser Region, wie es beim Dartmoth Flood Observatory bezogen werden kann (linke Hälfte) wird das zusammengesetzte Shapefile aus Abbildung 5.3 überlagert (rechte Hälfte).

Sind für den entsprechenden Zeitraum auch die Tiffs des MODIS Water Product (MWP) vorhanden, so lassen sich zusätzliche Aussagen über jene Pixel machen, welche nicht als der Kategorie "Wasser" zugehörig klassifiziert wurden. Wie in Kapitel 3.1 beschrieben, unterscheiden diese Tiffs jene Pixel, bei welchen kein Oberflächenwasser detektiert wurde, von denjenigen, für welche keine Aussage über das Vorhandensein von Wasser gemacht werden kann. Daraus lässt sich somit eine zusätzliche Einschätzung bezüglich der Qualität der Shapefiles mit den rekonstruierten Überflutungsflächen ableiten. Sind beispielsweise gewisse Bereiche während der gesamten Dauer eines Ereignisses oder einem grossen Teil davon der Kategorie mit ungenügender Datenlage zugeordnet, so ist es durchaus möglich, dass der tatsächliche Überflutungsbereich grösser war, als er in der Rekonstruktion dargestellt wird. Abbildung 5.5 zeigt in der linken Hälfte ein Beispiel eines Tages innerhalb des Zeitraumes, der zur Rekonstruktion des Ereignisses entlang des Chao Phrayas diente, an dem beinahe alle Pixel der Kachel 100°E/20°N zur Kategorie mit ungenügender Datenlage gehörten. In den Shapefiles des gleichen Tages wurden entsprechend nur sehr geringe Flächen der Kategorie "Wasser' zugeordnet, obwohl nur schon die regulären Oberflächengewässer bestimmt einen grösseren Bereich als den dargestellten eingenommen haben. Gleichzeitig zeigt Abbildung 5.5 in der rechten Hälfte ein weiteres solches Tiff derselben Kachel eines anderen Tages, bei welchem die Kategorie mit ungenügender Datenlage einen wesentlich geringeren Anteil ausmacht. Bei Betrachtung verschiedener Geotiffs unterschiedlicher Regionen und Daten stellt man fest, dass meist relativ grosse Bereiche in die Kategorie mit ungenügender Datenlage eingeteilt werden.



Abb. 5.5: Beispiele der Tiffs für die Kachel 100°E/20°N am 11. September 2011 (links) und am 12. November 2011 (rechts) (NASA GSFC, 2013).

#### 5.2.2 Rekonstruktion anhand von Kartenmaterial des Dartmouth Flood Observatory

Wie bereits in Kapitel 3.2 erwähnt, sind die Gewässeroberflächen anhand vier verschiedener Farben kodiert. Hier wäre es sinnlos, willkürlich nur die an jenem Tag der Aufnahme überfluteten Flächen zu extrahieren, sofern denn überhaupt solche vorhanden sind. Es müssen also die hellen blau-grauen Flächen mit den gesamten Überflutungsständen seit dem Jahr 2000 extrahiert werden. Somit macht es natürlich Sinn, gleich alle vier Kategorien der vom Dartmouth Flood Observatory unterschiedenen Gewässeroberflächen zu extrahieren.

Die Karten des Dartmouth Flood Observatory können als Rasterdatensatz in ArcGIS importiert werden. Stammt eine Karte von einem Ausschnitt, der noch nicht auf Version 3 aufdatiert wurde, so wird diese allerdings nicht als georeferenziertes Tiff, sondern lediglich im jpeg-Format erhältlich sein und muss folglich georeferenziert werden. Abbildung 5.9 zeigt als Beispiel ein solches jpeg des Ausschnitts 110°E/20°S. Für die Georeferenzierung steht in ArcGIS ein gleichnamiges Werkzeug zur Verfügung (ESRI, 2014e). Diese muss anhand des Rasters mit den MARS-Koeffizienten der betreffenden Region vorgenommen werden. Werden bei diesem Raster all jene Zellen extrahiert, deren MARS-Koeffizienten den Wert 1000 aufweisen, lässt sich bekanntlich das Oberflächengewässernetz darstellen, was die Definition von Passpunkten an markanten Stellen der Oberflächengewässer ermöglicht. Eine erste, grobe Georeferenzierung kann auch anhand der Koordinaten der vier Ecken des jpegs vorgenommen werden. Diese sind ja bekannt, da es sich jeweils um Kacheln mit einer Abdeckung von 10°x10° handelt, wobei die obere linke Ecke für die Benennung verantwortlich ist. Es muss darauf geachtet werden, dass als Referenzkoordinatensystem WGS84 verwendet wird.

Die Extraktion der Oberflächengewässer erfolgt anschliessend mit dem *Raster Calculator*. Jede Zelle des Rasters besitzt je einen Farbwert für die Bänder rot, grün und blau, entsprechend können nun die Zellen mit den gewünschten Farbwerten mit dem Ausdruck *Con* ausgewählt werden (ESRI, 2014f). Gleichzeitig wird in der Ausgabe den extrahierten Zellen der Wert null zugewiesen, während die anderen den noData-Wert -9999 erhalten. Dies gewährleistet die Übereinstimmung bezüglich der Zellwerte mit den Rastern, welche aus den Shapefiles des NASA Goddard's Office of Applied Science konvertiert wurden (vgl. Kapitel 5.2.1). Diese Übereinstimmung ist notwendig für die spätere Verarbeitung mit MATLAB, deren Prozessierung für diese Zellwerte erarbeitet wurde (vgl. Kapitel 5.4). Für den späteren Vergleich muss die Zellengrösse zudem wiederum auf 0.0008333° konvertiert werden und deckungsgleich zu jenem mit den MARS-Koeffizienten positioniert werden. Wie in Kapitel 5.2.1 beschrieben, kann dies in den *Umgebungseinstellungen* definiert werden. Da die Zellen der Karten des Dartmouth Flood Oservatory zudem nicht quadratisch sind, kommt es zu leichten Verzerrungen.

In Abbildung 5.6 ist die Extraktion der Oberflächengewässer für das jpeg der Kachel 110°E/20°S ersichtlich. Wie sich zeigt, muss diese unter Umständen manuell nachgebessert werden, beispielsweise weil Beschriftungen die Gewässer überdeckten. Wenn die Extraktion aufgrund von Farbwerten erfolgt, werden die Gewässerpixel, welche durch Beschriftungen überdeckt werden, natürlich nicht miteinbezogen, da diese eine andere Farbe besitzen. Meistens müssen zudem gewisse extrahierte Bereiche mit offensichtlichen Fehlklassifikationen, zum Beispiel in gebirgigen Regionen, entfernt werden. Dies kann dadurch bewerkstelligt werden, indem man um den relevanten Überflutungsstand ein Polygon legt, innerhalb dessen anschliessend das Raster ausgeschnitten werden soll. Diese beiden vorgestellten Schritte zur Verbesserung des extrahierten Überschwemmungsbereiches können auch gemacht werden, nachdem die extrahierten Flächen bereits auf einen für die Evaluation relevanten Untersuchungsbereich zugeschnitten wurden, wie dies in Kapitel 5.4 behandelt wird.



Abb. 5.6: jpeg der Kachel 110°E/20°S (rechts) und die daraus extrahierten Oberflächengewässer (jpeg: Brakenridge *et al.*, 2014b).

Wie Abbildung 5.6 ebenfalls zeigt, werden im Normalfall auch die Oberflächen der Ozeane extrahiert, da diese, entsprechend der Farbgebung für die gewöhnliche Wasseroberfläche, meist die gleiche Farbe wie die Seen aufweisen. Die Ozeane können aber normalerweise analog zu den unerwünschten Küstenlinien der Daten des NASA Goddard's Office of Applied Science entfernt werden, indem nur die Fläche innerhalb des gewünschten Untersuchungsbereichs oder jene Fläche, welche deckungsgleich mit dem Raster der MARS-Koeffizienten ist, extrahiert wird. Diese extrahierte Fläche kann dann als Repräsentation des extremsten Ereignisses innerhalb des Zeitraums seit dem Jahr 2000 betrachtet werden. Die Auswahl geeigneter Untersuchungsgebiete wird in den beiden nachfolgenden Kapiteln 5.3 und 5.4 behandelt.

### 5.3 Extraktion von Einzugsgebieten und Bestimmen von Teileinzugsgebieten

Im Hinblick auf die spätere Evaluation, ist es nötig, für die rekonstruierten Überschwemmungsflächen relevante Untersuchungsbereiche festzulegen, innerhalb denen ein Vergleich mit den MARS-Koeffizienten erfolgen soll. Da die Vergleiche sinnvollerweise jeweils für einzelne Flüsse durchgeführt werden, bietet es sich an, jeweils die zugehörigen Einzugsgebiete als Untersuchungsbereiche zu verwenden. Um die Einzugsgebiete zu definieren, wird auf HydroSHEDS-Produkte (*Hydrological Data and Maps Based on Shuttle Elevation Derivatives at Multiple Scales*) zurückgegriffen, welche im Internet öffentlich zur Verfügung gestellt werden<sup>9</sup>. Die Entwicklung dieser Produkte wurde durch das *Conservation Science Program* des *World Wildlife Fund (WWF)*, in Zusammenarbeit mit dem *U.S. Geological Survey (USGS)* und weiteren Partnern vorgenommen (Lehner *et al.*, 2008).



Abb. 5.7: HydroSHEDS-Einzugsgebiete mit einer Auflösung von 15 Bogensekunden für die Region der Ozeanien, dargestellt in ArcGIS.

Die Einzugsgebiete werden als Polygon-Shapefiles für ArcGIS zur Verfügung gestellt. Es kann zwischen einer Auflösung von 15 oder 30 Bogensekunden gewählt werden (Lehner, 2013), wobei für diese Arbeit jene Shapefiles mit der besseren Auflösung von 15 Bogensekunden verwendet werden. Abbildung 5.7 zeigt als Beispiel die Einzugsgebiete, wie sie sich für die Region Ozeanien präsentieren. Die GIS-Files basieren hauptsächlich auf dem aus Daten der *Shuttle Radar Topography Mission* (*SRTM*) erstellten digitalen Höhenmodell, welches zusätzlich weiterbearbeitet wurde (Lehner *et al.*, 2008). Wie in Kapitel 1 vorgestellt, basieren auch die für das Modell der Global Flood Zones benötigten topographischen Angaben auf diesen SRTM-Daten.

<sup>&</sup>lt;sup>9</sup> http://www.hydrosheds.org



Abb. 5.8: Einzugsgebiet für die Evaluation des Ereignisses entlang des Chao Phrayas.

Entlang der Küsten sind die Einzugsgebiete von HydroSHEDS meist relativ kleinförmig, insbesondere falls die Flüsse Verzweigungen und Verflechtungen aufweisen, wie dies insbesondere bei Deltas der Fall ist. Hier macht es deshalb oftmals Sinn, die Evaluation auf einen Bereich auszudehnen, der mehrere Einzugsgebiets-Polygone umfasst. Die Bestimmung der relevanten Gebiete kann beispielsweise mit Hilfe des Oberflächengewässernetzes, wie es durch die Raster mit den MARS-Koeffizienten dargestellt wird, anhand der Karten des Dartmouth Flood Observatory oder aufgrund des rekonstruierten Überflutungsstandes vorgenommen werden. Auch weitere Kartenprodukte oder Daten von Google Earth sind denkbar. Beispielhaft ist das Vorgehen in Abbildung 5.8 für das Ereignis entlang des Chao Phrayas dargestellt. Die roten Linien repräsentieren die Polygone mit den Einzugsgebieten, wie sie bei HydroSHEDS bezogen werden können, während die violette Fläche die rekonstruierte Überschwemmungsfläche dieser Region darstellt. Es handelt sich hierbei um die Vereinigung der beiden Shapefiles aus Abbildung 5.3 über die Kachelgrenze hinweg. Würde der Vergleich zwischen Daten und Modell nur innerhalb des grün eingefärbten Polygons durchgeführt, so würden wesentliche Bereiche der überschwemmten Fläche nicht berücksichtigt. Somit ist es sicherlich zweckmässig, auch die gelb markierten Polygone in die Evaluation miteinzubeziehen. Sinnvollerweise werden alle zu berücksichtigenden Polygone so zusammengeführt, dass schlussendlich ein einzelnes Polygon resultiert, welches den Untersuchungsbereich definiert.

In der Praxis zeigt sich allerdings, dass sich ein nachgebildeter Überschwemmungsstand häufig nicht über ein ganzes Einzugsgebiet eines Flusses erstreckt oder Lücken aufweist. Zudem besteht häufig die Situation, dass vom Modell auch Nebenflüsse miteinbezogen werden, welche von den Nachbildungen nicht abgedeckt werden. Würde somit der Vergleich zwischen dem Modell und den Fernerkundungsdaten für ein gesamtes Einzugsgebiet vorgenommen, so hätte das meist automatisch eine Überschätzung durch das Modell zur Folge. Um dies zu verhindern, findet dieser Vergleich deshalb sinnvollerweise nur entlang des Hauptflusses statt, eventuell mit Einbezug von Nebenflüssen, für welche auch Fernerkundungsaufnahmen vorhanden sind. Sind für gewisse Bereiche entlang des Hauptflusses innerhalb der Nachbildungen der Überschwemmungen Lücken enthalten, so sollen auch diese Flächen nicht in den Vergleich miteinbezogen werden. Für eine solche kleinräumigere Abgrenzung der Einzugsgebiete von HydroSHEDS in Teilezugsgebiete bietet sich das ArcGIS-Werkzeug *watershed* an. Der Vorteil dieses Werkzeugs besteht darin, dass die Fliessrichtungen der Flüsse und damit die Topographie miteinbezogen werden (ESRI, 2014d). Würden Methoden verwendet, welche die Topographie nicht miteinbeziehen, so würden vermehrt Teilbereiche ausgeschieden, welche sich über Wasserscheiden hinweg erstrecken. Dies wäre beispielsweise der Fall, wenn die Teileinzugsgebiete aufgrund von Distanzen zum Flussnetz, respektive dessen Verzweigungen, definiert würden, wie dies beispielsweise das Konzept der Thiessen-Polygone vorsieht. Wie selber durchgeführte Versuche zeigten, hätte dies allerdings beim späteren Vergleich zwischen der Modellierung und den Fernerkundungsaufnahmen Verfälschungen zur Folge.

32		64		128
	5	1	7	
16	←	0	$\rightarrow$	1
	Ľ	$\downarrow$	Л	
8		4		2

Abb. 5.9: Codierung der acht möglichen Fliessrichtungen (Lehner, 2013).

Als Inputparameter benötigt *watersheds* einen Layer im Rasterformat, welches die Fliessrichtungen aus jeder Zelle angibt und einen Layer mit den Positionen der Abflusspunkte, über denen das Teileinzugsgebiet ermittelt werden soll (ESRI, 2014h). Die Fliessrichtungsraster werden ebenfalls von HydroSHEDS zur Verfügung gestellt und können auf das gewünschte Einzugsgebiet zugeschnitten werden. Der Vorteil in der Verwendung dieser Raster von HydroSHEDS liegt darin, dass alle Rasterzellen eindeutig eine der acht möglichen Fliessrichtungen besitzen, wie sie in Abbildung 5.9 ersichtlich sind (Lehner, 2013). Die Codierung dieser acht Richtungen entspricht zudem jener, welche ArcGIS verwendet (ESRI, 2014c). Einer Zelle wird jeweils jene Fliessrichtung zugeordnet, in deren Richtung sich das steilste Gefälle zur Nachbarzelle befindet. Zusätzlich wird allen direkt an einen Ozean angrenzenden Zellen der Wert null zugeordnet. Falls Senken im Inland existieren, wird den entsprechenden Zellen einen Wert von -1 zugewiesen. Die Raster mit den Fliessrichtungen können wiederum mit Auflösungen von 15 oder 30 Bogensekunden bezogen werden, zusätzlich steht aber auch noch eine Version mit einer Auflösung von 3 Bogensekunden zur Verfügung (Lehner, 2013). Die Verwendung Letzterer hat einerseits den Vorteil, dass sie über die gleiche Auflösung wie die Raster mit den MARS-Koeffizienten verfügt, andererseits führt sie auch zu einer besseren Genauigkeit bezüglich der mit *watersheds* extrahierten Teileinzugsgebiete. Ein gewisser, wenn auch nur geringer Nachteil besteht hingegen darin, dass entlang der Aussengrenzen eines Einzugsgebiets gewisse Rasterzellen keinem Teileinzugsgebiet zugeordnet werden. Dies ist auf die bereits erwähnte Tatsache zurückzuführen, dass die Polygon-Shapefiles mit den Einzugsgebieten lediglich eine Auflösung von 15 Bogensekunden aufweisen.



Abb. 5.10: Fliessrichtungsraster für das Einzugsgebiet des Murchison Rivers an der Australischen Westküste.

Würde das Fliessrichtungsraster selber aus einem digitalen Geländemodell mit dem ArcGIS-Werkzeug *flow direction* hergestellt, so würden im Ausgaberaster Zellen resultieren, die andere Werte als die acht vorgesehenen aufwiesen. Dies sind Zellen, von denen aus die Fliessrichtung nicht eindeutig definiert werden kann, da das Gefälle zu mehreren Nachbarzellen identisch ist. Das Ausgaberaster mit den Fliessrichtungen erhält dann die Summe dieser Richtungen. Ein Wert von 5 bedeutet beispielsweise, dass das Gefälle von dieser Zelle aus nach rechts und nach unten genau gleich ist (ESRI, 2014c). Deshalb ist es von Vorteil, das Fliessrichtungen zugeordnet sind. Abbildung 5.10 zeigt den Ausschnitt des Fliessrichtungsrasters für das Einzugsgebiet des Murchison Rivers, welches sich innerhalb der Kachel von 110°E/20°S befindet.

Wie erwähnt, benötigt das ArcGIS-Werkzeug *watershed* nebst einem Raster mit den Fliessrichtungen noch einen Layer mit den Positionen der Abflusspunkte, über denen das Teileinzugsgebiet bestimmt werden soll. Für diese Abflusspunkte kann das HydroSHEDS-Produkt *river network* verwendet werden. Dieses beinhaltet ein sehr detailliertes Flusssystem als Linien-Shapefiles. Wie bei den Einzugsgebieten kann zwischen einer Auflösung von 15 oder 30 Bogensekunden gewählt werden. Jedem Segment zwischen zwei Knoten, welche die Verzweigungen des Flusssystems darstellen, ist eine eigene

ID zugewiesen (Lehner, 2013). Abbildung 5.11 zeigt das auf das Einzugsgebiet des Murchison Rivers zugeschnittene Flussnetz.



Abb. 5.11: Das auf das Einzugsgebiet des Murchison Rivers zugeschnittene HydroSHEDS-Flussnetz, dargestellt in ArcGIS.

Eine Möglichkeit, die Abflusspunkte zu bestimmen, bestünde darin, das ArcGIS-Werkzeug *feature vertices to points* zu verwenden. Wird die Option *end* gewählt, so wird eine Feature Class aus den Endpunkten der Liniensegmente erstellt (ESRI, 2014b). In unserem Fall stimmen diese mit den Verzweigungen des Flussnetzes überein. Allerdings zeigte es sich, dass die Resultate noch zuverlässiger sind, wenn statt eines solchen Punktdatensatzes ein Rasterdatensatz verwendet wird, welcher aus dem gesamten, auf ein Einzugsgebiet zugeschnittenen Flussnetz umgewandelt wurde.

Es zeigt sich, dass dieses aus dem Flussnetz von HydroSHEDS generierte Raster sehr gut mit jenem übereinstimmt, welches man durch die Extraktion der Zellen mit MARS-Koeffizienten von 1000 erhalten würde. Dies ist insofern nicht überraschend, da ja sowohl die HydroSHEDS-Produkte, wie auch das Modell der *Global Flood Zones<sup>TM</sup>* auf SRTM-Daten basieren. Ein wesentlicher Unterschied besteht allerdings an Stellen, an denen ein Fluss eine breite Fläche einnimmt. Hier weist das Modell flächenhaften Bereichen einen MARS-Koeffizienten von 1000 zu, während beim HydroSHEDS-Flussnetz auch breite Flüsse nur als einfache Linie dargestellt werden. In diesem werden überdies auch keine Seen dargestellt. Aufgrund dieser linienhaften Darstellung, wie auch der Tatsache, dass jedem Segment bereits eine eigene ID zugewiesen wurde, eignet sich das Flussnetz von HydroSHEDS besser zur Definition der Abflusspunkte.

Abbildung 5.12 zeigt schlussendlich das Produkt des Werkzeugs *watershed*. Das Einzugsgebiet des Murchison Rivers wurde nun in zahlreiche kleinere Teileinzugsgebiete unterteilt. Alle Rasterzellen, die zum gleichen Teileinzugsgebiet gehören, besitzen dieselbe Nummer, welche der ID des zugehörigen Segmentes des Flussnetzes entspricht. Wiederum gilt es zu beachten, dass das Raster exakt de-

ckungsgleich zu jenem mit den MARS-Koeffizienten wird und die genau gleiche Zellengrösse aufweist.

Indem nun für den Vergleich zwischen der Modellierung und den Fernerkundungsdaten nur jene Bereiche betrachtet werden, für welche eine Rekonstruktion der überfluteten Flächen vorhanden ist, kann eine generelle Überschätzung durch das Modell verhindert oder zumindest verringert werden. Die Bestimmung und die Extraktion der relevanten Teileinzugsgebiete werden im nachfolgenden Kapitel 5.4 beschrieben. Ein wichtiger Vorteil der vorgestellten Methodik liegt darin, dass sie auf verschiedene Flussverläufe anwendbar ist. Sie eignet sich also sowohl für eine spätere Evaluation entlang eines gerade verlaufenden Flusses, wie auch entlang eines verflochtenen Flusses oder für ein Deltagebiet.



Abb. 5.12: Mit dem Werkzeug watershed definierte Teileinzugsgebiete des Murchison Rivers an der Australischen Westküste.

#### 5.4 Extraktion der für die Evaluation relevanten Bereiche

Nachdem die Einzugsgebiete extrahiert und in Teileinzugsgebiete unterteilt wurden, müssen die für den Vergleich zwischen der Modellierung und den rekonstruierten Ereignissen relevanten Teileinzugsgebiete definiert werden. Dies erfolgt durch einen Verschnitt des Ereignisses mit den Teileinzugsgebieten, welcher mithilfe von MATLAB erfolgt. Der dazu programmierte Code befindet sich in Abbildung A.2 im Anhang. Wie bereits erwähnt, ist es dazu notwendig, dass das Raster mit den Nachbildungen der Überschwemmungsstände die gleiche Zellengrösse wie jenes mit den MARS-Koeffizienten aufweist und die beiden Raster auch exakt deckungsgleich sind. Zudem muss unter Umständen der rekonstruierte Überschwemmungsstand zuerst noch ins Rasterformat konvertiert werden. Anschliessend erfordert die Verarbeitung mit MATLAB, dass jeweils beide Raster auf dasjenige definierte Einzugsgebiet zugeschnitten werden, wie es auch zur Bestimmung der Teileinzugsgebiete verwendet wurde (vgl. Kapitel 5.3).



Abb. 5.13:Der rekonstruierte Überschwemmungsstand des Murchison Rivers, umgeben von einem kleinen Puffer in schwarz.

Um den Überschwemmungsstand herum soll zudem ein Puffer errichtet werden. Für den anschliessenden Verschnitt mit den Teileinzugsgebieten dient dieser einerseits dazu, dass keine relevanten Flächen wegen allfällig vorhandenen kleineren Lücken innerhalb der rekonstruierten Überschwemmungsfläche wegfallen. Andererseits soll der Puffer sicherstellen, dass auch knapp nicht mehr an die Überschwemmungsfläche angrenzende Teileinzugsgebiete trotzdem noch miteinbezogen werden. Dies ist erwünscht, da eine Modellierung unter Umständen einen grösseren Bereich als die entsprechende Überschwemmungsfläche aus den Fernerkundungsdaten einnimmt. Da es sich um einen Rasterdatensatz handelt, kann das Analyse-Werkzeug Buffer allerdings nicht verwendet werden. Stattdessen wird ein neues Raster erstellt, dessen Fläche alle Bereiche einschliesst, deren Euklidische Entfernung zum Überschwemmungsstand 0.00416667° oder weniger beträgt. Diese Distanz entspricht 5 Zellen mit einer Grösse von 0.000833333° in nicht-diagonaler Richtung und wurde gewählt, weil dies der Zellengrösse von Rasterdatensätzen mit einer Auflösung von 15 Bogensekunden entspricht. In Abbildung 5.13 ist dieser Puffer in schwarz dargestellt, darüber befindet sich die eigentliche rekonstruierte Überflutungsfläche des australischen Murchison Rivers in violett. Diese Fläche wiederum wurde dadurch generiert, indem die extrahierten Bereiche mit den Oberflächengewässern der Kachel 110°E/20°S, wie sie in Abbildung 5.6 zu finden waren, nachbearbeitet und auf das Einzugsgebiet des Murchison Rivers zugeschnitten wurden. Der gepufferte Überschwemmungsstand soll natürlich nur während diesem Schritt der Extraktion der relevanten Bereiche zur Anwendung kommen, selbstverständlich soll nachher für den Vergleich mit dem Modell wieder der ursprüngliche Überschwemmungsstand ohne Puffer verwendet werden.

Anschliessend werden sowohl die beiden auf das entsprechende Einzugsgebiet zugeschnittenen Raster mit den MARS-Koeffizienten, respektive dem gepufferten Überschwemmungsstand, als auch das Raster mit den Teileinzugsgebieten, welches durch Verwendung des Werkzeuges watershed generiert wurde, in eine ASCII-Textdatei konvertiert. Dafür kann in ArcGIS das Werkzeug Raster to ASCII verwendet werden. Die daraus resultierenden ASCII-Dateien bestehen aus zwei wesentlichen Teilen, einem Header und einer Datenmatrix. Der Header besteht aus 6 Zeilen und enthält Informationen zur Anzahl Zeilen und Spalten der originären Rasterdatei, zur X- und Y-Koordinate der unteren linken Ecke, zur Grösse der Rasterzellen, sowie zum Wert, welcher für Zellen ohne Wert (noData) verwendet wird. Die Datenmatrix schliesslich enthält die Werte der einzelnen Rasterzellen (ESRI, 2014g). Entsprechend enthält diejenige Datenmatrix, welche aus dem Raster mit den MARS-Koeffizienten generiert wurde, Werte zwischen 0 und 1000, während jene, welche den Überschwemmungsstand repräsentiert, die Werte 0 und -9999 aufweist. Wie in den Kapiteln 5.2.1 und 5.2.2 beschrieben, repräsentiert der Wert null eine Zelle der Kategorie "Wasser", während den restlichen Zellen der noData-Wert zugewiesen wurde. Dieser noData-Wert -9999 kommt aber auch in jener Matrix vor, welche aus dem Raster mit den MARS-Koeffizienten generiert wurde. Er ist an jenen Stellen zu finden, welche ausserhalb des Einzugsgebiets liegen. Jene Datenmatrix, welche das Raster mit den Teileinzugsgebieten repräsentiert, besitzt die Werte, wie sie entsprechend im Raster den Teileinzugsgebieten zugeordnet wurden. Zellen ausserhalb des Einzugsgebiets weisen auch in dieser Matrix den noData-Wert auf. Anhand der Informationen im Header kann zudem überprüft werden, ob die drei verwendeten Raster tatsächlich deckungsgleich zueinander sind.



Abb. 5.14: Durch den Verschnitt der Teileinzugsgebiete mit dem Footprint erhaltene für die Untersuchung relevante Bereiche am Beispiel des Murchison Rivers.

Diese drei durch die Konvertierung erhaltenen ASCII-Textdateien werden nun für die Verarbeitung mit MATLAB benötigt, dort können sie mit Hilfe der Funktion *hrdload* in MATLAB eingelesen werden. Innerhalb der Datenmatrix, welche aus dem Raster mit dem Überschwemmungsstand erzeugt wurde, sollen alle der Kategorie "Wasser' zugehörigen Elemente gesucht und deren zugehöriges Tei-

leinzugsgebiet bestimmt werden. Dadurch erhält man die für den Vergleich des Modells mit den Daten relevanten Teileinzugsgebiete. Eine neu zu erstellende Datenmatrix soll nun die MARS-Koeffizienten für alle relevanten Teileinzugsgebiete erhalten, während alle anderen Matrixelemente den noData-Wert -9999 erhalten. Mit der Funktion *writeWithHeader* kann diese neue Datenmatrix in eine Textdatei geschrieben werden. Der Header kann dabei von einem der drei anderen Textdateien übernommen werden, da diese sich bezüglich dessen Informationen nicht voneinander unterscheiden dürfen und natürlich auch die neu erstellte Datenmatrix die gleichen Eigenschaften bezüglich der im Header gespeicherten Informationen aufweisen soll.

Diese neu generierte Textdatei, mit den MARS-Koeffizienten für alle als relevant betrachteten Teilflächen, kann anschliessend mit dem entsprechenden ArcGIS-Werkzeug in ein Raster konvertiert werden. Abbildung 5.14 zeigt in grün das auf das Einzugsgebiet des Murchison Rivers zugeschnittene Raster mit den MARS-Koeffizienten. In braun überlagert ist das neu generierte Raster mit den MARS-Koeffizienten für die bei der Evaluation relevanten Teileinzugsgebiete. Innerhalb diesen Teileinzugsgebieten soll anschliessend der Vergleich zwischen dem Modell und den Fernerkundungsdaten vorgenommen werden. Abbildung 5.15 zeigt das neu generierte Raster überlagert durch den rekonstruierten Überschwemmungsstand des Murchison Rivers. Diese beiden Raster werden für die anschliessende Evaluation verwendet, wie sie im nachfolgenden Kapitel 6 beschrieben ist.



Abb. 5.15: Das Raster mit den MARS-Koeffizienten für die relevanten Teileinzugsgebiete, überlagert durch den rekonstruierten Überschwemmungsstand des Murchison Rivers.

# **6** Evaluation

Nachdem ein Überschwemmungsereignis rekonstruiert und die relevanten Untersuchungsbereiche bestimmt wurden, kann ein Vergleich zwischen der Modellierung und den Fernerkundungsdaten vorgenommen werden. Das Vorgehen und die verwendeten Kriterien werden in diesem Kapitel vorgestellt.

Bei der Evaluation von Überschwemmungsmodellen anhand in der Vergangenheit stattgefundener Ereignisse kann zwischen Kalibrierung und Validierung unterschieden werden. Der Vorgang der Validierung sieht in unserem Fall vor, dass mit dem Modell vergangene Ereignisse nachgebildet werden und anschliessend die Übereinstimmung zwischen dem Modell und den Ereignissen überprüft wird. Bei der Kalibrierung hingegen werden die Modellparameter so angepasst, dass die Modellierung am besten mit einem Ereignis übereinstimmt. Es ist von Interesse, welche aller Modellierungsmöglichkeiten die Realität am genausten abzubilden vermag. Die beiden Prozesse der Kalibrierung und Validierung sind meist stark miteinander verknüpft (Schumann *et al.*, 2009).

### 6.1 Kontingenztabellen

Eine erste einfache Evaluation kann durch einen visuellen Vergleich zwischen Modell und Fernerkundungsdaten vorgenommen werden. Nachteil ist allerdings die Subjektivität dieses Vorgehens. Eine bessere Objektivität kann durch eine Evaluation anhand quantitativer Messgrössen erreicht werden (Schumann *et al.*, 2009). Ein häufig gewähltes quantitatives Vorgehen (z.B. Aronica *et al.*, 2002; Horritt *et al.*, 2007; Hunter, 2005; Hunter *et al.*, 2005; Khan *et al.*, 2011; Pappenberger *et al.*, 2007) beruht auf einem zellenweisen Vergleich, das heisst die Übereinstimmung eines modellierten Ereignisses mit den Fernerkundungsdaten wird für jede Rasterzelle eines Untersuchungsbereichs einzeln bestimmt, worauf sie entsprechend in eine der folgenden vier Klassen der möglichen Ergebnisse eingeteilt werden kann (Schumann *et al.*, 2009):

- **a**: Eine als trocken modellierte Rasterzelle gilt auch in der Rekonstruktion anhand der Fernerkundungsdaten als trocken.
- b: Eine aufgrund der Fernerkundungsdaten als trocken geltende Zelle wird als der Kategorie ,Wasser' zugehörig modelliert, was eine Überschätzung durch das Modell bedeutet.
- c: Eine Zelle, die gemäss den Fernerkundungsdaten zur Kategorie "Wasser" gehört, gilt in der Modellierung als trocken. Dies bedeutet somit eine Unterschätzung durch das Modell.
- d: Eine in der Modellierung der Kategorie ,Wasser' zugehörige Rasterzelle gehört auch in den Fernerkundungsdaten dieser Kategorie an.

Es können also sowohl zwei Klassen unterschieden werden, bei welchen das Modell mit den Daten übereinstimmt, wie auch zwei Klassen, bei welchen diese Übereinstimmung nicht gegeben ist. Die Gesamtzahl der Rasterzellen dieser vier Kategorien kann anschliessend in eine zweidimensionale Kontingenztabelle eingetragen werden, wie sie in Abbildung 6.1 dargestellt ist. Diese gibt einen ersten Überblick über die Anzahl der übereinstimmenden, respektive der abweichenden Rasterzellen. Zudem ist ersichtlich, ob die Modellierung den aus den Fernerkundungsdaten gewonnenen Überflutungsstand eher über- oder unterschätzt (Schumann *et al.*, 2009). Es muss beachtet werden, dass die Anordnung und Benennung der Kategorien der Kontingenztabelle in der Literatur variiert. So werden zum Beispiel jene Zellen der Kategorie b zugeordnet, die gemäss der hier verwendeten Tabelle der Kategorie c zugehörig wären und umgekehrt (z.B. Horritt *et al.*, 2007; Pappenberger *et al.*, 2007) oder die Kategorien werden ganz anders benannt (z.B. Khan *et al.*, 2011). Das dahintersteckende Prinzip bleibt allerdings dasselbe. Dieses wird zudem auch benutzt, ohne dass eine Kontingenztabelle explizit dargestellt und erwähnt wird (z.B. Di Baldassarre *et al.*, 2009; Horritt, 2006).

		Fernerkundungsdaten	
		Kein Wasser	Wasser
MARS	Kein Wasser	a	c
	Wasser	b	d

Abb. 6.1: Zweidimensionale Kontingenztabelle.

#### 6.2 Kriterien zur Validierung

Zwischen Modell und Daten wird es nahezu immer Abweichungen geben. Die Genauigkeit (*accuracy*) eines Modells muss deshalb anhand von Kriterien bestimmt werden, welche diese Abweichungen quantifizieren. Die vier Kategorien der Kontingenztabelle, respektive deren relativen Anteile am jeweiligen Total aller Rasterzellen einer untersuchten Region, bilden die Grundlage dazu. Allerdings existieren diverse solcher Kriterien, sie eine solche quantitative Aussage bezüglich der Übereinstimmung zwischen Modell und Date ermöglichen und es gibt keine generellen Vorgaben, für welche Modelle, respektive Anwendungen welche Kriterien zu verwenden sind. Die Ergebnisse bezüglich der Übereinstimmung zwischen Modell und Daten werden somit auch von den jeweils verwendeten Kriterien beeinflusst, weshalb deren Auswahl sorgfältig und unter Berücksichtigung der jeweiligen Vorund Nachteile erfolgen soll (Hunter, 2005).

Die in den nachfolgenden Formeln verwendeten Buchstaben a-d entsprechen den vier Kategorien der Kontingenztabelle aus Abbildung 6.1. Wird von den Fernerkundungsdaten ausgegangen, repräsentieren also die Kategorien a und b zusammen den Anteil der nicht überfluteten Flächen, während die Kategorien c und d jenen der überfluteten Flächen ergeben. Für Berechnungen müssen entsprechend die in die jeweiligen Kategorien eingetragenen Werte verwendet werden.

#### 6.2.1 Bias

$$\frac{b+d}{c+d} \quad [0,\infty] \tag{6.1}$$

Im Zähler befinden sich die Kategorien, welche die durch das Modell vorhergesagten Flächen repräsentieren, während jene Kategorien, welche die durch die Satellitenaufnahmen rekonstruierten Flächen verkörpern, im Nenner sind. Eine perfekte Vorhersage, bei welcher die beiden Flächen genau übereinstimmen, hat somit einen Wert von eins und gilt als *unverzerrt (unbiased)*, weshalb meist ein Bias mit einem Wert nahe bei eins als wünschenswert betrachtet wird (Mason, 2003) Aufgrund systematischer Fehler sowohl im Modell als auch in den Beobachtungen, wird in der Praxis allerdings kaum je ein Bias von eins erreicht werden. Ist der Wert des Bias grösser als eins, so sind die modellierten Flächen grösser als jene des tatsächlichen Ereignisses, was also eine Überschätzung durch das Modell bedeutet. Umgekehrt drückt ein Bias tiefer als eins eine Unterschätzung aus (Hunter, 2005).

Allerdings muss beachtet werden, dass aufgrund eines Bias von eins nicht automatisch auf eine genaue oder sinnvolle Modellierung geschlossen werden darf, da die jeweiligen Resultate des Bias auf verschiedene Weise zustande kommen können. So kann auch ein Bias nahe bei eins resultieren, wenn die über- und die unterschätzten Flächen einen sehr hohen, aber ähnlich grossen Anteil einnehmen, während die Kategorie d, welche die übereinstimmenden Flächen repräsentiert, nur einen geringen Anteil an der Gesamtfläche besitzt (Mason, 2003).

#### 6.2.2 Hit rate (*Trefferrate*)

$$\frac{d}{c+d} \quad [0,1] \tag{6.2}$$

Die *hit rate* berechnet den vom Modell korrekt vorhergesagten Anteil der überfluteten Flächen am Total der gemäss den Daten überfluteten Flächen. Sofern keine Unterschätzung durch das Modell vorliegt, kann die *hit rate* maximal den Wert eins erhalten. Der Schwachpunkt dieses Kriterium liegt darin, dass eine allfällige Überschätzung durch das Modell nicht berücksichtigt wird. Dies führt dazu, dass man mit einem Modell, bei welchem ein grosser Anteil der Gesamtfläche als überflutet dargestellt wird, immer eine hohe *hit rate* erhalten wird, auch wenn diese Modellierung unter Umständen von schlechter Qualität ist. Deshalb sollte die *hit rate* jeweils zusammen mit der *false alarm rate* verwendet werden (Hunter, 2005).

#### 6.2.3 False alarm rate (*Rate falschen Alarms*)

$$\frac{b}{a+b} \quad [0,1] \tag{6.3}$$

Die *false alarm rate* setzt die durch das Modell überschätzten Flächen ins Verhältnis zu allen gemäss den Daten nicht überfluteten Flächen. Somit handelt es sich um den Anteil der nicht überfluteten Flächen, welcher fälschlicherweise als überflutet modelliert wurde (Mason, 2003). Findet keine Überschätzung durch das Modell statt, so ist der Wert der *false alarm rate* null. Also ist das Modell umso besser, je kleiner der Wert für die *false alarm rate* ist (Hunter, 2005).

Im Gegensatz zur *hit rate* wird nun eine allfällige Unterschätzung durch das Modell nicht berücksichtigt. Mit einem Modell, welches kaum Flächen als überflutet ausscheidet, wird man folglich immer einen tiefen Wert für die *false alarm rate* erhalten. Somit ist auch die *false alarm rate* alleine zu wenig aussagekräftig und sollte jeweils zusammen mit der *hit rate* verwendet werden. Ein Modell mit einer hohen Genauigkeit hat demzufolge einen hohen Wert für die *hit rate* und einen tiefen Wert für die *false alarm rate* (Hunter, 2005). Es gilt zu beachten, dass die *false alarm rate* nicht mit der *false alarm ratio* verwechselt werden soll.

#### 6.2.4 False alarm ratio (Anteil falscher Alarme)

$$\frac{b}{b+d} \quad [0,1] \tag{6.4}$$

Dieses Kriterium gibt an, wie gross der Anteil der überschätzten Flächen an der gesamten durch das Modell als überflutet dargestellten Flächen ist. Es handelt sich somit um den Anteil jener Flächen, welche als überflutet modelliert wurden, bei denen allerdings keine Überflutung eingetreten ist, also ein "falscher Alarm" ausgelöst wurde. Bei einer perfekten Vorhersage durch das Modell nimmt die *false alarm ratio* den Wert null an. Die *false alarm ratio* soll zwar nicht mit der *false alarm rate* verwechselt werden, dennoch besteht auch hier wiederum das Problem, dass eine allfällige Unterschätzung durch das Modell nicht berücksichtigt wird. Somit wird eine Modellierung, die nur wenige Flächen als überflutet ausscheidet, nur selten Flächen überschätzen und folglich immer gute Resultate bezüglich der *false alarm ratio* produzieren (Mason, 203).

#### 6.2.5 Odds ratio Θ (Chancen- / Quotenverhältnis)

$$\frac{\frac{H}{1-H}}{\frac{F}{1-F}} = \frac{ad}{bc} \quad [0,\infty]$$
(6.5)

Unter den ,odds' (,*Chancen'*) versteht man das Verhältnis zwischen der Wahrscheinlichkeit, dass ein prognostiziertes Ereignis stattfindet und der Wahrscheinlichkeit, dass ein solches Ereignis nicht stattfindet. Dies wird für den allgemeinen Fall mit der Formel p/(1-p) ausgedrückt. Die ,odds' der *hit rate* (*H*) entsprechen somit dem aus H/(1-H) resultierendem Wert, jene der *false alarm rate* (*F*) jenem ausF/(1-F). Unter der *odds ratio* versteht man nun das Verhältnis der ,odds' der *hit rate* und den ,odds' der *false alarm rate*, wodurch also die Wahrscheinlichkeit einer guten Treffervorhersage mit jener einer falschen Treffervorhersage verglichen wird. Wenn dieses Verhältnis den Wert eins annimmt, so bedeutet dies, dass die *hit rate* und die *false alarm rate*, wie angestrebt, grösser als die *false alarm rate* ist, so wird der Wert der *odds ratio* grösser als eins. Die Verwendung der *odds ratio* ist insbesondere in medizinischen Tests verbreitet (Stephenson, 2000).

#### 6.2.6 Proportion correct (Anteil korrekter Vorhersagen)

$$\frac{a+d}{a+b+c+d} \quad [0,1] \tag{6.6}$$

Dieses Kriterium setzt jenen Anteil der Zellen, bei denen die Modellierung mit den Daten übereinstimmt, ins Verhältnis zur Gesamtanzahl an Zellen. Dabei werden sowohl jene Zellen, welche richtigerweise als der Kategorie "Wasser" zugehörig modelliert wurden, wie auch die korrekterweise als nicht der Kategorie "Wasser" zugehörig modellierten Zellen berücksichtigt. Hauptsächliches Problem dabei ist, dass letztere Kategorie normalerweise einen sehr grossen Anteil am Total aller untersuchten Rasterzellen einnimmt, da diese meist den grössten Flächenanteil eines untersuchten Gebietes einnimmt und es vielerorts vergleichsweise einfach ist, trockene Gebiete als trocken zu modellieren. Durch den Einbezug dieser Kategorie erhält man folglich insbesondere für Modellierungen, bei welchen ein grosser Teil der Zellen trocken bleibt, automatisch einen hohen Anteil an korrekt vorhergesagten Rasterzellen und somit einen hohen Wert für das Kriterium *proportion correct*. Dies garantiert allerdings nicht zwingend eine gute Vorhersage der *überfluteten* Flächen durch das Modell. Dennoch wird dieses Kriterium, wenn auch eher selten, in gewisse Studien verwendet (Hunter, 2005).

Des Weiteren kann das komplementäre Ergebnis 1-proportion correct als die mittlere quadratischen Abweichung (*mean square error*) zwischen der Modellierung und den Daten betrachtet werden (Mason, 2003).

### 6.2.7 Heidke skill score

$$\frac{PC - PC_0}{1 - PC_0} = \frac{2(ad - bc)}{(a+c)(c+d) + (a+b)(b+d)} \quad [-1,1]$$
(6.7)

$$PC_0 = \frac{(b+d)(c+d)}{a+b+c+d} + \frac{(a+b)(a+c)}{a+b+c+d}$$
(6.8)

Die bisher vorgestellten Validationskriterien haben jeweils eine bestimmte Form der Übereinstimmung zwischen einer Modellierung und Fernerkundungsdaten überprüft. Als s*kill scores* (auf Deutsch manchmal auch *Qualitätsmasse* genannt) bezeichnete Kriterien setzen ein damit erhaltenes Ergebnis in der Regel ins Verhältnis zu jenem, welches man mit einer zufälligen Modellierung, das heisst ohne Berücksichtigung irgendwelchen Vorwissens erhalten würde. Dadurch können Verfälschungen durch auf Zufall basierenden Übereinstimmungen vermieden werden (Jolliffe und Stephenson, 2003).

Der Heidke skill score vergleicht den für das Kriterium proportion correct (PC) erhaltene Resultat mit jenem, das man dafür mit einer zufälligen Modellierung erhalten würde (Stephenson, 2000). Jener Wert einer zufällige Modellierung für das Kriterium proportion correct  $(PC_0)$  wird anhand von Formel (6.8) berechnet, den Heidke skill score, wie er sich in Formel (6.7) präsentiert, erhält man durch anschliessendes Einsetzen und Umformen (Mason, 2003). Wie erwähnt, können oftmals auch zufällige Modellierungen einen hohen Wert für das Kriterium proportion correct erzielen, insbesondere wenn ein grosser Teil der Zellen als trocken klassifiziert wird. Der Heidke skill score führt insofern zu einer Standardisierung, indem eine Modellierung, welche nicht besser als die zufällige Modellierung mit den Fernerkundungsdaten übereinstimmt, einen Wert von null erhält (Stephenson, 2000). Eine perfekte Modellierung nimmt den maximal möglichen Wert von eins an und negative Resultate können in gleiche Resultate mit positivem Vorzeichen umgewandelt werden, wenn die beiden Kategorien der Modellierung getauscht werden. Das heisst, die als trocken modellierten Rasterzellen müssten neu der Kategorie , Wasser' zugeteilt werden und umgekehrt. Resultiert für eine Modellierung also ein Heidke skill score von -1, so wurden demnach genau alle Flächen, welche in den Fernerkundungsdaten der Kategorie "Landoberfläche" zugehörig sind, als überschwemmt modelliert und die der Kategorie , Wasser' zugehörigen Flächen als trocken (Mason, 2003).

Dieses hier als *Heidke skill score* vorgestellte Kriterium wird manchmal auch als *Cohen's Kappa* oder *Kappa Koeffizient* bezeichnet. Dies ist insbesondere der Fall, wenn die möglichen Kategorien derart erweitert werden, dass verschiedene Abstufungen anstelle der binären Ja/Nein-Möglichkeit zur Verfügung stehen (z.B. Pontius, 2000; Yu und Lane, 2006).

#### 6.2.8 Peirce skill score

$$H - F = \frac{ad - bc}{(a+b)(c+d)} \quad [-1,1]$$
(6.9)

Der *Peirce skill score* wird aus der Differenz der beiden bereits vorgestellten Validationskriterien *hit rate (H)* und *false alarm rate (F)* errechnet. Ein *Peirce skill score* grösser als null bedeutet folglich, dass die *hit rate* grösser als die *false alarm rate* ist. Da ein Modell mit hoher Genauigkeit wie erwähnt einen hohen Wert für die *hit rate* und einen tiefen Wert für die *false alarm rate* aufweist, wird für den *Peirce skill score* ein möglichst hoher Wert angestrebt. Ein perfektes Modell, welches eine *hit rate* von eins und eine *false alarm rate* von null aufweist, erreicht auch bezüglich des *Peirce skill score* den höchstmöglichen Wert von eins (Stephenson, 2000).

Wie schon der *Heideke skill score*, kann auch der *Peirce skill score* negative Werte annehmen. Dies ist der Fall, wenn die *false alarm rate* grösser als die *hit rate* ist. Der minimal mögliche Wert von -1 würde durch eine *hit rate* von null und eine *false alarm rate* von eins erzeugt. Wiederum können negative Resultate durch den Tausch der beiden Kategorien der Modellierung in gleiche Resultate mit positivem Vorzeichen umgewandelt werden (Mason, 2003). Betrachtet man Formel (6.2) und Formel (6.3), scheint dies logisch nachvollziehbar. Um eine *hit rate* von null und eine *false alarm rate* von eins zu erlangen, müssten die beiden Kategorien a und d der Kontingenztabelle, welche die zwischen dem Modell und den Daten übereinstimmenden Rasterzellen repräsentieren, gleich null sein. Das hiesse, alle Flächen würden durch das Modell also entweder über- oder unterschätzt, das Modell würde also exakt jene Bereiche als trocken modellieren, welche in den Fernerkundungsdaten der Kategorie "Wasser" zugehörig wären und umgekehrt. Würden nun die beiden Kategorien der Modellierung getauscht, so würde dann das Modell exakt mit den Daten übereinstimmen. Wenn sowohl keine Über-, als auch keine Unterschätzung durch das Modell stattfinden, so resultiert eine *hit rate* von eins und eine *false alarm rate* von null. Wie erwähnt, hätte dies den maximal möglichen Wert für den *Peirce skill score* zur Folge.

Die schlechteste Vorhersagequalität weist ein Modell mit einem *Peirce skill score* von null auf. Dies ist dann der Fall, wenn die *hit rate* und die *false alarm rate* exakt gleich sind (Mason, 2003). Der *Peirce skill score* ist zudem mancherorts auch unter den Namen *Hanssen-Kuipers Diskriminante* oder *true skill statistics* bekannt (Stephenson, 2000).

#### 6.2.9 Threat score

$$\frac{d}{b+c+d} \quad [0,1] \tag{6.10}$$

Dieses Kriterium zieht die Kategorie a, welche jene Rasterzellen repräsentiert, die korrekterweise als trocken modelliert wurden, bewusst nicht mit ein. Dadurch kann die erwähnte Problematik des Kriteriums *proportion correct* vermieden werden. Der *threat score* bemisst somit den Anteil der korrekt als überflutet modellierten Zellen an der gesamten Anzahl Zellen, welche entweder im Modell, in den Daten oder an beiden Orten als überflutet gelten. Er nimmt demzufolge den Wert 1 an, wenn das Modell keine Flächen über- oder unterschätzt. Beinhaltet die Modellierung keine einzige Zelle, die korrekterweise als überflutet vorhergesagt wurde, so resultiert ein *threat score* von null (Hunter, 2005). Der *threat score* wird häufig auch als *critical success index* bezeichnet (z.B. Mason, 2003).

Als nachteilig erweist sich, dass auch mit zufälligen Modellierungen des überschwemmten Bereiches Werte für den *threat score* erreicht werden können, die deutlich über null liegen (Stephenson, 2000). Dennoch wird er beispielsweise von Horritt *et al.* (2007) oder Aronica *et al.* (2002) als zuverlässig erachtet.

#### 6.2.10 Threat score penalizing overprediction

$$\frac{d-b}{b+c+d} \quad [-1,1] \tag{6.11}$$

Diese Modifikation des *threat scores* bestraft in Bezug auf das resultierende Ergebnis die Überschätzung des überfluteten Bereichs durch das Modell. Nehmen die durch das Modell überschätzen Flächen einen grösseren Anteil als die korrekt als überflutet modellierten Flächen, nimmt dieses Kriterium negative Werte an (Hunter, 2005). Dieses Kriterium wird beispielsweise auch von Di Baldassarre *et al.* (2009) und Horritt (2006) verwendet, respektive zur Verwendung empfohlen.

#### 6.2.11 Threat score penalizing underprediction

$$\frac{d-c}{b+c+d} \quad [-1,1] \tag{6.12}$$

Diese Modifikation des *threat scores* eignet sich besonders, wenn - statt der Überschätzung - die Unterschätzung des überfluteten Bereichs durch das Modell bestraft werden soll. Dies könnte beispielsweise der Fall sein, wenn das Modell zur Herstellung von Gefahrenzonenkarten dienen soll (Hunter, 2005).
#### 6.2.12 Threat score discounting residual errors

$$\frac{d-b-c}{b+c+d} \quad [-1,1] \tag{6.13}$$

Diese Möglichkeit einer weiteren Modifikation des *threat scores*, welche sowohl die Über-, wie auch die Unterschätzung des überfluteten Bereichs durch entsprechende Subtraktion im Zähler bestraft, kann allerdings wieder verworfen werden. Es stellte sich heraus, dass die Resultate in linearer Weise von jenen abhängig sind, welche mit dem nicht modifizierten *threat score* (Formel (6.10)) erreicht werden (Hunter, 2005).

### 6.2.13 Gilbert's skill score

,

$$\frac{d-d_0}{b+c+d-d_0} \quad [-0.33,1] \tag{6.14}$$

$$d_0 = \frac{(b+d)(c+d)}{a+b+c+d}$$
(6.15)

Eine zusätzliche Möglichkeit der Modifikation des *threat score*, welche dessen hauptsächlicher Nachteil eliminiert, besteht in Form des *Gilbert's skill score*, der teilweise auch *equitable threat score* genannt wird. Dabei soll jene Anzahl der Zellen (d<sub>0</sub>) bestimmt werden, welche im Modell nur zufällig korrekterweise der Kategorie ,Wasser' zugehörig sind. Diese sollen dann jeweils von der gesamten Anzahl der Zellen in Kategorie d subtrahiert werden. Wie in Formel (6.15) ersichtlich ist, wird zur Berechnung der zufällig als korrekterweise der Kategorie ,Wasser' zugehörigen Zellen, auch die sonst bei den *threat scores* nicht berücksichtigte Kategorie a mit den korrekt als trocken modellierten Rasterzellen benötigt (Mason, 2003).

Wie beim *threat score* auch, erhält eine perfekte Modellierung, welche zudem nicht auf Zufall beruht, den für den *Gilbert's skill score* maximal möglichen Wert von eins. Wenn die Anzahl der richtigerweise als überflutet modellierten Zellen jener Anzahl entspricht, welche auch zufällig richtigerweise dieser Kategorie zugeteilt würde, so resultiert ein *Gilbert's skill score* von null. Auch negative Werte bis –0.33 sind denkbar, obwohl diese selten angenommen werden. Diese treten auf, falls weniger Zellen korrekterweise als überflutet modelliert wurden, als dies bei einer zufälligen Modellierung der Fall gewesen wäre. Des Weiteren gilt es zu beachten, dass die Ergebnisse des *Gilbert's skill score (GSS)* mit jenen des *Heidke skill scores (HSS)* in Zusammenhang stehen, wie dies in Formel (6.16) ersichtlich ist (Mason, 2003). Teilweise wird auch das hier als *threat score* bezeichnete Kriterium als *Gilbert's skill score* bezeichnet (z.B. Stephenson, 2000).

$$GSS = \frac{HSS}{2 - HSS} \tag{6.16}$$

# 6.2.14 Odds ratio skill score

$$\frac{\theta - 1}{\theta + 1} = \frac{ad - bc}{ad + bc} \quad [-1, 1] \tag{6.17}$$

Dieses, auch als *Yule's Q* bezeichnete Kriterium, beinhaltet eine Transformation der *odds ratio*  $\theta$  aus Kapitel 6.2.5, um dessen Ergebnisse auf das Intervall zwischen -1 und 1 zu normieren. Dadurch resultiert für eine perfekte Modellierung mit einer *hit rate* von eins und einer *false alarm rate* von null der maximale Wert von eins. Der minimale Wert von -1 wird erreicht, wenn eine Modellierung das Gegenteil, also eine *hit rate* von null und eine *false alarm rate* von eins aufweist. Sind die *hit rate* und die *false alarm rate* identisch, so resultiert nun ein Wert von null. Wiederum wird dies als das geringwertigste Resultat betrachtet, welches lediglich jenem einer zufälligen Modellierung entspricht (Mason, 2003). Die Verwendung des *odd ratio skill scores* als Kriterium für die Evaluation binärer Vorhersagen ist relativ selten und wird insbesondere von Stephenson (2000) propagiert.

# 6.3 Umsetzung mit MATLAB

Die Klassifizierung der Rasterzellen aufgrund der vier Kategorien der Kontingenztabelle aus Abbildung y, wie auch die anschliessende Berechnung der im vorherigen Kapitel vorgestellten Validierungskriterien, erfolgt mit MATLAB. Der dazu programmierte Code ist in Abbildung A.3 im Anhang zu finden. Entsprechend benötigt man die beiden Raster, welche einerseits den Überschwemmungsstand und andererseits die Modellierung anhand der MARS-Koeffizienten beinhalten. Die Verarbeitung mit MATLAB erfordert wiederum, dass die beiden jeweils benötigten Raster in eine ASCII-Textdatei konvertiert werden. Es gilt zu beachten, dass für diesen Schritt nun jeweils dasjenige Raster mit den MARS-Koeffizienten verwendet werden sollen, welche mit der in Kapitel 5.4 beschriebenen Methodik auf die relevanten Einzugsgebiete zugeschnitten wurden und natürlich soll jetzt der tatsächliche Überschwemmungsstand ohne Puffer verwendet werden.

Wie im MATLAB-Code erkennbar ist, werden diese beiden ASCII-Textdateien wiederum mit der Funktion *hdrload* eingelesen. Die Einteilung der Zellen in die vier Kategorien der Kontingenztabelle wird dann durch eine elementweise Addition der beiden Datenmatrizen vorgenommen. Dabei ist es notwendig, dass die resultierende Summe immer auf eine eindeutige Kombination zweier Elemente zurückgeführt werden kann. Das heisst, dass beispielsweise der Vergleich zweier Elemente, die beide der Kategorie "Wasser' zugehören, zu einem anderen Ergebnis führen muss, als der Vergleich zweier Elemente, die beide nicht der Kategorie "Wasser' zugehörig sind. Ebenso sollen die beiden möglichen Fälle voneinander unterschieden werden können, bei denen jeweils nur eines der Elemente der Kategorie "Wasser' zugehörig ist, das andere aber nicht.

Dies erfordert vorab eine Modifikation der beiden Datenmatrizen. Jene Matrix, welche den rekonstruierten Überschwemmungsstand repräsentiert, kennt bekanntlich die Werte 0 und -9999, wobei ersterer die der Kategorie "Wasser' zugeordneten Zellen repräsentiert. Dies wird nun so verändert, dass den Zellen der Kategorie 'Wasser' der Wert zwei zugeordnet wird, während die restlichen Zellen den Wert null erhalten. Diejenige Datenmatrix, welche aus dem Raster mit den MARS-Koeffizienten generiert wurde, weist bekanntlich Werte zwischen 0 und 1000 auf. Diese Matrix wird nun so angepasst, dass alle Zellen mit Koeffizienten, welche in die Modellierung miteinbezogen werden sollen, einen Wert von eins erhalten, während den anderen ein Wert von null zugewiesen wird. Welche Koeffizienten in die Modellierung einbezogen werden sollen, hängt dabei von der Wiederkehrperiode eines untersuchten Ereignisses ab. Sollte also beispielsweise ein Ereignis mit einer Wiederkehrperiode von 100 Jahren modelliert werden, so müsste allen Zellen mit MARS-Koeffizienten mit Werten von 580 und höher der Wert eins zugewiesen werden. Zur Initialisierung der Wiederkehrperioden der zu untersuchenden Ereignisse wird eine weitere Textdatei erstellt, welche die Wiederkehrperioden anhand der entsprechenden MARS-Koeffizienten ausdrückt. Das heisst, die Textdatei enthält die Angaben zu den tiefsten noch miteinzubeziehenden MARS-Koeffizienten für die jeweiligen Ereignisse. Der noData-Wert - 9999, den Elemente ausserhalb des Untersuchungsbereiches aufweisen, wird bei dieser Datenmatrix beibehalten, diese sollen nicht zur Berechnung der Validationskriterien verwendet werden.

Als Ergebnis der Addition der beiden Datenmatrizen können nun also entweder die Werte -9999, 0, 1, 2 oder 3 resultieren, was eine eindeutige Einteilung der Elemente in eine der vier Kategorien der Kontingenztabelle ermöglicht. Die Gesamtzahl der den jeweiligen Kategorien zugewiesenen Zellen wird anschliessend für die Berechnung der im Kapitel 6.3 vorgestellten Validationskriterien verwendet. Die Kategorie der noData-Werte wird für diese Berechnungen nicht benötigt, sie dient lediglich der Kontrolle, ob alle Elemente berücksichtigt wurden. Das MATLAB-Skript wurde dermassen programmiert, dass auch mehrere Matrizen verschiedener Ereignisse miteinander verglichen werden können. Zu Beginn muss deshalb diese Anzahl definiert werden.

# 6.4 Kalibrierung

Ziel ist es, für ein bestimmtes Ereignis jene Modellierung zu bestimmen, welche die Realität am genausten abzubilden vermag, in unserem Falle also am besten mit den aus den Fernerkundungsdaten erhaltenen Überflutungsständen übereinstimmt. Dafür wurde der in Kapitel 6.3 vorgestellte und sich in Abbildung A.3 im Anhang befindende MATLAB-Code zur Berechnung der Validierungskriterien derart modifiziert, dass die Einteilung der Zellen in die Kategorien der Kontingenztabelle und die Berechnung der Validierungskriterien fortlaufend für alle Modellierungen mit Jährlichkeiten erfolgt, die zwischen einem und tausend Jahren liegen. Daraufhin kann für jedes Kriterium diejenige Modellierung bestimmt werden, welche den besten Wert erreicht. Dieser modifizierte MATLAB-Code ist in Abbildung A.4 im Anhang zu finden.

Jene Datenmatrix, welche aus dem Raster mit dem rekonstruierten Überschwemmungsstand generiert wurde, wird wiederum auf dieselbe Weise modifiziert, sodass die Elemente der Kategorie ,Wasser' den Wert zwei und die anderen den Wert null erhalten. Auch die andere Datenmatrix, welche das Raster mit den MARS-Koeffizienten repräsentiert, wird wiederum so angepasst, dass Koeffizienten, welche in die Modellierung miteinbezogen werden sollen, den Wert eins erhalten und den anderen Elementen einen Wert von null zugewiesen wird. Anstatt dass dieser Grenzwert durch einen Eintrag in einer Textdatei angegeben wird, wird nun allerdings automatisch bei einem Wert von 276 gestartet. Das heisst, zu Beginn wird all jenen Elementen der Wert eins zugewiesen, welche einen MARS-Koeffizienten von grösser oder gleich 276 repräsentieren. Wie der Tabelle A.1 im Anhang entnommen werden kann, entspricht dies einer Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von 1000 Jahren. Anschliessend wird dieser Grenzwert laufend um eins erhöht, sodass sich die Anzahl der miteinbezogenen MARS-Koeffizienten und dadurch auch die modellierte Wiederkehrperiode fortlaufend verringert, bis der Grenzwert von 999 erreicht wird. Diesem Wert wird eine Wiederkehrperiode im Bereich zwischen einem und zehn Jahren zugewiesen. Die Einteilung der Elemente in die vier Kategorien der Kontingenztabelle erfolgt wiederum durch eine Addition der beiden Datenmatrizen. Dies, wie auch die daraus folgende Berechnung der jeweiligen Validationskriterien wird also insgesamt 724-mal durchgeführt. Anschliessend wird für jedes Kriterium dessen maximal, respektive minimal erreichter Wert gesucht, in Abhängigkeit davon, ob für ein Kriterium ein hohes oder ein tiefes Ergebnis eine gute Übereinstimmung zwischen Modell und Daten bedeutet. Somit erhält man für jedes Kriterium jene Wiederkehrperiode, ausgedrückt in MARS-Koeffizienten, bei welcher das Kriterium den besten Wert erzielt. Da dieses Vorgehen für einige der in Kapitel 6.2 vorgestellten Kriterien keinen Sinn macht, werden diese nun für die Kalibration nicht mehr berücksichtigt.

Es stellt sich die Frage, ob eines dieser Kriterien die Frage nach der optimalen Wiederkehrperiode am passendsten beantwortet. Dazu müssen gewisse allgemeine Gesetzmässigkeiten beachtet werden. Werden die Werte der vier Kategorien der Kontingenztabelle für alle möglichen Modellierungen mit einer Wiederkehrperiode zwischen 1000 und 10 Jahren bestimmt, indem die Schwelle für die in die Modellierung miteinbezogenen MARS-Koeffizenten fortlaufend um einen Wert erhöht wird, so lassen sich unabhängig der untersuchten Region nachstehende allgemeine Gesetzmässigkeiten erkennen. Auf diese wird auch von Hunter (2005) hingewiesen:

- Die Werte der Kategorien a und c der Kontingenztabelle nehmen sowohl absolut wie auch bezüglich ihres relativen Anteils laufend zu, wenn die Schwelle der miteinbezogenen MARS-Koeffizienten erhöht wird. Die Werte der Kategorien b und d nehmen hingegen laufend ab. In Abbildung 6.2 ist diese Entwicklung anhand des Beispiels des Murchison Rivers ersichtlich.
  - Diese Gesetzmässigkeit erscheint sinnvoll, wenn man sich die Bedeutung der vier Kategorien der Kontingenztabelle in Erinnerung ruft. Wählt man für die Modellierung eine hohe Wiederkehrperiode, d.h. werden viele MARS-Koeffizienten in die Modellierung der Überflutung miteinbezogen, so nimmt die modellierte Überflutung eine grosse Fläche ein. Entsprechend wird die Anzahl der korrekt als überflutet modellierten Rasterzellen grösser sein, als wenn die Modellierung nur eine geringe Fläche aufweist. Gleichzeitig ist aber auch die Anfälligkeit bezüglich Überschätzung grösser, jene der Unterschätzung dafür klein. Die korrekte Vorhersage nicht überfluteter Zellen ist umso besser, je kleiner die modellierte Fläche ist.

Die Summe der Werte in den Kategorien a und b bleibt immer gleich. Das heisst, die Zunahme in Kategorie a entspricht der Abnahme in Kategorie b und gilt ebenfalls sowohl bezüglich der absoluten Anzahl, wie auch bezüglich des relativen Anteils. Im Beispiel für den Murchison River befinden sich in den beiden Kategorien a und b zusammen 2533440 Rasterzellen, was 77.73% aller untersuchten Zellen entspricht. Ebenfalls bleibt die Summe der Werte der Kategorien c und d immer gleich. Auch hier entspricht die Zunahme in Kategorie c genau der Abnahme in Kategorie d, wenn die Schwelle der miteinbezogenen MARS-Koeffizienten erhöht wird.

Dieser Umstand ist ebenfalls in Abbildung 6.2 erkennbar und wird darauf zurückzuführen sein, dass die Kategorien a und b zusammen jene Fläche repräsentieren, welche gemäss den Daten als nicht überflutet gilt, während die beiden Kategorien c und d die als überflutet geltende Fläche repräsentieren. Ob eine Fläche in den Daten als überflutet oder nicht überflutet gilt, ist unabhängig von der für das Modell gewählten Wiederkehrperiode, weshalb sich lediglich der Anteil der korrekt vorhergesagten Zellen ändern kann.



Abb. 6.2: Entwicklung der Werte der vier Kategorien der Kontingenztabelle anhand des Beispiels Murchison Rivers. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$ 276, anschliessend kontinuierliches Wegfallenlassen, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$ 999 miteinbezieht.

Diese vorgestellten Gesetzmässigkeiten haben somit auch Auswirkungen darauf, wie sich die in Kapitel 6.2 vorgestellten Validierungskriterien entwickeln, wenn die Wiederkehrperiode der Modellierungen abnimmt, indem die Schwelle für die miteinbezogenen MARS-Koeffizienten erhöht wird. Entsprechend sollen sie bei der nachfolgenden Diskussion bezüglich der Eignung der verschiedenen Kriterien berücksichtigt werden. Das jeweils beschriebene Verhalten wurde immer anhand konkreter Beispiele verifiziert:

- Bias: Ein Ergebnis mit einem Bias möglichst nahe bei eins würde immer dann erreicht, wenn die über- und die unterschätzten Flächen einen möglichst gleich grossen Anteil einnehmen. Dies muss jedoch nicht heissen, dass die entsprechende Modellierung dann tatsächlich am besten mit den Fernerkundungsdaten übereinstimmt, denn unter Umständen wird eine gute Übereinstimmung zwischen diesen beiden Kategorien nur erreicht, wenn eine davon oder gar beide einen vergleichsweise hohen Anteil aller Rasterzellen einnehmen. Schliesslich hat keine der beiden Kategorien a und d, welche die korrekt übereinstimmenden Rasterzellen repräsentieren, einen direkten Einfluss aufs Ergebnis. Somit wird dieses Kriterium als nicht geeignet zur Kalibrierung erachtet.
- Hit rate: Betrachtet man die Berechnungsformel (6.2) dieses Kriteriums, stellt man fest, dass dessen Wert durch die Kategorie d der Kontingenztabelle bestimmt wird, denn die Summe im Nenner bleibt aufgrund der oben vorgestellten Gesetzmässigkeit immer derselbe, unabhängig davon, von welcher Wiederkehrperiode die Modellierung ausgeht. Dies führt dazu, dass der beste Wert für dies *hit rate* jeweils immer bei der Modellierung der höchsten Wiederkehrperiode erreicht wird, da dann die Kategorie d ihren Höchstwert erreicht. Dies macht insofern Sinn, dass dann eine grosse Fläche als überflutet dargestellt wird und entsprechend der Anteil der korrekt als überflutet vorhergesagten Pixel am grössten ist. Wie bereits erwähnt, wird die dann ebenfalls auftretende hohe Überschätzung durch dieses Kriterium nicht bestraft, weshalb dieses Kriterium nicht für sich alleine betrachtet werden sollte. Somit eignet es auch nicht zur Bestimmung der optimalsten Wiederkehrperiode.
- False alarm rate: Da auch bei diesem Kriterium die Summe im Nenner, unabhängig der für die Modellierung gewählten Wiederkehrperiode, gleich bleibt, wird dessen Wert durch die Kategorie b bestimmt. Es muss beachtet werden, dass in diesem Fall jene Wiederkehrperiode gesucht wird, bei mit dem die *false alarm rate* seinen tiefsten Wert annimmt. Dies ist immer dann der Fall, wenn die Modellierung von der tiefstmöglichen Wiederkehrperiode ausgeht, da dann der Wert in Kategorie b am geringsten ist. Wenn die als überflutet modellierte Fläche nur gering ausfällt, so ist auch der Anteil an Überschätzungen durch das Modell gering. Die gleichzeitig auftretenden hohen Unterschätzungen werden aber, wie ebenfalls bereits erwähnt, durch dieses Kriterium nicht bestraft. Deshalb darf auch die *false alarm rate* nicht für sich alleine betrachtet werden und eignet sich ebenfalls nicht zur Bestimmung der optimalsten Wiederkehrperiode.
- False alarm ratio: Bekanntlich befindet sich im Nenner der *false alarm ratio* die Anzahl jener Pixel, welche im Modell als überflutet gelten. Diese sind in die beiden Kategorien b und d der richtig modellierten und der überschätzten Pixel unterteilt. Da mit abnehmender Wiederkehrperiode die als überflutet modellierte Fläche kleiner wird, nimmt damit die Anzahl der Pixel in beiden Kategorien ab. Dieser Umstand wurde bereits als allgemeine Gesetzmässigkeit erwähnt und ist

auch in Abbildung 6.2 ersichtlich. Anhand mehrerer Beispiele konnte festgestellt werden, dass die Abnahme in Kategorie b tendenziell grösser als jene in Kategorie d ist, was anhand von Formel (6.4) auch eine Abnahme des Wertes für die *false alarm ratio* bedeutet, wobei dies insbesondere im Bereich tiefer Wiederkehrperioden nicht mehr generell gilt. Da für dieses Kriterium ein möglichst tiefer Wert als optimal gilt, werden folglich vor allem tiefe Wiederkehrperioden als optimal betrachtet. Wird bei der Modellierung eine tiefe Wiederkehrperiode verwendet, so ist allerdings die Anzahl unterschätzter Pixel besonders hoch. Diese Kategorie wird aber durch die *false alarm ratio* nicht berücksichtigt, weshalb sich auch dieses Kriterium nicht geeignet, um die Wiederkehrperiode einer idealen Modellierung zu finden.

- Odds ratio: Kategorie a nimmt praktisch immer den weitaus grössten Anteil aller Rasterzellen ein, wobei diese im Bereich hoher Wiederkehrperioden am geringsten sind. Wie erwähnt, erreicht in diesem Bereich allerdings Kategorie d gleichzeitig ihre höchsten Anteile. Somit wird das Produkt im Zähler von Formel (6.5) eigentlich immer jenes im Nenner übersteigen, womit jeweils eine *odds ratio* mit einem Wert grösser als eins resultieren wird.

Wie Überprüfungen an konkreten Beispielen ergeben, erreicht die *odds ratio* praktisch immer dann hohe Werte, wenn die Modellierung entweder von sehr hohen oder sehr tiefen Wiederkehrperioden ausgeht. Die Höchstwerte werden praktisch immer dann erreicht, wenn die Modellierung entweder von der höchst- oder der tiefstmöglichen Wiederkehrperiode ausgeht, das heisst entweder möglichst wenig oder möglichst viele Rasterzellen in die Modellierung miteinbezieht. Somit kann dieses Kriterium ebenfalls nicht als geeignet beurteilt werden, um als ideal geltende Modellierungen zu bestimmen.

Proportion correct: Da sich im Nenner von Formel (6.6) immer der gleich bleibende Totalwert an Rasterzellen befindet, hängt das Ergebnis dieses Kriteriums von den beiden Kategorien im Zähler ab. Dabei handelt es sich um die Anzahl der richtigerweise als überflutet (Kategorie d), respektive der richtigerweise als nicht überflutet modellierten Zellen (Kategorie a). Wenn die Schwelle der bei der Modellierung berücksichtigten MARS-Koeffizienten erhöht wird, nehmen die Werte der Kategorie a wie erwähnt zu, während jene der Kategorie d abnehmen. Da die Kategorie a im Normalfall anteilsmässig die weitaus häufigste ist, vermag sie das Ergebnis zu dominieren. Somit ist die Zunahme der Anzahl Rasterzellen in Kategorie a mit tiefer werdender Wiederkehrperiode fast immer stärker als die gleichzeitig erfolgende Abnahme der Anzahl Rasterzellen in Kategorie d. Somit nehmen auch die Werte für das Kriterium *proportion correct* häufig mit einer abnehmenden Wiederkehrperiode zu. Folglich erreicht dieses Kriterium vor allem gute Werte, wenn das Modell einen hohen Anteil nicht überfluteter Zellen korrekt vorhergesagt. Allerdings sollte das Ziel ja aber hauptsächlich darin bestehen, eine möglichst gute Übereinstimmung zwischen Modell und Daten bezüglich des Überflutungsbereiches zu bewirken. Aufgrund der Dominanz der Kategorie a wird dieses Kriterium beispielsweise auch von Aronica *et al.* (2002) nicht zur Verwendung für die Bestimmung der optimalsten Wiederkehrperiode empfohlen.

# - Heidke skill score

Vorteil des *Heidke Skill Score* gegenüber dem Evaluationskriterium *proportion correct* ist, dass die Dominanz der Kategorie a gegenüber der Kategorie d eingeschränkt wird. Untersuchungen an konkreten Beispielen zeigen, dass die Resultate jeweils tiefere Werte annehmen, als dies beim Kriterium *proportion correct* der Fall ist, dennoch bleibt die Entwicklung der Resultate über die verschiedenen Modellierungsmöglichkeiten hinweg ähnlich, ist aber nicht gleich.

- Peirce skill score: Da es sich um die Differenz zwischen der *hit rate* und der *false alarm rate* handelt, resultieren hohe Werte für den *peirce skill score* bei jenen Wiederkehrperioden, die hohe Werte für die *hit rate* bei gleichzeitig tiefen Werten für die *false alarm rate* aufweisen. Da sich gezeigt hat, dass sowohl die Werte der *hit rate*, wie auch jene der *false alarm rate* mit tiefer werdenden Wiederkehrperioden abnehmen, kommt es auf das Verhältnis der Abnahme zueinander an. Der *peirce skill score* wird also grösser, wenn die Abnahme der Werte der *false alarm rate* grösser ist als jene der *hit rate*. Bezüglich der Formel (6.9) zur Berechnung des *peirce skill scores* gilt es zu beachten, dass der Wert im Nenner unabhängig der gewählten Wiederkehrperiode ist. Dies deshalb, weil die Summe der Kategorien a und b, wie auch jene der Kategorien c und d unabhängig der zur Modellierung verwendeten Wiederkehrperiode gleich bleibt. Somit bleibt auch das Produkt dieser beiden Summen gleich. Das Resultat des *peirce skill score* ist somit von der sich im Zähler befindenden Subtraktion abhängig.
- **Threat score:** Da die Summe der Werte in den Kategorien c und d unabhängig der für die Modellierung gewählten Wiederkehrperiode ist, wird die Entwicklung des *threat scores* mit abnehmenden Wiederkehrperioden durch das Verhältnis zwischen d und b bestimmt. Das heisst aber nicht, dass dieses dem Resultat des *threat score* entspricht. Da in beiden Kategorien die Anzahl Werte bei abnehmender Wiederkehrperiode abnimmt, kommt es darauf an, in welcher Kategorie diese Abnahme stärker ist. Nimmt also die Anzahl Werte in der Kategorie d stärker ab als in der Kategorie b, so verringert sich der *threat score* und umgekehrt.
- Modified threat score (penalizing overprediction): Während der Nenner gleich wie beim *threat score* bleibt, ändert sich der Zähler folgendermassen, dass dieser nun durch die Differenz zweier Kategorien bestimmt wird, deren Werte mit abnehmender Wiederkehrperiode abnehmen. Es gilt aber zu beachten, dass das Ergebnis dieser Differenz nicht automatisch auch abnimmt, diese kann je nachdem wie stark die Zahlen der einzelnen Kategorien abnehmen, auch zunehmen. Sofern die

Anzahl der überschätzten Pixel grösser als jene der korrekt als überflutet modellierten ist, resultiert ein negativer Wert im Zähler und somit auch für diesen *modified threat score*.

In der Praxis kann festgestellt werden, dass diese Modifikation des *threat scores* eher von tieferen Wiederkehrperioden ausgehende Modellierungen als optimal erachtet. Dies liegt wohl darin begründet, dass die überfluteten Bereiche eher überschätzt werden, wenn die Modellierungen eine grosse Anzahl an Rasterzellen miteinbeziehen. Auch wenn direkt miteinander verglichen wird, bei welcher Wiederkehrperiode der *threat score* und der *modified threat score penalizing overprediction* ihre jeweils besten Resultate erzielen, zeigt sich, dass diese beim modifizierten *threat score* jeweils etwas geringer ist.

Modified threat score (penalizing underprediction): Im Zähler dieses Kriteriums tritt der Fall ein, dass die Werte der beiden sich dort befindenden Kategorien c und d so miteinander verknüpft sind, dass die Zunahme der Werte in Kategorie c mit abnehmender Wiederkehrperiode genau der Abnahme der Werte in Kategorie d entspricht. Mit abnehmender Wiederkehrperiode verringert sich somit die Differenz im Zähler laufend und erreicht ab dem Zeitpunkt, bei welchem die Anzahl der durch das Modell unterschätzten Pixel jene der korrekt als überflutet modellierten übertrifft, negative Werte. Wie beim nicht modifizierten *threat score* befinden sich somit sowohl im Zähler, als auch im Nenner Werte, welche mit tiefer werdender Wiederkehrperiode abnehmen. Somit hängt schlussendlich die Entwicklung dieses *modified threat score* wiederum davon ab, ob der Wert im Zähler oder jener im Nenner stärker abnimmt.

Beim Untersuchen konkreter Beispiele kann festgestellt werden, dass nun eher Modellierungen, die von hohen Wiederkehrperioden ausgehen, als ideal angesehen werden, womit also gerade ein gegenteiliges Verhalten gegenüber dem *threat score overprediction* erkennbar ist. Grund dafür dürfte die Tatsache sein, dass Unterschätzungen bei von tiefen Wiederkehrperioden ausgehenden Modellierungen eher grösser sind.

Gilbert's skill score: Da die Resultate des Gilbert's skill scores, wie in Kapitel 6.2.13 vorgestellt, in einem Zusammenhang mit jenem des Heidke skill scores stehen, ist auch die Entwicklung der Resultate über die verschiedenen Modellierungsmöglichkeiten hinweg gleich, wobei die vom Gilbert's skill score erzielten Werte jeweils um den in Formel (6.15) vorgestellten Faktor tiefer ausfallen. Somit resultieren schlussendlich für beide skill scores jeweils auch die gleichen Wiederkehrperioden, bei denen die Modellierung als am besten mit den Daten übereinstimmend beurteilt werden.  Odds ratio skill score: Wie in Kapitel 6.2.14 vorgestellt, handelt es sich hierbei um eine Transformation der *odds ratio*, um dessen Ergebnisse zu normieren. Somit resultieren auch die selben Wiederkehrperioden, bei denen die Übereinstimmung zwischen Modell und Daten als am optimalsten gilt.

Demzufolge scheinen sich zur Kalibrierung vor allem die skill scores (mit Ausnahme des *odds ratio skill scores*) zu eignen, da deren Standardisierung verhindert, dass jeweils extreme, das heisst entweder von sehr hohen oder sehr tiefen Wiederkehrperioden ausgehende Modellierungen als die besten erachtet werden. Auf die modifizierten *threat scores* trifft dies jedoch auch nur beschränkt zu.

In der Praxis zeigt sich, dass auch die Jährlichkeiten der von den drei Kriterien *Heidke skill score*, *Peirce skill score* und *threat score* jeweils als optimal erachteten Modellierungen verhältnismässig weit auseinanderliegen können. Dies wird sich auch in Tabelle 7.1 zeigen, in welcher die für die untersuchten Gebiete die von diesen Kriterien jeweils als optimal erachteten Modellierungen aufgeführt sind. Um eine Modellierung als die passendste bestimmen zu können, wird deshalb ein von Hunter (2005) vorgeschlagenes Vorgehen angewandt. Dabei wird für alle möglichen Modellierungen der jeweilige Wert jedes Evaluationskriteriums bestimmt. Anschliessend wird mit Formel (6.18) jedem Ergebnis eine Gewichtung L<sub>i</sub> zwischen null und eins zugeordnet. F<sub>i</sub> repräsentiert dabei den erzielten Wert, während min<sub>i</sub>(F<sub>i</sub>) und max<sub>i</sub>(F<sub>i</sub>) den minimalen, respektive den maximalen mit dem entsprechenden Evaluationskriterium erzielten Wert repräsentieren. Jene Modellierung mit dem schlechtesten Wert den Wert null. Anschliessend werden für jede Modellierung die jeweils für die Evaluationskriterien erhaltenen Gewichtungen aufsummiert. Als die am besten mit den Daten übereinstimmende Modellierung wird jene betrachtet, deren Summe der Gewichtungen am höchsten ist.

$$L_{r} = \frac{F_{r} - min_{r}(F_{r})}{max_{r}(F_{r}) - min_{r}(F_{r})}$$
(6.18)

In dieser Arbeit werden somit jeweils die Gewichtungen des *Heidke skill scores*, des *Peirce skill scores* und des *threat scores* aufsummiert und die Jährlichkeit jener Modellierung bestimmt, bei der diese Summe ihren Höchstwert erreicht. Zusätzlich werden jeweils auch die Gewichtungen für die beiden modifizierten *threat scores* bestimmt und geschaut, welchen Einfluss deren Einbezug auf die Definition der Jährlichkeit der als am geeignetsten betrachteten Modellierung hat.

# 7 Untersuchte Gebiete

# 7.1 Allgemeine Anmerkungen

Nachfolgend werden die vorgenommenen Vergleiche von Überflutungsständen mit entsprechenden Modellierungen durch die *Global Flood Zones*<sup>TM</sup> diskutiert. Dabei gehen die Modellierungen jeweils zuerst von den einem Ereignis zugeordneten Wiederkehrperioden aus. Zu deren Bestimmung wurde möglichst auf Informationen der Behörden der betroffenen Gebiete oder auf andere Fachpublikationen, respektive wissenschaftliche Arbeiten zurückgegriffen.

In einem weiteren Schritt wird auch ein Vergleich mit jenen Modellierungen vorgenommen, welche aufgrund der Summe der gewichteten Werte der Evaluationskriterien als am passendsten erachtet werden. Wie in Kapitel 6.5 beschrieben, werden dabei die Gewichtungen des *Heidke skill scores*, des *Peirce skill scores*, des *threat scores* und dessen beiden Modifikationen verwendet. In Tabelle 7.1 sind die entsprechenden Resultate aufgeführt, wobei diesbezüglich zwei Varianten unterschieden werden, wovon bei der ersten die Gewichtungen der modifizierten *threat scores* nicht berücksichtigt werden. Auch die aufgrund der einzelnen skill scores als am optimalsten geltenden Modellierungen werden für alle untersuchten Ereignisse angegeben. Die in der Tabelle aufgeführten Zahlen sollen so verstanden werden, dass die Modellierung jeweils jene Rasterzellen berücksichtigen soll, deren MARS-Koeffizienten grösser oder gleich diesem jeweiligen Wert sind. Die den jeweiligen MARS-Koeffizienten entsprechenden Wiederkehrperioden sind in Tabelle A.1 im Anhang zu finden.

Die mit den verschiedenen Modellierungen erzielten Werte für die in Kapitel 6.4 vorgestellten skill scores sind in Tabelle 7.2 zu finden. Diese Werte werden jeweils für die Modellierungen, die von der einem Ereignis zugeordneten Wiederkehrperiode ausgehen und für jene, die aufgrund der Kalibration als ideal erachtet werden angegeben, teilweise werden auch weitere interessante Jährlichkeiten berücksichtigt. Die als Bestwert bezeichneten Resultate entsprechen den für das jeweilige Kriterium und Untersuchungsgebiet maximal (respektive für die false alarm rate und die false alarm ratio minimal) erzielbaren Werten. Wie in Kapitel 6.4 vorgestellt wurde, erzielen allerdings viele Kriterien solche Bestwerte bei Modellierungen von entweder extrem hohen oder extrem tiefen Wiederkehrperioden. Natürlich werden die Bestwerte des *Heidke skill scores*, des *Peirce skill scores*, des *threat scores* und dessen beiden Modifikationen dann erzielt, wenn die Modellierung die jeweils in Tabelle 7.1 angegebenen MARS-Koeffizienten berücksichtigt.

Wie sich diese fünf skill scores, respektive die Summe deren gewichteten Werte über die verschiedenen Modellierungen hinweg entwickeln, wird jeweils auch für die einzelnen Ereignisse graphisch dargestellt (z.B. Abb. 7.4). Dabei wird jeweils mit der Modellierung eines 1000-jährigen Ereignisses, das heisst mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276, gestartet und dieser Wert anschliessend schrittweise um eine Einheit erhöht, bis nur noch jene Rasterzellen mit einem MARS-Koeffizienten  $\geq$  999 berücksichtigt werden. Eine ähnliche Darstellungsform wählten auch Khan *et al.* (2011). In den Darstellungen, in denen die jeweiligen Übereinstimmungen zwischen Modell und Daten visualisiert werden (z.B. Abb. 7.2), entsprechen die grünen Flächen den durch das Modell überschätzten Zellen. Das heisst, sie gelten in dieser Modellierung als der Kategorie "Wasser" zugehörig, sind allerdings gemäss den Fernerkundungsdaten trocken geblieben. Diese Rasterzellen werden bei der Kontingenztabelle in die Kategorie b eingeteilt. Das umgekehrte ist der Fall für die roten Flächen. Diese werden von der Modellierung nicht berücksichtigt und gelten dort somit als trocken, die Fernerkundungsdaten weisen jedoch an den entsprechenden Stellen Wasser auf. Also handelt es sich um eine Unterschätzung durch das Modell. Die blau gefärbten Flächen entsprechen den in die Kategorie d eingeteilten Rasterzellen, also denjenigen, die sowohl in Modell wie Daten der Kategorie "Wasser" zugehören. Der besseren Übersichtlichkeit halber werden die in den Kontingenztabellen der Kategorie a zugehörigen Zellen in diesen Abbildungen nicht farblich hervorgehoben. Sie bilden die restlichen Flächen innerhalb der jeweiligen als relevant betrachteten Bereiche. Tab. 7.1: Übersicht über die Ergebnisse der Kalibrierung: Die als am optimalsten betrachteten Modellierungen, einerseits aufgrund der einzelnen Validierungskriterien Heidke skill score (HSS), Peirce skill score (PSS), threat score (TS) und dessen beiden Modifikationen, andererseits aufgrund der Summe der gewichteten Resultate der drei erstgenannten (1), respektive aller fünf Kriterien (2). Die optimalsten Modellierungen werden erzielt, wenn dazu die MARS-Koeffizienten verwendet werden, die grösser oder gleich den jeweils angegebenen Zahlen sind.

	HSS	PSS	TS	TS (p. overp.)	TS (p. underp.)	sumr Gewich (1)	nierte ntungen (2)
Donau	838	717	838	999	769	819	821
- ohne Nebenflüsse	854	746	854	999	800	836	838
- Isar	854	746	854	999	800	836	838
- Inn	812	708	808	837	732	801	801
Elbe 2013	948	583	942	999	511	939	939
- ohne Nebenflüsse	950	599	944	999	544	942	942
- ohne Nebenflüsse, bis Dresden	954	690	948	999	509	942	942
- Saale	690	511	690	836	604	686	687
- Mulde	682	397	681	998	310	675	675
Elbe 2002	958	690	928	999	583	918	918
Mississippi	679	634	634	999	408	651	651
- ohne Nebenflüsse	999	999	976	999	492	999	980
Missouri	999	952	999	999	943	982	960
Amur	614	582	515	707	288	572	614
Mekong	503	464	290	706	276	446	503
- Delta	519	477	276	998	276	470	486
- Tonle Sap (Abschnitt Kratie - Phnom Penh)	382	420	276	438	276	375	375
- Abschnitt nördlich von Kratie	997	734	983	999	805	841	841
Chao Phraya	525	476	326	836	276	476	532
Brahmaputra 2012	708	658	506	836	277	663	708
Brahmaputra 2013	940	836	836	999	467	836	836
Ganges	722	653	644	969	436	664	666
Meghna	464	440	287	557	276	438	457
Irrawaddy	279	276	276	503	276	276	301
- Delta	340	355	276	401	276	303	303
- ohne Deltabereich	467	276	276	707	276	276	503
Murchison	416	300	406	724	276	396	491
Gascoyne	584	397	494	999	282	491	512

	hit rate	false alarm rate	false alarm ratio	proportion correct	Heidke skill score	Peirce skill score	threat score	Threat sc. (p. overp.)	Threat sc. (p. underp.)	odds ratio skill score
<b>Donau</b> MARS > 819	0.727	0:056	0.619	556.0	0.469	0.672	0.333	-0.208	607.0	0.957
$MARS \ge 580$	0.949	0.197	0.815	0.809	0.253	0.752	0.183	-0.624	0.173	0.974
$MARS \ge 475$	0.964	0.217	0.827	0.791	0.235	0.747	0.172	-0.650	0.165	0.980
Bestwert	0.982	0.019	0.544	0.952	0.478	0.784	0.339	-0.047	0.244	0.988
Elbe 2013		0	0							
MARS $\geq 939$	0.441	0.048	0.458	0.893	0.427	0.392	0.321	0.049	-0.086	0.879
$MARS \ge 580$	0.899	0.307	0.725	0.716	0.298	0.592	0.267	-0.436	0.237	0.905
Restrient	0.960	0.017	0.312	0.60.0	0.430	0.200	0.220	-0.400 0 141	0.238	0.924
Destwert	002.0	/10.0	710.0	0.204	004.0	760.0	176.0	0.141	0.2.0	0.740
Elbe 2002 MARS > 918	0 567	0 11 2	0518	0 837	0 173	0.457	0 351	-0.076	0.080	0.877
		711.0	010.0	100.0	174-0 2000	0.472	100.0	070.0-	0.000	0.010
MARS > 475	056.0	705.U 0 477	0.000	0.637	0.282	0.537	CUC.U	-0.203 -0.403	0.284	0.910
Bestwert	0.983	0.024	0.282	0.876	0.436	0.565	0.352	0.180	0.284	0.969
Mississippi MAPS > 580	0.860	0 537	0 657	0 567	717.0	0 373	0 370	986 0	976.0	0.683
	00000	7000	7000	2002.0	0.200		0.22.0	-0.2.0	0/7/0	0.000
$MARS \ge 0.01$ $MARS > 475$	0.071	0.630	0.677	0.508	0.182	0.220	1 CC.U 0 319	-0.241 -0.335	0.227 0	0.020
Bestwert	0.968	0.168	0.556	0.725	0.243	0.329	0.332	-0.067	0.293	0.818
Missouri										
MARS $\ge 982$	0.793	0.092	0.320	0.885	0.660	0.701	0.578	0.306	0.427	0.949
$MARS \ge 580$	0.899	0.269	0.549	0.764	0.458	0.630	0.429	-0.093	0.381	0.921
$MARS \ge 475$	0.908	0.284	0.560	0.754	0.445	0.623	0.421	-0.115	0.378	0.922
Bestwert	0.947	0.082	0.302	0.890	0.666	0.707	0.581	0.330	0.439	0.949
Amur										
$MARS \ge 614$	0.790	0.183	0.214	0.805	0.608	0.608	0.650	0.473	0.478	0.888
$MARS \ge 580$	0.819	0.211	0.233	0.803	0.605	0.609	0.656	0.457	0.511	0.889
$MARS \ge 572$	0.825	0.217	0.236	0.803	0.605	0.609	0.657	0.454	0.518	0.889
$MARS \ge 475$	0.880	0.282	0.274	0.793	0.589	0.599	0.661	0.411	0.571	0.899
Bestwert	0.949	0.013	0.039	0.805	0.608	0.609	0.661	0.496	0.604	0.957
<b>Mekong</b> MARS > 926	0.199	0.051	0.240	0.614	0.159	0.148	0.187	0.128	-0.567	0.646
MARS > 503	0.736	0.463	0.438	0.626	0.265	0.273	0.468	0.104	0.300	0.528
$MARS \ge 446$	0.797	0.523	0.448	0.620	0.263	0.274	0.484	0.091	0.360	0.563
Bestwert	0.907	0.035	0.211	0.631	0.265	0.274	0.499	0.140	0.448	0.648
Chao Phraya										
$MARS \ge 926$	0.063	0.026	0.383	0.612	0.044	0.037	0.061	0.023	-0.840	0.434
$MARS \ge 532$	0.761	0.493	0.495	0.608	0.246	0.268	0.436	0.008	0.299	0.531
$MARS \ge 476$	0.824	0.553	0.504	0.597	0.243	0.271	0.449	-0.007	0.353	0.582
Bestwert	0.942	0.013	0.358	0.626	0.246	0.271	0.458	0.050	0.429	0.748

Tab. 7.2: Ergebnisse der Evaluationskriterien für verschiedene Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten (Teil 1).

Tab.7.2 (Teil 2)

	hit rate	false alarm rate	False alarm ratio	proportion correct	Heidke skill score	Peirce skill score	threat score	Threat sc. (p. overp.)	Threat Sc. (p. underp.)	odds ratio skill score
Brahmaputra 2012										
$MARS \ge 999$	0.232	0.021	0.118	0.682	0.241	0.211	0.225	0.194	-0.521	0.870
$MARS \ge 926$	0.326	0.040	0.158	0.708	0.319	0.286	0.307	0.249	-0.328	0.840
$MARS \ge 708$	0.586	0.194	0.333	0.719	0.401	0.392	0.453	0.227	0.133	0.710
$MARS \ge 663$	0.703	0.308	0.399	0.697	0.384	0.395	0.480	0.162	0.277	0.684
Bestwert	0.974	0.021	0.118	0.723	0.401	0.396	0.500	0.274	0.471	0.897
Brahmaputra 2013										
$MARS \ge 999$	0.400	0.070	0.356	0.802	0.379	0.330	0.327	0.146	-0.164	0.796
$MARS \ge 926$	0.525	0.126	0.430	0.790	0.411	0.400	0.376	0.092	0.036	0.770
$MARS \ge 836$	0.616	0.186	0.487	0.767	0.402	0.430	0.388	0.019	0.146	0.751
Bestwert	0.989	0.070	0.356	0.802	0.411	0.430	0.388	0.146	0.285	0.916
Ganges										
$MARS \ge 999$	0.254	0.045	0.286	0.739	0.254	0.209	0.231	0.138	-0.446	0.755
$MARS \ge 926$	0.322	0.076	0.346	0.739	0.286	0.246	0.275	0.129	-0.304	0.705
$MARS \ge 664$	0.731	0.376	0.536	0.657	0.306	0.355	0.396	-0.061	0.251	0.637
Bestwert	0.984	0.045	0.286	0.741	0.327	0.356	0.399	0.140	0.350	0.860
Meghna										
$MARS \ge 999$	0.033	0.018	0.406	0.554	0.016	0.015	0.032	0.010	-0.914	0.290
$MARS \ge 580$	0.687	0.369	0.396	0.656	0.314	0.318	0.473	0.163	0.257	0.579
$MARS \ge 438$	0.854	0.499	0.416	0.660	0.341	0.355	0.531	0.152	0.440	0.710
Bestwert	0.941	0.018	0.389	0.662	0.341	0.355	0.541	0.166	0.507	0.824
Irrawaddy										
$MARS \ge 999$	0.128	0.014	0.151	0.658	0.136	0.114	0.125	0.103	-0.727	0.822
$MARS \ge 580$	0.667	0.197	0.324	0.751	0.470	0.469	0.505	0.263	0.252	0.781
$MARS \ge 301$	0.873	0.309	0.364	0.761	0.527	0.564	0.582	0.249	0.498	0.878
$MARS \ge 276$	0.885	0.318	0.367	0.760	0.527	0.567	0.584	0.245	0.508	0.885
Bestwert	0.885	0.014	0.151	0.763	0.527	0.567	0.584	0.269	0.508	0.885
Murchison										
$MARS \ge 580$	0.658	0.158	0.454	0.801	0.466	0.500	0.425	0.072	0.204	0.823
$MARS \ge 491$	0.757	0.197	0.475	0.793	0.484	0.560	0.450	0.044	0.305	0.854
$MARS \ge 396$	0.831	0.236	0.496	0.779	0.484	0.595	0.457	0.007	0.364	0.882
Bestwert	0.890	0.006	0.217	0.811	0.486	0.607	0.457	0.129	0.393	0.906
Gascoyne										
$MARS \ge 903$	0.091	0.052	0.714	0.789	0.053	0.039	0.074	-0.111	-0.667	0.293
$MARS \ge 580$	0.692	0.276	0.636	0.718	0.308	0.416	0.313	-0.235	0.174	0.710
$MARS \ge 491$	0.778	0.330	0.650	0.690	0.304	0.448	0.318	-0.273	0.227	0.754
Bestwert	0.898	0.026	0.626	0.805	0.309	0.460	0.318	-0.046	0.269	0.831

# 7.2 Donau / Elbe

Von den Hochwassern in Mitteleuropa im Juni 2013 waren die Elbe und die Donau besonders stark betroffen. In deren Einzugsgebieten fiel im Mai 2013 die doppelte der üblichen Niederschlagsmenge, nachdem bereits der gesamte Frühling 2013 vergleichsweise kühl und niederschlagsreich war und eine unterdurchschnittliche Sonnenscheindauer aufwies. Dies führte zu hohen Bodenfeuchten, welche vielerorts gar neue Höchstwerte seit dem Messbeginn im Jahr 1962 erreichten. Entsprechend hatten die Böden keine Kapazität mehr, die Wassermengen aufzunehmen, als am 30. Mai nochmals kräftige und bis zu vier Tage lang anhaltende Niederschläge einsetzten. Entlang von Elbe und Donau wurden über weite Strecken neue Rekordwerte bezüglich der Wasserstände registriert (BfG, 2013).

Die für die nachfolgend vorgestellten drei Ereignisse verwendeten Überschwemmungsstände stellen insofern einen Spezialfall dar, da sie von der Swiss Re zur Verfügung gestellt wurden, also weder auf Daten des NASA Goddard's Office of Applied Science, noch auf jenen des Dartmouth Flood Observatory basieren. Die Extraktion der Teileinzugsgebiete und die Bestimmung der für die Evaluation relevanter Bereiche erfolgte jedoch gleich wie für die selber rekonstruierten Überschwemmungsflächen (vgl. Kapitel 5.3 und 5.4).

### 7.2.1 Donau: 28.05. – 18.06.2013

Während der am Pegel Regensburg-Schwabelweis gemessene Scheitelabfluss von 2790 m<sup>3</sup>/s noch lediglich einer Wiederkehrperiode von circa 20-50 Jahren entsprach, führten Zuflüsse weiter flussabwärts dazu, dass vielerorts Extremwerte bezüglich Abfluss und Wasserstand erreicht wurden. Insbesondere die Isar trug deutlich zur Verstärkung des Hochwassers bei. Die jährlichen Scheitelabflüsse der Donau beim Pegel im vor Passau gelegenen Hofkirchen werden in Abbildung 7.1 gezeigt. Anfangs Juni wurde hier ein Scheitelabfluss von 3420 m<sup>3</sup>/s registriert, womit es sich um den höchsten Wert seit 1882 handelte. Mit einem Wasserstand von 7m wurde zudem diesbezüglich ein neuer Höchstwert erreicht. Diesem Ereignis wird ein Wiederkehrintervall von 200 Jahren zugeordnet (BfG, 2013).



Abb. 7.1: Jährliche Scheitelabflüsse am Donau-Pegel in Hofkirchen seit 1901 (BfG, 2013).

Auch in Passau erreichte der Donaupegel mit einer Höchstmarke von 12,89m einen Rekordwert, der nur im Jahr 1501 übertroffen wurde. Zudem führte der hier in die Donau mündende Inn ebenfalls Hochwasser. Der kurz vor der Mündung am Inn gemessene Abfluss von 7000m<sup>3</sup>/s entspricht etwa einem 100-jährigen Ereignis. Obwohl die Hochwasserspitze des Inns drei Tage vor jener der Donau eintraf, wurde am Pegel Achleiten, der rund 2km unterhalb Passaus liegt und bei welchem die Abflüsse von Donau und Inn berücksichtigt werden, mit einem Scheitelabfluss von rund 10<sup>c</sup>000 m<sup>3</sup>/s ein Höchstwert seit mindestens Mitte des 19. Jahrhunderts erreicht. Dieser Wert entspricht einem Wieder-kehrintervall im Bereich von 200-500 Jahren, womit das Ereignis im Jahr 2013 also historische Ausmasse annahm. Dies wird auch durch Tabelle 7.2 verdeutlicht, in welcher die zehn höchsten Hochwasserabflüsse der Donau seit Mitte des 19. Jahrhundert an den beiden Pegeln Hofkirchen und Achleiten aufgelistet sind (BfG, 2013).

Tab. 7.3: Die zehn höchsten Hochwasserabflüsse der Donau an den Pegeln Hofkirchen und Achleiten seit Mitte des 19. Jahrhunderts (Daten: BfG, 2013).

Rang	Hofkirchen		Achl	eiten
	Datum	HQ [m3/s]	Datum	HQ [m3/s]
1	31.03.1845	4470	03.06.2013	10000
2	03.02.1862	4110	10.07.1954	9100
3	31.12.1882	3800	03.02.1862	8840
4	04.06.2013	3420	14.09.1899	7970
5	13.07.1954	3320	13.08.2002	7700
6	26.05.1999	3300	08.09.1920	6420
7	28.03.1988	3020	21.07.1981	6250
8	15.06.1965	2930	12.06.1965	5990
9	15.08.2002	2900	02.06.1940	5970
10	16.01.2011	2850	03.08.1991	5890

Der in Abbildung 7.2a) gezeigte Vergleich des rekonstruierten Hochwassers von 2013 mit der Modellierung eines 200-jährigen Ereignisses zeigt, dass dabei das Ausmass der Überflutung durch das Modell vielerorts überschätzt wird. Dies gilt im Speziellen für den Abschnitt zwischen Regensburg und Hofkirchen sowie für die beiden Nebenflüsse Isar und Inn.

Für den in Abbildung 7 dargestellten Abschnitt der Isar kann von einer Wiederkehrperiode von 50-100 Jahren ausgegangen werden, während bereits erwähnt wurde, dass entlang des Inns mit einem 100jährigen Ereignis gerechnet wird. Dies gilt zumindest ab der Mündung der Salzach (BfG, 2013). Entsprechend ist in Abbildung 7.2b) ein Vergleich mit der Modellierung eines 100-jährigen Ereignisses zu finden. Wie festgestellt werden kann, wird die Ausbreitung der Überschwemmung durch das Modell aber hauptsächlich noch immer überschätzt. Dies wird auch dadurch bestätigt, dass in den zugehörigen Kontingenztabellen die der Kategorie b zugehörigen Rasterzellen einen vergleichsweise hohen Anteil einnehmen (Abbildung 7.3). Ausserdem fällt auf, dass es bezüglich der Einteilung der Rasterzellen in die vier Klassen kaum eine Rolle spielt, ob die Modellierung von einem 100- oder einem 200-jährigen Ereignis ausgeht.



Abb. 7.2: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang der Donau, bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 200 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  475) **b**) 100 Jahren (MARS- Koeffizienten  $\geq$  580) **c**) 52 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  820).

Das Eruieren der besten Übereinstimmung zwischen dem rekonstruierten Ereignis und dem Modell gemäss dem in Kapitel 6.4 beschriebenen Vorgehen ergibt, dass die am besten zu den Daten passende Modellierung in etwa von einer Wiederkehrperiode von 52 Jahren ausgeht. Werden nur die gewichteten Ergebnisse des Heidke skill scores, des Peirce skill scores und des threat scores berücksichtigt, so wird das Maximum der summierten Gewichtungen durch eine Modellierung erreicht, welche alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  819 miteinbezieht. Wenn zusätzlich auch die gewichteten Ergebnisse der modifizierten threat scores miteinbezogen werden, so wird dieser Höchstwert dann erzielt, wenn die Modellierung alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  821 berücksichtigt (Tab. 7.1). Entsprechend zeigt Abbildung 7.2c) das Ergebnis des Vergleichs zwischen dem rekonstruierten Hochwasserereignis und einer Modellierung, bei welcher alle Rasterzellen mit einem MARS-Koeffizienten  $\geq$  820 verwendet werden. Dabei sind die durch die Modellierung überschätzten Bereiche merklich zurückgegangen und nun zu einem gewissen Teil auch auf durch die Fernerkundungsdaten nicht berücksichtigte kleinere Nebenflüsse zurückzuführen. Gleichzeitig haben jene Bereiche zugenommen, bei welchen das Modell das Ausmass der Überflutung unterschätzt. Der zugehörigen Kontingenztabelle ist allerdings zu entnehmen, dass der Anteil der unterschätzten Rasterzellen nach wie vor gering ist, sodass nun die inkorrekt modellierten Zellen zusammen einen recht niedrigen Anteil von weniger als 7% einnehmen (Abb. 7.3).

	(a)	Fernerkund	ungsdaten		( <b>b</b> )	Fernerkund	ungsdaten
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 74.75%	c = 0.16%	RS	Kein Wasser	a = 76.66%	c = 0.23%
MA	Wasser	b = 20.75%	d = 4.34%	MA	Wasser	b = 18.84%	d = 4.27%
	(c)	Fernerkund	ungsdaten				
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser				
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 90.22%	ungsdaten Wasser c = 1.24%				

Abb. 7.3: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang der Donau, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 200 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  475) **b**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **c**) 52 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  820).

Weniger erfreulich ist die Abnahme der Anzahl Rasterzellen, welche der bedeutenden Kategorie d zugeordnet sind, also jener Kategorie, welche die korrekterweise als der Kategorie ,Wasser' zugehörig modellierten Rasterzellen repräsentiert. Diesbezüglich hatten die von hohen Wiederkehrperioden ausgehenden Modellierungen den Vorteil, dass sie grosse Flächen einnahmen und dadurch auch nahezu alle aufgrund der Daten zur Kategorie ,Wasser' zugehörigen Bereiche korrekt modellierten – mit der Konsequenz, dass in diesen Modellierungen auch viele Rasterzellen fälschlicherweise der Kategorie ,Wasser' zugeteilt wurden, wodurch die Überschätzungen entstanden. Zudem gilt es in Erinnerung zu rufen, dass die Anzahl der in die Kategorie d zugeteilten Rasterzellen mit abnehmenden Wiederkehrperioden laufend abnimmt und dass die Summe der beiden Kategorien c und d immer gleich bleibt (vgl. Kap. 6.4). Folglich können in diesem Beispiel die in die Kategorie d eingeteilten Rasterzellen auch nur einen Anteil von höchstens 4.5% einnehmen. Somit werden dennoch immerhin etwa drei Viertel der gemäss den Daten als der Kategorie "Wasser" zugehörigen Rasterzellen korrekt modelliert, wenn von einer Wiederkehrperiode von 52 Jahren ausgegangen wird. Wie uns Abbildung 7.4 zeigt, nimmt jener modifizierte *threat score*, welcher die Unterschätzung speziell bestraft, ab einer Modellierung mit den MARS-Koeffizienten  $\geq$  892 negative Werte an. Die unterschätzten Rasterzellen würden also einen grösseren Anteil einnehmen als jene der Kategorie d, falls das Modell von Wiederkehrperioden unter 29 Jahren ausgehen würde. Die andere Modifikation des *threat scores*, welche die Überschätzung speziell bestraft, nimmt bei allen Modellierungen einen negativen Wert an. Folglich ist die Anzahl der überschätzten Rasterzellen (Kategorie b) immer höher als jene der Kategorie d.



Abb. 7.4: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang der Donau. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276, anschliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  999 miteinbezieht.

Dass die Überschwemmung bei der Mündung der Isar in die Donau einen verhältnismässig grossen Umfang einnimmt, ist auf einen Deichbruch zurückzuführen (BfG, 2013). Dieser Bereich wird nun von der Modellierung, wenn sie von einer Wiederkehrperiode von 52 Jahren ausgeht, unterschätzt. Dies verdeutlicht in der Konsequenz, dass die generelle Überschätzung dieses Extremereignisses durch Modellierungen mit Jährlichkeiten von 100-200 Jahren zu einem wesentlichen Teil auch auf Hochwasserschutzmassnahmen zurückgeführt werden dürfte. Es ist davon auszugehen, dass das Ausmass der Überschwemmung ohne solche Massnahmen sehr wahrscheinlich besser mit einer Modellierung, bei der von einem höheren Wiederkehrintervall ausgegangen wird, übereingestimmt hätte.

Stellt sich noch die Frage, inwiefern die Bestimmung jener als optimal geltenden Wiederkehrperiode durch die Nebenflüsse Isar und Inn/Salzach beeinflusst wurde. Wird nur der Flusslauf der Donau be-

trachtet, so würde die optimale Übereinstimmung bei der Modellierung mit einer Jährlichkeit von 47 Jahren erreicht (Abb. 7.5). Dasselbe gilt für eine gesonderte Betrachtung des Abschnittes der Isar, entlang des Inns wäre es eine Jährlichkeit von 56 Jahren (Tab.1). Diese Modellierungen unterscheiden sich jeweils nicht gross von jener mit einem 52-jährigen Wiederkehrintervall. Insofern haben die miteinbezogenen Nebenflüsse nur geringen Einfluss auf die Feststellung der Wiederkehrperiode mit der besten Übereinstimmung. Auch die zu Abbildung 7.5 gehörige Kontingenztabelle würde sich nicht gross von jener aus Abbildung 7.2c) unterscheiden.



Abb. 7.5: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche entlang der Donau ohne Berücksichtigung der beiden Nebenflüsse Isar und Inn/Salzach bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von 47 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  836).

# 7.2.2 Elbe: 28.05. - 18.06.2013

In Dresden betrug der höchste Wasserstand der Elbe 8.76m und der Scheitelabfluss rund 4350m<sup>3</sup>/s. Damit blieben die Werte unter den aus dem Jahr 2002 stammenden Höchstwerten. Wie Abbildung 7.7 zeigt, wurde das in Dresden im 2013 registrierte Abflussmaximum seit Mitte des 19. Jahrhunderts allerdings nur drei Mal übertroffen. Die Jährlichkeit wird hier auf rund 100 Jahre geschätzt. Weiter flussabwärts trugen die beiden Nebenflüsse Mulde und Saale, welche ebenfalls stark von Hochwasser betroffen waren, wesentlich zu einer Abflusserhöhung bei, sodass unterhalb dieser beiden Einmündungen die bisherigen, meist aus dem Jahr 2002 stammenden Wasserhöchststände vielerorts übertroffen wurden. Besonders betroffen war der Abschnitt bei Magdeburg. Am dortigen Pegel wurde ein Scheitelwert von 5100 m<sup>3</sup>/s gemessen, welchem eine Wiederkehrperiode von 200-500 Jahren zuzuordnen ist. Mit 7.47m wurde in Magdeburg zudem der höchste Wasserstand seit Beginn der Aufzeichnungen im Jahr 1727 gemessen. Noch weiter flussabwärts, bei Neu Darchau entspricht der dort registrierte Scheitelabfluss von 4190 m<sup>3</sup>/s wiederum einem Wiederkehrintervall von rund 100 Jahren. Diese Abnahme kann hauptsächlich auf einen Deichbruch bei Fischbeck und eine kontrollierte Flutung der Havelniederung zurückgeführt werden. Die an den drei genannten Stationen gemessenen Scheitel-abflüsse und deren entsprechenden Wiederkehrintervalle, wie sie von der deutschen Bundeanstalt für

Gewässerkunde angegeben werden, sind auch in Tabelle 7.4 ersichtlich. Zur Zuordnung der Jährlichkeit zu einem gemessenen Scheitelabfluss wurde jeweils auf die seit 1931 registrierten Abflusswerte zurückgegriffen (BfG, 2013).

Von etwas tieferen Jährlichkeiten geht eine Publikation der Flussgebietsgemeinschaft FGG Elbe (2013) aus. Diese ordnet dem Ereignis vom Juni 2013 für den Pegel Dresden ein Wiederkehrintervall von 50-100 Jahre und für jenen bei Magdeburg eines von 150 Jahren zu. Weiter unten geht sie von einer Jährlichkeit von rund 50 Jahren aus.



Abb. 7.6: Jährliche Scheitelabflüsse am Elbe-Pegel Dresden seit 1853 (BfG, 2013).

Tab. 7.4: Wiederkehrintervalle des Juni-Hochwassers 2013 an den Elbepegeln Dresden, Magdeburg-Strombrücke und Neu Darchau (Daten: BfG, 2013).

Station	HQ-Scheitel 2013 [m <sup>3</sup> /s]	Wiederkehrintervall [Jahre]
Dresden	4350	100
Magdeburg - Strombrücke	5100	200-500
Neu Darchau	4190	100

Wie Abbildung 7.7 zeigt, werden die überfluteten Gebiete durch die Modellierung generell überschätzt, wenn diese von einem 100-, beziehungsweise einem 200-jährigen Wiederkehrintervall ausgeht. Ausserdem fällt, wie bereits beim Beispiel für das Hochwasser entlang der Donau, wieder auf, dass sich diese beiden Vergleiche bezüglich der Einteilung der Rasterzellen in die vier Klassen der Kontingenztabelle nicht gross unterscheiden (Abb. 7.8). Erst mit der Modellierung eines 50-jährigen Ereignisses treten grössere Bereiche auf, bei denen der Hochwasserstand unterschätzt wird. Dies betrifft insbesondere die beiden Nebenflüsse Saale und Mulde (Abb. 7.7c)).



Abb. 7.7: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang der Elbe im Jahr 2013 bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **b**) 200 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  475) **c**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830).

	(2)	Fernerkund	lungsdaten		(b)	Fernerkund	lungsdaten
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 61.31%	c = 1.16%	RS	Kein Wasser	a = 58.35%	c = 0.81%
MA	Wasser	b = 27.20%	d = 10.33%	MA	Wasser	b = 30.16%	d = 10.68%
	(c)	Fernerkund	lungsdaten		(d)	Fernerkund	lungsdaten
	(C)	Kein Wasser	Wasser		(u)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 74.69%	c = 4.24%	RS	Kein Wasser	a = 84.22%	c = 6.43%
MA	Wasser	b = 13.82%	d = 7.25%	MA	Wasser	b = 4.28%	d = 5.06%
		Fernerkund	lungsdaten				
	(e)	Kein Wasser	Wasser				
RS	Kein Wasser	a = 79.02%	c = 5.20%				
MA	Wasser	b = 9.49%	d = 6.29%				

Abb. 7.8: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang der Elbe (2013), bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **b**) 200 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  475) **c**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830) **d**) 17-18 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  939) **e**) 30 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  884).

Die Aufsummierung der gewichteten Evaluationskriterien ergibt, dass die Modellierung die beste Übereinstimmung mit den Daten erzielt, wenn diese alle Rasterzellen mit MARS-Koeffizienten grösser oder gleich dem Wert 939 berücksichtigt (Tab. 7.1). Dies entspricht also gemäss Tabelle A.1 im Anhang einer Jährlichkeit im Bereich von 17-18 Jahren. Wie Abbildung 7.9a) zeigt, geht dabei die Anzahl der überschätzten Rasterzellen nochmals deutlich zurück. Die zugehörige Kontingenztabelle zeigt allerdings auch, dass dann die Anzahl der unterschätzten Rasterzellen höher ist als jene der Kategorie d, in welcher sich die korrekterweise der Kategorie "Wasser' zugeteilten Rasterzellen befinden (Abb. 7.8). Von den Zellen, die gemäss den Daten als der Kategorie "Wasser' zugehörig gelten, wird nun also mehr als die Hälfte nicht mehr korrekt modelliert. Anhand der Entwicklung jenes modifizierten threat scores, der die Unterschätzung speziell bestraft, erkennt man, dass dies der Fall ist, wenn die Modellierung von einer Wiederkehrperiode von 23 Jahren oder weniger ausgeht (Abb. 7.10). Demzufolge wäre es wohl auch denkbar, dass Modellierungen, welche von Wiederkehrperioden im Bereich von 25-30 Jahren ausgehen, als optimal betrachtet werden könnten. Ein Vergleich zwischen den Fernerkundungsdaten und der Modellierung eines 30-jährigen Ereignisses ist in Abbildung 7.9b) zu finden, es gilt allerdings zu erwähnen, dass keines der in Kapitel 6 vorgestellten Validierungskriterien eine Modellierung in diesem Bereich als die passendste Variante erachten würde.



Abb. 7.9: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang der Elbe im Jahr 2013 bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 17-18 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  939) **b**) 30 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  884).

Da nun offensichtlich ein grosser Teil der unterschätzten Rasterzellen auf die beiden Nebenflüsse Saale und Mulde zurückzuführen ist, stellt sich auch die Frage, wie sich die Situation präsentiert, wenn diese beiden Flüsse ausser Acht gelassen werden. Interessanterweise hat dies allerdings keinen wesentlichen Einfluss auf die Jährlichkeit der besten Übereinstimmung zwischen Daten und Modell. Werden diese beiden Nebenflüsse wie in Abbildung 7.11 weggelassen, so resultiert ebenfalls eine optimale Jährlichkeit im Bereich von 17-18 Jahren, diesmal mit Einbezug aller Zellen, deren MARS-Koeffizienten einen Wert  $\geq$  942 aufweisen. Dies würde ausserdem auch der Fall bleiben, falls zusätzlich die südöstlich gelegenen Teile der Elbe weggelassen würden und nur jener Teil ab Dresden in den Vergleich miteinbezogen würde. Auch bezüglich der Einteilung der Rasterzellen in die vier Klassen der Kontingenztafeln ändert sich vergleichsweise wenig, wenn die erwähnten Bereiche vom Vergleich ausgeschlossen werden. Interessant ist auch eine einzelne Betrachtung der beiden Nebenflüsse Saale und Mulde, deren Hochwasserstände bei der Modellierung mit einem 50-jährigen Ereignis bereits unterschätzt wurden, während jener entlang der Elbe mehrheitlich noch überschätzt wurde. Wird die Saale separat betrachtet, so wird eine Modellierung, die von einer Wiederkehrperiode von 78 Jahren ausgeht als passendste erachtet, entlang der Mulde ist es eine solche von 80 Jahren (Tsb. 7.1). Wenn man bedenkt, dass das Hochwasser entlang der Mulde etwa einem 100-jährigen und jenes entlang der Saale etwa einem 150-jährigen Ereignis entsprach (BfG, 2013), so liegt das Wiederkehrintervall der als am passendsten beurteilten Modellierung für diese beiden Flüsse deutlich näher bei der Realität als dies für die Elbe der Fall ist.

Betrachtet man die Ausbreitung des Hochwasser beim Deichbruch in Fischbeck und dessen Übereinstimmung mit der Modellierung eines 100-jährigen Ereignisses, lässt sich vermuten, dass gut ausgebaute Hochwasserschutzmassnahmen - wie auch bereits beim Beispiel der Donau – zu einem wesentlichen Teil für die Überschätzung dieses Extremereignisses entlang der Elbe verantwortlich sind.



Abb. 7.10: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang der Elbe im Jahr 2013. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$ 276, anschliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$ 999 miteinbezieht.



Abb. 7.11: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang der Elbe im Jahr 2013 ohne Berücksichtigung der beiden Nebenflüsse Saale und Mulde bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von 17 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  942).

#### 7.2.3 Elbe: 07.-28.08.2002

Auch für die Hochwasser entlang der Elbe im August 2002 waren extreme Niederschläge verantwortlich. Die stark Hochwasser führende Moldau veranlasste, dass unterhalb deren Mündung bereits innerhalb der Tschechischen Republik an den Pegeln Ústí nad Labem und Děčín Scheitelabflüsse gemessen wurden, die einem Wiederkehrkehrintervall von 100-200 Jahren zugeordnet werden. Wie Abbildung 7.6 entnommen werden konnte, wurde beim Pegel Dresden mit einem Scheitelabfluss von 4580 m<sup>3</sup>/s ein Höchstwert erreicht, der auch im Jahr 2013 nicht übertroffen wurde, er entspricht einem Wiederkehrintervall von rund 150-200 Jahren. Entgegen der Situation im Sommer 2013 führte die Saale kein Hochwasser, die Mulde hingegen trug entscheidend zum Hochwasser entlang der Elbe bei. Infolge zahlreicher Deichbrüche, auch bereits oberhalb der Mündung der Mulde, wurde der Scheitelabfluss allerdings vermindert, sodass weiter flussabwärts bei den Pegeln Barby, Magdeburg und Tangermünde von einer 100-jährigen Wiederkehrperiode ausgegangen werden kann. Wie bereits erwähnt, wurde das in Magdeburg im Jahr 2002 gemessene Abflussmaximum durch das Ereignis im Jahr 2013 deutlich übertroffen. Auch im Jahr 2002 wurden die Havelniederungen kontrolliert geflutet, weswegen die unterhalb deren Mündung gemessenen Scheitelabflüsse nur noch Wiederkehrperioden von circa 35-70 Jahren entsprachen. Ohne die Deichbrüche und der kontrollierten Flutung der Havelniederung hätte mit Jährlichkeiten von 200 Jahren oder mehr gerechnet werden müssen (IKSE, 2004).



Abb. 7.12: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang der Elbe im Jahr 2002 bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **b**) 200 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  75) **c**) 21-22 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  918).

In Abbildung 7.12 ist ein Vergleich des rekonstruierten Hochwassers von 2002 mit der Modellierung eines 100-, respektive eines 200-jährigen Ereignisses zu finden. Der jeweils berücksichtigte Flussabschnitt ist allerdings etwas kleiner als beim Ereignis von 2013 und erstreckt sich weder auf die sich innerhalb der Tschechischen Republik befindenden Abschnitte, noch auf die Nebenflüsse Saale und Mulde. Wie bereits beim Ereignis aus dem Jahr 2013, kann auch hier festgestellt werden, dass das Ereignis durch die Modellierung generell überschätzt wird und dass der Unterschied zwischen dem Vergleich mit einem Modell, das von einem 100-jährigen Ereignis ausgeht und einem, das von einem 200-jährigen Ereignis ausgeht, relativ gering ist. Auch dies wird wiederum durch die entsprechenden Kontingenztabellen bestätigt (Abb. 7.13).

	(a)	Fernerkund	ungsdaten		(b)	Fernerkund	ungsdaten
	(u)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 52.13%	c = 1.00%	RS	Kein Wasser	a = 48.77%	c = 0.64%
MA	Wasser	b = 32.26%	d = 14.61%	MA	Wasser	b = 35.61%	d = 14.98%
	(c)	Fernerkund	ungsdaten				
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser				
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 74.92%	ungsdaten Wasser c = 6.80%				

Abb. 7.13: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang der Elbe (2002), bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580 **b**) 200 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  475) **c**) 21-22 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  918).

Beim Ereignis von 2002 wird die beste Übereinstimmung zwischen Modell und Daten erzielt, wenn die Modellierung von einer Wiederkehrperiode im Bereich von 21-22 Jahren ausgeht und alle Rasterzellen mit MARS-Koeffizienten, welche den Wert 918 oder höher aufweisen, einbezieht (Abbildung 7.12c). In der Havelniederung und an Stellen, wo die Elbe aufgrund von Deichbrüchen ihr Umland flutete, wird das Hochwasserereignis nun durch das Modell unterschätzt, während es sonst tendenziell immer noch eher etwas überschätzt wird. Wiederum kann also davon ausgegangen werden, dass die starke Überschätzung bei jener Modellierung, die von einer Wiederkehrperiode von 100 Jahren ausgeht, zu einem wesentlichen Teil auf die Hochwasserschutzmassnahmen zurückgeführt werden können.

Vergleicht man schliesslich die beiden Hochwasser der Jahre 2013 und 2002 und deren Ergebnisse bezüglich der Modellierungen mit verschiedenen Wiederkehrperioden, so lässt sich feststellen, dass diese beiden ähnlichen Ereignisse durchaus auch zu ähnlichen Resultaten führen, wobei die durch das Modell überschätzten Bereiche beim Ereignis von 2002 generell einen etwas grösseren Anteil einnehmen. Diese Parallelen zeigen sich auch in Bezug auf die Entwicklung der skill scores über die verschiedenen Modellierungen hinweg, bei denen der Wert der berücksichtigten MARS-Koeffizienten laufend um eine Einheit erhöht wird. Wie Abbildung 7.14 zeigt, resultieren für das Ereignis im Jahr 2002 in etwa gleiche Resultate für die skill scores wie bei den entsprechenden Modellierungen für das Jahr 2013. Auch jene Wiederkehrperioden, in welcher ein skill score seinen Höchstwert erreicht, sind bei beiden Hochwasserereignissen ähnlich. Die summierten Gewichtungen der Ergebnisse der skill scores erreichen zwar bei jeweils ähnlichen Wiederkehrperioden ihren Höchstwert, erzielen allerdings beim Ereignis 2002 über einen längeren Abschnitt nahe beim Maximum liegende Resultate, sodass kein ausgeprägter Peak wie beim Ereignis von 2013 entsteht.



Abb. 7.14: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen für das Ereignis entlang der Elbe im Jahr 2002. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten ≥276, anschliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten ≥999 miteinbezieht.

Dass beim Ereignis von 2002 die Summe der gewichteten Resultate der skill scores für relativ viele Modellierungen ein ähnlich hohes Ergebnis erreicht, wirft die Frage auf, ob diese auch stark mit derjenigen übereinstimmen, welche den Höchstwert erreichte. Dies würde bedeuten, dass auch weitere Modellierungen als optimal betrachtet werden könnten. Wird allerdings beispielsweise ein Vergleich zwischen dem Überflutungsstand und einer Modellierung realisiert, welche alle MARS-Koeffizenten  $\geq$ 580 berücksichtigt, so wird der Überflutungsstand dennoch einiges stärker überschätzt, als dies in Abbildung 7.12c) der Fall ist. Dies führt auch zu einem wesentlich höheren Gesamtanteil an fehlklassifizierten Rasterzellen. Somit führen die beiden Ereignisse der Jahre 2002 und 2013 dennoch auch diesbezüglich zu recht ähnlichen Ergebnissen.

# 7.3 Mississippi / Missouri

Welch und Barnes (2013) befassen sich detailliert mit den Überschwemmungen entlang des Mississippi, des Missouri und deren Nebenflüsse im Frühling und Sommer 2011. Demzufolge wurden die Überschwemmungen durch intensive Niederschläge im Einzugsgebiet, kombiniert mit einer äusserst hohen Schneeschmelze, verursacht. An vielen Messstationen wurden neue Rekordwerte der Scheitelabflüsse, aber auch in Bezug auf die jährliche Abflussmenge registriert.

### 7.3.1 Mississippi: 25.04. - 15.06.2011

Der USGS nimmt eine statistische Einordnung der an vielen Pegeln entlang des Mississippi gemessenen Abflüsse vor. Demzufolge wurden im Oberlauf nirgends aussergewöhnlich hohe Abflusswerte registriert, welche einem 100-jährigen Wiederkehrintervall oder höher entsprechen würden. Anders präsentierte sich die Situation im Unterlauf, entlang dessen aufgrund der Hochwasserzuflüsse des Missouri und des Ohio Rivers sehr hohe Abflusswerte registriert wurden. Die im Mai 2011 in Memphis, Helena und Vicksburg registrierten Scheitelabflüsse übertrafen alle bisherigen an den jeweiligen Stationen gemessenen Werte und die zugehörigen Wiederkehrintervalle werden mit 250, 200 und 125 Jahren angegeben. In Arkansas City wurde nur 1927 ein noch höherer Scheitelabfluss registriert, während in Baton Rouge lediglich jener aus dem Jahre 1945 nicht übertroffen wurde (Driscoll *et al.*, 2014).

In den Abbildungen 7.16a-b) sind die Vergleiche des rekonstruierten Hochwassers für den Unterlauf des Mississippi mit den Modellierung, die von einem 125-, beziehungsweise einem 200-jährigen Ereignis ausgehen, dargestellt. Dabei wird jener Abschnitt zwischen Cairo, wo der Ohio River in den Mississippi mündet, und dem Mississippi-Delta berücksichtigt. Wie sich zeigt, wird dabei das Ausmass der Modellierung jeweils überschätzt. Auch wenn die Modellierung von einem 100-jährigen Ereignis ausgehen würde, so wäre das Ergebnis kaum von jenem mit der 125-jährigen Modellierung zu unterscheiden.

	(a)	Fernerkund	lungsdaten		(b)	Fernerkund	ungsdaten
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 32.62%	c = 2.98%	RS	Kein Wasser	a = 27.78%	c = 1.97%
MA	Wasser	b = 42.39%	d = 22.01%	MA	Wasser	b = 47.23%	d = 23.02%
	(c)	Fernerkund	lungsdaten		(b)	Fernerkund	ungsdaten
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	lungsdaten Wasser		(d)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 41.55%	lungsdaten Wasser c = 5.64%	RS	(d) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 56.31%	ungsdaten Wasser c = 12.39%

Abb. 7.15 Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Mississippis, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 125 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  551) **b**) 200 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  475 **c**) 84-85 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  651) **d**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830).



Abb. 7.16: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Mississippis, bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 125 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  551) **b**) 200 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  475) **c**) 84-85 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  651) **d**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830).

Aufgrund der vorgenommenen Kalibrierung gilt eine Modellierung als Optimum, welche alle Rasterzellen mit MARS-Koeffizienten ≥ 651 berücksichtigt, somit also von einer Wiederkehrperiode im Bereich von 84-85 Jahren ausgeht (Tab. 7.1). Doch auch hier überschätzt die Modellierung das Ereignis deutlich (Abbildung 7.16c)). Würde die Modellierung allerdings von noch geringeren Jährlichkeiten ausgehen, so bliebe diese Überschätzung entlang des Mississippi bestehen, hingegen würde dann das Ausmass der Überflutungen in den Nebenflüssen unterschätzt werden, wie dies Abbildung 7.16d) beispielsweise für einen Vergleich mit einer Modellierung zeigt, die von einem 50-jährigen Ereignis ausgeht. Dies wiederspiegelt sich auch in der zugehörigen Kontingenztabelle in der starken Zunahme des prozentualen Anteils der Kategorie c (Abbildung 7.15). Selbst wenn die Modellierung nur jene Rasterzellen mit den MARS-Koeffizienten 999 und 1000 einbeziehen würde, bliebe die deutliche Überschätzung entlang des Mississippi bestehen und sowohl die optische Darstellung, wie auch die Einteilung der Rasterzellen in die Kategorien der Kontingenztabelle, würde sich gegenüber Abbildung 7.16d) nicht mehr wesentlich ändern. Dass die deutlichen Überschätzungen auch bei Modellierungen von sehr kleinen Jährlichkeiten bestehen bleiben, äussert sich auch dadurch, dass der modifizierte threat score, welcher die Überschätzungen speziell bestraft, bei keiner Modellierung einen positiven Wert annimmt (Abb. 7.17). Zudem fällt auch auf, dass sich die Validierungskriterien Heidke skill score, Peirce skill score und threat score alle innerhalb eines recht engen Rahmens bewegen.



Abb. 7.17: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang des Mississippis. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$ 276, anschliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$ 999 miteinbezieht.

Da unterschätzte Bereiche hauptsächlich entlang der nordwestlich gelegenen Nebenflüsse auftreten, haben diese also einen wesentlichen Einfluss auf die Resultate. Wird die als ideal geltende Jährlichkeit für den Mississippi separat, ohne Berücksichtigung dieser Nebenflüsse bestimmt, so resultieren sehr tiefe Wiederkehrintervalle. Wird das Optimum anhand der gewichteten Ergebnisse der drei Kriterien Heidke skill score, Peirce skill score und threat score bestimmt, so erzielt man das Optimum, wenn möglichst wenige Rasterzellen, in die Modellierung miteinbezogen werden (Abb. 7.19a)). Würden zusätzlich auch noch die gewichteten Werte der beiden modifizierten threat scores berücksichtigt, so würde die Modellierung eines 12-jährigen Ereignisses als Optimum betrachtet (Abb. 7.19b)). Diese unterscheidet sich kaum von jener im Bereich von 1-10 Jahren, auch nicht bezüglich der resultierenden Kontingenztabelle (Abb. 7.18). Dass nun derart tiefe Wiederkehrperioden als bestmöglich angesehen werden, kann dadurch begründet werden, dass in diesem Bereich die Überschätzung durch das Modell am geringsten wird – bei gleichzeitig gering bleibender Unterschätzung. Abbildung 7.18 zeigt überdies, wie sich die Einteilung der Rasterzellen in die Kontingenztabellen für die Modellierungen eines 50- und eines 125-jährigen Ereignisses verändern, wenn die nordwestlich gelegenen Nebenflüsse vom Vergleich ausgeschlossen werden. Insbesondere für das 50-jährige Ereignis verändert sich die Verteilung der Rasterzellen gegenüber jener in Abbildung 7.15 deutlich. Der Anteil der durch das Modell überschätzten Zellen ist bedeutend höher, jener der unterschätzten Zellen hingegen deutlich tiefer. Für das 125-jährige Ereignis ist zwar die gleiche Tendenz erkennbar, der Unterschied zwischen den beiden Versionen allerdings einiges geringer. Dies dürfte daran liegen, dass der Bereich der Nebenflüsse bei der Modellierung mit dieser Wiederkehrperiode noch deutlich überschätzt wurde, sich also nicht wesentlich vom Hauptfluss unterschied (Abb. 7.16a)).

	(a)	Fernerkund	ungsdaten		( <b>b</b> )	Fernerkund	ungsdaten
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 48.95%	c = 10.25%	RS	Kein Wasser	a = 47.92%	c = 9.86%
MA	Wasser	b = 22.47%	d = 18.33%	MA	Wasser	b = 23.50%	d = 18.72%
	(c)	Fernerkund	ungsdaten		(b)	Fernerkund	ungsdaten
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser		(d)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 40.10%	wasser c = 7.23%	RS	(d) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 23.24%	ungsdaten Wasser c = 2.07%

Abb. 7.18: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Mississippis, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 1-10 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  999) **b**) 12 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  980) **c**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830) **d**) 125 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  551).



Abb. 7.19: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Mississippis ohne Berücksichtigung der im Untersuchungsgebiet nordwestlich gelegenen Nebenflüsse bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 1-10 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\ge$  999) **b**) 12 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\ge$  980) **c**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\ge$  830).



Abb. 7.20: Dank Hochwasserschutzmassnahmen nahm die überflutete Fläche 2011 nur noch rund einen Drittel der im Jahr 1927 überfluteten Fläche ein (Holmes *et al.*, 2013).

Wiederum dürften die Überschätzungen des Überflutungsstandes zu einem wesentlichen Teil auf Hochwasserschutzmassnahmen zurückzuführen sein. Dies lassen Holmes *et al.* (2013) vermuten, der auf die Tatsache verweist, dass nach den schweren Schäden, welche die Überflutungen von 1927 verursachten, Hochwasserschutzmassnahmen errichtet wurden. Als Folge davon entsprach die im 2011 überflutete Fläche nur etwa einem Drittel jener Fläche, welche 1927 überflutet wurde. Dies trotz den noch höheren Scheitelabflüssen im Jahr 2011 Ein Vergleich der beiden, vom jeweiligen Hochwasser betroffenen Flächen, ist in Abbildung 7.20 zu finden. Es ist davon auszugehen, dass die durch das Modell überschätzten Flächen deutlich geringer ausgefallen wären, wenn die Überschwemmungen im 2011 dieselbe flächenhafte Ausbreitung wie jene von 1927 erfahren hätten.

### 7.3.2 Missouri: 15.05. - 30.06.2011

Entlang des Missouri war hauptsächlich jener Abschnitt unterhalb des Garrison Dams bis zur Mündung in den Mississippi betroffen (Driscoll *et al.*, 2014). In Abbildung 7.22 wird dabei jener Abschnitt zwischen dem Lake Oahe und Nebraska City gezeigt. Aus Hochwasserschutzgründen wurden im Abschnitt bis Sioux City mehrere Talsperren errichtet, während im Abschnitt südlich davon Schutzdämme errichtet wurden und der Fluss kanalisiert wurde (Welch und Barnes, 2013).

Für die Scheitelabflüsse der innerhalb des Untersuchungsgebietes liegenden Messstationen (Sioux City, Decatur, Omaha und Nebraska City) wurde keine statistische Einordnung vorgenommen, allerding wurde diesbezüglich an keiner dieser Stationen ein neuer Rekordwert erreicht. Mancherorts nehmen die gemessenen Scheitelabflüsse allerdings Rang zwei hinter den jeweiligen Höchstwerten aus dem Jahre 1952 ein. Neue Rekorde wurden hingegen bezüglich der totalen jährlichen Abflussmenge erreicht, wozu dieses Hochwasserereignis natürlich einen wesentlichen Beitrag geleistet hat (Driscoll *et al.*, 2014).

	(a)	Fernerkund	lungsdaten		( <b>b</b> )	Fernerkund	ungsdaten
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 58.63%	c = 1.99%	RS	Kein Wasser	a = 72.87%	c = 4.09%
MA	Wasser	b = 21.62%	d = 17.76%	MA	Wasser	b = 7.37%	d = 15.67%
	(c)	Fernerkund	lungsdaten				
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	lungsdaten Wasser				
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 71.95%	lungsdaten Wasser c = 3.77%				

Abb. 7.21: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Misouris, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **b**) 11-12 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  982) **c**) 14-15 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  960).


Abb. 7.22: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Missouris, bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **b**) 11-12 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  982).

Somit ist es wohl sinnvoll, von einer Wiederkehrperiode im Bereich von 100 Jahren auszugehen (Abb. 7.22a)). Diese Modellierung unterscheidet sich zudem betreffend der Übereinstimmung mit dem Überflutungsstand kaum von einer, die von einem 50- oder einem 200-jährigen Ereignis ausgeht.

Wie Abbildung 7.23 deutlich zum Ausdruck bringt, erreichen die aufsummierten Gewichtungen der skill scores ihre höchsten Werte im Bereich tiefer Wiederkehrintervalle. Die beste Übereinstimmung mit den Fernerkundungsdaten wird gemäss Tabelle 7.1 bei einer Modellierung erzielt, welche von

einem 11-, respektive einem 14-jährigen Ereignis ausgeht, in Abhängigkeit davon, welche skill scores berücksichtigt werden. Wobei sich diese beiden Ergebnisse kaum voneinander unterscheiden (Abb. 7.21). Für drei dieser fünf skill scores wird gar das beste Resultat erzielt, wenn das Modell nur die geringstmögliche Anzahl Zellen berücksichtigt, nämlich jene mit MARS-Koeffizienten von 999 und 1000. Das Ergebnis eines Vergleichs einer solchen Modellierung mit den Fernerkundungsdaten würde sich allerdings kaum mehr von jenem in Abbildung 7.22b) unterscheiden, somit also ebenfalls kaum Bereiche aufweisen, welche durch das Modell unterschätzt werden. Insofern ist die Situation also auch wieder mit jener entlang des Mississippis vergleichbar, wobei wiederum auch auf die bereits erwähnten Hochwasserschutzmassnahmen verwiesen sei. Es ist davon auszugehen, dass sich die Situation anders präsentieren würde, wenn es wie bei den Ereignissen entlang der Elbe zu Dammbrüchen gekommen wäre.



Abb. 7.23: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang des Missouris. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$ 276, anschliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$ 999 miteinbezieht.

#### 7.4 Amur: 01.-07.08.2013

In Chabarowsk wurde ein Scheitelabfluss von 46'000 m<sup>3</sup>/s gemessen und der Wasserstand erreichte ein Maximum von 808cm. Der bisherige maximale Wasserstand von 642cm aus dem Jahr 1897 wurde folglich deutlich übertroffen. Aufgrund der statistischen Einordnung anhand von Daten des *Global Runoff Data Centre GRDC* (vgl. Kap.4), deren Zeitreihe an dieser Station von 1896 bis 1987 reicht, kann diesem Ereignis mindestens ein Wiederkehrintervall von 100 Jahren zugeordnet werden (Danilov-Danilyan *et al.*, 2014).



Abb. 7.24: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Amurs, bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **b**) 106 Jahren (MARS- Koeffizienten  $\geq$  572) **c**) 92-93 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  614).

Wie sich zeigt, stimmt die Modellierung eines 100-jährigen Ereignisses recht gut mit dem rekonstruierten Überflutungsstand überein (Abb. 7.24a)). Die als optimal beurteilte Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von 106 Jahren unterscheidet sich zudem kaum davon – weder optisch, noch bezüglich der resultierenden Kontingenztabelle (Abb. 7.25). Werden auch die gewichteten Ergebnisse der beiden *modifizierten threat scores* in die Kalkulierung der optimalsten Modellierung miteinbezogen, so resultiert eine Jährlichkeit, die etwas weniger als 100 Jahre beträgt. Allerdings sind auch hier kaum Unterschiede gegenüber den beiden anderen Ergebnissen zu erkennen. Insofern stimmt hier das Modell also recht gut mit dem tatsächlichen Ereignis überein. Dies wäre überdies auch noch der Fall, falls die Modellierung von noch höheren Wiederkehrintervallen ausgehen würde. Wie Abbildung 7.26 zu entnehmen ist, würde hingegen im Bereich tiefer Wiederkehrintervalle ein grosser Teil des Überflutungsstandes unterschätzt.

(a)		Fernerkundungsdaten			(b)	Fernerkundungsdaten	
	(u)	Kein Wasser	Wasser		(8)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 42.71%	c = 8.29.%	RS	Kein Wasser	a = 42.40%	c = 8.02%
MA	Wasser	b = 11.41%	d = 37.59%	MA	Wasser	b = 11.72%	d = 37.86%
	(c)	Fernerkund	ungsdaten				
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser				
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 44.24%	ungsdaten Wasser c = 9.62%				

Abb. 7.25: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Amurs, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580 **b**) 106 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  572) **c**) 92-93 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  614).



Abb. 7.26: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang des Amurs. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276, anschliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  999 miteinbezieht.

### 7.5 Mekong / Chao Phraya

Von Sommer bis Herbst 2011 ereigneten sich entlang dieser beiden südostasiatischen Flüssen äusserst starke Überschwemmungen, welche aufgrund heftiger Regenfälle durch eine hohe Anzahl Tropenstürme während einer lange dauernden Monsunsaison ausgelöst wurden (Komori *et al.*, 2012; MRC, 2011).

### 7.5.1 Mekong: 13.08. - 13.10.2011

Der jährliche Verlauf des Abflusses des Mekongs wird stark durch den Monsun gesteuert. Während der Regenzeit im Sommer und Herbst ist der Abfluss etwa 20-mal höher als während der Trockenzeit. Die Maximalwerte werden üblicherweise im August und September erreicht, während die geringsten Abflussmengen normalerweise im April gemessen werden. Eine etwas genauere Unterteilung definiert zusätzlich noch zwei Übergangsperioden (Abb.7.27). Dieser Jahresverlauf führt zu alljährlichen Überflutungen. Als Hochwassersaison gilt jene Zeit, während der Abfluss den mittleren jährlichen Abfluss übertrifft (Adamson *et al.*, 2009).



Abb. 7.27: typische jährliche Abflussganglinie des Mekongs und deren Einteilung in vier Jahreszeiten (Adamson *et al.*, 2009).

Während der Mekong bis zur kambodschanischen Grenze in relativ engen Tälern verläuft, erstrecken sich die Überflutungen im unteren Bereich grossflächig über hunderte von Kilometern. Der Tonle Sap-Fluss, der während der Trockenzeit bei Phnom Penh in den Mekong mündet, ändert seine Fliessrichtung und die Wassermassen überfluten auch das Becken des Tonle Sap-Sees. In der Vergangenheit zeigte sich, dass diese Region oftmals gar stärker von Überflutungen betroffen ist als das Mekong-Delta. Dieses wiederum beginnt bei Phnom Penh und erstreckt sich südwärts davon bis zum Südchinesischen Meer (Adamson *et al.*, 2009).

Wie in Abbildung 7.28 ersichtlich ist, verstärkt sich aufgrund der Nebenflüsse die saisonale Variabilität des Abflusses flussabwärts deutlich. Bis zur Messstation Kratie haben bereits mehr als 95% der finalen Wassermenge den Mekong erreicht. Den Messwerten dieser Station kommt eine grosse Bedeutung zu, da es unterhalb von Kratie aufgrund der vielen Verzweigungen und der breiten, flächenhaften Ausdehnung unmöglich wird, zuverlässige Abflusswerte zu messen (MRC, 2005).



Abb. 7.28: jährliche Abflussganglinien verschiedener Messstationen entlang des Mekongs (MRC, 2005).

Eine detaillierte Analyse der Überflutungen im Herbst 2011 nahm die *Mekong River Commission MRC* vor. Der an der Messstation in Kratie gemessene Scheitelabfluss betrug 63<sup>•</sup>250 m<sup>3</sup>/s und wurde am 24. September 2011 gemessen. Er entspricht einem der höchsten an dieser Station je gemessenen Abfluss. Die gesamte Flutwassermenge der Hochwassersaison 2011 wird auf 460 km<sup>3</sup> geschätzt. Die Wiederkehrperiode dieses Hochwassers wird deshalb mit 10-20 Jahren angegeben. Tabelle 7.5 gibt eine Übersicht über die für verschiedene Wiederkehrperioden berechneten Scheitelabflüsse und Flutwassermengen an der Messstation Kratie. Pegelhöchststände wurden mit 21.79m am 13. August, 21.8m am 12. September und 22.88m am 24. September gemessen (MRC, 2011).

Tab. 7.5: Wiederkehrperioden verschiedener Spitzenabflüsse, respektive Flutwassermengen für die Messstation Kratie (Daten: MRC, 2011).

	Recurrence Interval (years)						
	2	5	10	20	50	100	
Annual flood peak (m <sup>3</sup> /s)	52000	58000	63000	68000	74000	78500	
Annual flood volume (km <sup>3</sup> )	333.7	394.2	424.6	447.5	470.6	483.4	

Der in Abbildung 7.29 jeweils gezeigte Ausschnitt des Mekongs erstreckt sich im Norden etwas weiter als bis zur Staatsgrenze Kambodschas mit Laos. Wie sich zeigt, wird die rekonstruierte Überschwemmung des Jahres 2011 entlang des Mekongs von der Modellierung zu einem grossen Teil unterschätzt, wenn diese von einem Wiederkehrintervall von 20 Jahren ausgeht. Aufgrund dieser unterschätzten Flächen lässt sich erkennen, dass sich das Hochwasser über riesige Flächen erstreckte. Eine Überschätzung des Überschwemmungsstandes erfolgt vor allem entlang einem der Hauptarme des Mekong-Deltas. Hier ist anzunehmen, dass der Fluss durch Schutzdämme, deren Einfluss bekanntlich vom Modell nicht berücksichtigt wird, in seiner Ausbreitung gehindert wurde. Zumindest verweist auch die Mekong River Commission MRC (2005) daraufhin, dass im Mekong-Delta entlang vieler Hauptarme Schutzdämme errichtet wurden. Die Tatsache, dass sich die Überflutung direkt entlang der



Hauptarme des unteren Deltabereiches verhältnismässig in Grenzen hält, ist zudem auch bei Hochwasserereignissen früherer Jahre zu erkennen (Adamson *et al.*, 2009; MRC, 2005; Sakamoto *et al.*, 2007).

Abb. 7.29: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Mekongs, bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 20 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  926) **b**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **d**) 231 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  446).

Der grosse Anteil unterschätzter Gebiete bei der Modellierung mit einer 20-jährigen Wiederkehrperiode wird auch durch die zugehörige Kontingenztabelle bestätigt (Abb. 7.30). Würde die Modellierung zudem von einer 10- oder 11-jährigen Wiederkehrperiode ausgehen, das heisst alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  999, respektive jene  $\geq$  989 miteinbeziehen, so wäre der Anteil unterschätzter Rasterzellen noch etwas höher und würde mehr als 37% der gesamten untersuchten Fläche einnehmen. Aus optischer Sicht wären die Unterschiede gegenüber Abbildung 7.29a) allerdings gering. Wie Abbildung 7.31 zeigt, ist der Anteil der unterschätzten Rasterzellen bei einer Vielzahl von Modellierungsmöglichkeiten grösser als jene, welche korrekterweise als der Kategorie "Wasser' zugehörig modelliert wurden.

(a)		Fernerkund	lungsdaten		(b)	Fernerkund	ungsdaten
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 52.50%	c = 35.82%	RS	Kein Wasser	a = 51.15%	c = 33.89%
MA	Wasser	b = 2.80%	d = 8.88%	MA	Wasser	b = 4.15%	d = 10.81%
		Fernerkund	lungsdaten			Fernerkundungsdaten	
	(0)	Kein Wasser	Wasser		(u)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 34.80%	c = 16.50%	RS	Kein Wasser	a = 29.68%	c = 11.79%
MA	Wasser	b = 20.50%	d = 28.20%	MA	Wasser	b = 25.62%	d = 32.91%
		Fernerkund	lungsdaten				
	(e)	Kein Wasser	Wasser				
RS	Kein Wasser	a = 26.40%	c = 9.09%				
MA	Wasser	b = 28.90%	d = 35.61%				

Abb. 7.30: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Mekongs, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 20 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  926) **b**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **d**) 172 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  503) **e**) 231 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  446).

Eine ideale Übereinstimmung gemäss den summierten Gewichtungen erreicht man, wenn die Modellierung von hohen Wiederkehrperioden ausgeht. Wenn zur Bestimmung der optimalen Wiederkehrperiode die Gewichtungen der drei Validationskriterien *Heidke skill score*, *Peirce skill score* und *threat score* verwendet werden, so wird das beste Ergebnis bei einer Wiederkehrperiode von 231 Jahren, mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  446, erzielt. Werden zusätzlich auch noch die gewichteten Ergebnisse der beiden Modifikationen des *threat scores* herangezogen, so wird eine Wiederkehrperiode von 172 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  503) als die Beste erachtet. Somit liegen diese beiden Ergebnisse vergleichsweise weit voneinander entfernt, allerdings unterscheiden sich die beiden Resultate optisch kaum voneinander, sodass nur das eine Beispiel gezeigt wird (Abb.7.29d)). Ausserdem zeigen die Vergleiche in den Abbildungen 7.29b-c), dass der Überflutungsstand durch das 50-jährige Ereignis noch stark unterschätzt wird, während beim 100-jährigen Ereignis bereits leicht die Überschätzung dominiert. Wie die Kontingenztabellen in Abbildung 7.30 zeigen, ist der Anteil an Fehlklassifikationen mit Werten im Bereich von 37-39% allerdings in jedem Fall hoch. Werden alle Modellierungen, beginnend mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276 und endend mit jenen  $\geq$  999, mit dem Überflutungsstand verglichen und die entsprechende Einteilung in die vier Kategorien der Kontingenztabelle vorgenommen, so zeigt sich, dass die Summe der fehlklassifizierten Rasterzellen aus den Kategorien b und c immer einen hohen Anteil im Bereich zwischen 36.8% und 40.8% einnimmt.



Abb. 7.31: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang des Mississippis. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276, anschliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  999 miteinbezieht.

Wie aus Abbildung 7.29 entnommen werden kann, ist es insbesondere für den Bereich des Deltas schwierig, eine passende Modellierung mit einem geringen Anteil an Fehlklassifikationen zu finden. Wird nur der Abschnitt südlich von Phnom Penh betrachtet, so nehmen diese bei allen Modellierungen einen sehr hohen Anteil zwischen 37.5% und 54.5% am Total aller Rasterzellen ein. Als optimal wird für diesen Bereich die Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von 205 Jahren betrachtet, wie sie in Abbildung 7.32 zu finden ist. Dieses Ergebnis unterscheidet sich innerhalb des Mekong-Deltas nicht stark von jenem mit der Modellierung einer Wiederkehrperiode von 231 Jahren. In Abbildung 7.33 sind die resultierenden Kontingenztabellen für den Bereich des Mekong-Deltas bei Modellierungen mit verschiedenen Wiederkehrperioden ersichtlich.

Für den Abschnitt zwischen Kratie und Phnom Penh, inklusive dem Tonle Sap-Becken, ist die Übereinstimmung am besten bei von hohen Wiederkehrperioden ausgehenden Modellierungen (Abb. 7.29d)). Doch auch für diesen Bereich ist der Anteil an Fehlklassifikationen am Total aller Rasterzellen sehr hoch. Werden wiederum alle Modellierungen, beginnend mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276 und endend mit jenen  $\geq$  999, mit dem rekonstruierten Überflutungsstand verglichen, so nehmen die fehlklassifizierten Rasterzellen einen Anteil zwischen 27.7% und 44.5% ein. Als beste Modellierung für diesen Abschnitt gilt jene, welche alle Rasterzellen mit MARS-Koeffizienten von 375 oder höher miteinbezieht, somit also von sehr hohen Wiederkehrperioden im Bereich von 402-405 Jahren ausgeht (Abbildung 7.34). In Abbildung 7.35 sind weitere Kontingenztabellen für den Bereich des Abschnittes zwischen Kratie und Phnom Penh bei Modellierungen mit verschiedenen Wiederkehrperioden ersichtlich.



Abb. 7.32: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche innerhalb des Mekong-Deltas bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von 205 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  470).

(a)		Fernerkundungsdaten			(b)	Fernerkundungsdaten	
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 58.93%	c = 34.10%	RS	Kein Wasser	a = 57.14%	c = 32.88%
MA	Wasser	b = 3.84%	d = 3.13%	MA	Wasser	b = 5.63%	d = 4.35%
		Fernerkundungsdaten					
	(c)	Fernerkund	lungsdaten		(b)	Fernerkund	ungsdaten
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	lungsdaten Wasser		(d)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 34.94%	ungsdaten Wasser c = 16.70%	RS	(d) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 24.61%	ungsdaten Wasser c = 10.22%

Abb. 7.33: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten innerhalb des Mekong-Deltas, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 20 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  926) **b**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580 **d**) 205 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  470).



Abb. 7.34: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche entlang des Abschnittes Kratie-Phnom Penh (inkl. Tonle Sap-Becken) bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode im Bereich von 402-405 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  470).

(a)		Fernerkundungsdaten			( <b>b</b> )	Fernerkundungsdaten	
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 42.57%	c = 40.94%	RS	Kein Wasser	a = 41.75%	c = 38.08%
MA	Wasser	b = 1.41%	d = 15.08%	MA	Wasser	b = 2.23%	d = 17.94%
		Fernerkundungsdaten					
	(c)	Fernerkund	lungsdaten		(b)	Fernerkund	ungsdaten
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	lungsdaten Wasser		(d)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 30.53%	lungsdaten Wasser c = 17.78%	RS	(d) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 23.44%	ungsdaten Wasser c = 7.25%

Abb. 7.35: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Abschnittes Kratie-Phnom Penh (inkl. Tonle Sap-Becken), bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 20 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  926) **b**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **d**) 402-405 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  375).

Wird als weiteres Teilstück jener Teil nördlich von Kratie separat betrachtet, so ist der Anteil der Fehlklassifikationen sichtbar geringer als bei den beiden anderen Teilstücken und es resultiert auch eine deutlich tiefere Wiederkehrperiode, bei der die Modellierung am besten mit den Fernerkundungsdaten übereinstimmt (Tab. 7.1). Abbildung 7.36 zeigt diesen Abschnitt für den Vergleich mit zwei Modellierungen, welche von einem 20-, respektive einem 45-jährigen Wiederkehrintervall ausgehen. Dies entspricht einerseits jener dem Ereignis tatsächlich zugeordneten, andererseits der als ideal geltenden Jährlichkeit. Abbildung 7.37 zeigt zudem die zugehörigen Kontingenztabellen. Gingen die Modellierungen von höheren Jährlichkeiten aus, so würde die Anzahl der überschätzten Rasterzellen stark zunehmen.



Abb. 7.36: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für den Abschnitt nördlich von Kratie **a**) bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von 20 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  926) **b**) bei der Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von 45 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  841).

(2)		Fernerkundungsdaten		(b)		Fernerkundungsdaten	
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 79.89%	c = 2.21%	RS	Kein Wasser	a = 77.89%	c = 1.67%
MA	Wasser	b = 8.74%	d = 9.16%	MA	Wasser	b = 10.74%	d = 9.70%

Abb. 7.37: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten für den Abschnitt nördlich von Kratie, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 20 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\ge$  926) **b**) 45 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\ge$  841).

Grundsätzlich kann festgehalten werden, dass die Modellierungen besser mit dem rekonstruierten Ereignis übereinstimmen, wenn diese von höheren Wiederkehrperioden als der tatsächlichen ausgehen. Dies ist auch eine Folge davon, dass die Wiederkehrperiode dieses Ereignisses sehr gering ist, wenn man die riesigen Ausmasse dieses Überflutungsstandes bedenkt. Diese tiefe Wiederkehrperiode dürfte auf den vom Monsunklima abhängigen und in Abbildung 7.27 gezeigten Jahresgang des Abflusses zurückzuführen sein, der alljährlich zu Überflutungen mit hohen Scheitelabflüssen führt.

#### 7.5.2 Chao Phraya: 27.07. – 20.11.2011

Auch der Jahresverlauf des Abflusses des Chao Phraya ist stark durch den Monsun geprägt und es fallen 80% der jährlichen Niederschläge in der Regenzeit zwischen Mai und Oktober, wobei der August und der September die niederschlagsreichsten Monate sind. Insbesondere während dieser Zeit führen die Flüsse viel Wasser und es kommt regelmässig zu Überschwemmungen. Wie auch schon in Kapitel 1.1 erwähnt, hatten die Überschwemmungen im Jahr 2011 die höchsten je durch ein Überflutungsereignis verursachten Versicherungsschäden zur Folge. Hauptsächlicher Grund waren die vorangehenden intensiven Regenfälle und der unüblich frühe Beginn der Regenzeit. Über das ganze Jahr 2011 betrachtet stellten die Niederschlagsmengen einen Rekord in der 61-jährigen Geschichte der thailändischen Niederschlagsaufzeichnungen dar. Im Vergleich mit anderen Flutereignissen, welche in den Jahren von 1985-2012 stattgefunden haben, stellt jenes von 2011 ausserdem das am längsten andauernde Ereignis dar (Gale und Saunders, 2013).

Abbildung 7.38 zeigt den Verlauf der Abflüsse zwischen Juni und Dezember an der Station Nakhon Sawan für die vergangenen fünf grössten Hochwasserereignisse. Als Kriterium dazu wurde der totale Abfluss innerhalb der Monate Juni-Oktober an dieser Station verwendet. Diesbezüglich stellte das Ereignis von 2011 mit einem Wert von 32,6 Milliarden m<sup>3</sup> einen neuen Rekord auf, der um das 2,3fache über dem langjährigen Durchschnitt liegt. Der maximale Abfluss in Nakhon Sawan wurde im Jahr 2011 am 13.Oktober mit einem Wert von 4698m<sup>3</sup>/s registriert (Komori *et al.*, 2012).

Gale und Saunders (2013) befassen sich auch mit der Wiederkehrperiode dieses Überflutungsereignisses. Aufgrund von Abflussmessungen, welche mit passiver Mikrowellen-Fernerkundung gewonnen wurden, wird die Wiederkehrperiode dieses Ereignisses im Jahr 2011 auf 10-20 Jahre geschätzt. Sie entspricht somit der Wiederkehrperiode des zur selben Zeit auftretenden Überflutungsereignisses entlang des Mekongs. Von einer höheren Wiederkehrperiode, welche eher im Bereich von 50-100 Jahren liegt, geht hingegen die Weltbank in ihrem Bericht zu den Überflutungen von 2011 aus (World Bank, 2012).



Abb. 7.38: Abflussganglinien der fünf grössten Hochwasserereignisse für die Monate Juni-Dezember an der Station Nakhon Sawan (Komori *et al.*, 2012).



Abb. 7.39: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Chao Phrayas, bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 20 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  926) **b**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **d**) 199 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  476).

Analog zu jenem entlang des Mekongs, wird dieses Überflutungsereignis stark unterschätzt, wenn die Modellierung von einer Wiederkehrperiode von 20 Jahren ausgeht und es sind kaum Bereiche mit einer Überschätzung auszumachen (Abb. 7.39a)). Auch wenn die Modellierung ein 50-jähriges Ereignis annimmt, wird der Hochwasserstand noch immer stark unterschätzt (Abb. 7.39b)), hingegen erhöht sich der durch die Modellierung überschätzte Anteil an Rasterzellen wesentlich bei der Modellierung eines 100-jährigen Ereignisses (Abb. 7.39c)). Der gesamte Anteil an fehlklassifizierten Rasterzellen bleibt allerdings in etwa gleich hoch (Abb. 7.40).

	(a)	Fernerkund	lungsdaten		( <b>b</b> )	Fernerkund	ungsdaten
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 58.64%	c = 37.27%	RS	Kein Wasser	a = 56.44%	c = 33.95%
MA	Wasser	b = 1.57%	d = 2.52%	MA	Wasser	b = 3.77%	d = 5.84%
	(a)	Fernerkund	lungsdaten		(d)	Fernerkund	ungsdaten
	(0)	Kein Wasser	Wasser		(u)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 34.15%	c = 12.42%	RS	Kein Wasser	a = 30.51%	c = 9.52%
MA	Wasser	b = 26.06%	d = 27.37%	MA	Wasser	b = 29.70%	d = 30.27%
		Fernerkund	lungsdaten				
	(e)	Kein Wasser	Wasser				
RS	Kein Wasser	a = 26.88%	c = 7.00%				
MA	Wasser	b = 33.33%	d = 32.79%				

Abb. 7.40: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang der Donau, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 20 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$ 926) **b**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **d**) 144 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  532) **e**) 199 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  476).

Wiederum wird eine gute Übereinstimmung zwischen Daten und Modell erreicht, wenn diese von höheren Jährlichkeiten ausgeht, wobei die aufgrund der summierten Gewichtungen erreichten Höchstwerte erneut vergleichsweise weit voneinander entfernt liegen, je nachdem ob auch die beiden Modifikationen des *threat scores* berücksichtigt werden (Tab. 7.1). Allerdings unterscheiden sich die beiden Resultate auch wieder nicht gross voneinander, ob die Modellierung nun von einem Wieder-kehrintervall von 199 oder von 144 Jahren ausgeht, sodass nur ersteres abgebildet ist (Abb. 7.39d)). Die entsprechenden Kontingenztabellen sind in Abb. 7.40 zu finden.

Abermals nehmen die Fehlklassifikationen einen relativ hohen Anteil am Total aller Rasterzellen ein. Werden alle Modellierungen, beginnend mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276 und endend mit jenen  $\geq$  999, mit dem rekonstruierten Überflutungsstand verglichen, so liegt deren Anteil jeweils zwischen 37.4% und 44.5%. Somit sind also zahlreiche Ähnlichkeiten zwischen den beiden Ereignissen von 2011 entlang dieser beiden südostasiatischen Flüssen Mekong und Chao Phraya zu erkennen. Dies manifestiert sich auch darin, dass sich die skill scores, wie auch die summierten Gewichtungen





Abb. 7.41: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang des Chao Phrayas. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276, anschliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  999 miteinbezieht.

#### 7.6 Brahmaputra / Ganges / Meghna

Sowohl der Ganges, wie auch der Brahmaputra haben ihren Ursprung im Himalaya und gehören aufgrund ihrer Länge, ihres Abflusses und der Grösse ihrer Einzugsgebiete zu den bedeutendsten Flüssen der Welt. Diese beiden Flüsse vereinigen sich bei Goalundo in Bangladesh und fliessen unter dem Namen Padma weiter. Vor der Mündung in den Golf von Bengalen vereinigt sich die Padma wiederum mit den Wassermassen des Meghna und bildet eines der weltweit grössten Deltas. Der Jahresgang des Abflusses dieser Flüsse wird ebenfalls stark durch das Monsun-Klima beeinflusst. Gegen 80% des jährlichen Regenfalls dieses Einzugsgebietes tritt während der drei Monate Juli-September auf. Während dieser drei Monate sind auch die Abflüsse am höchsten und es kommt aufgrund der enormen Wassermassen alljährlich zu Überschwemmungen, insbesondere in den tiefer gelegenen Gebieten. Von März bis Juni sorgt zudem auch die Schnee- und Gletscherschmelze im Himalaya für erhöhte Abflusswerte (Jain *et al.*, 2007).



Abb. 7.42: Die Einzugsgebiete von Ganges, Brahmaputra und Meghna (Mirza et al., 2012).

In keinem anderen Land leben so viele Personen in durch Hochwasser gefährdeten Gebieten, wie in Bangladesh. Dies gilt sowohl bezüglich der absoluten Anzahl, wie auch betreffend dem relativen Anteil an der Gesamtbevölkerung (Kundzewicz *et al.*, 2014).

#### 7.6.1 Brahmaputra: 22.06. - 19.07.2012 und 23.06. - 15.07.2013

Das Brahmaputra-Tal im indischen Bundesstaat Assam und seine umliegenden Gebirgsregionen sind bekannt für die heftigen Niederschläge in den Monaten Juni bis September, welche anschliessend Überflutungen auslösen. Jedes Jahr treten während dieser Zeit etwa vier bis fünf Flutwellen auf, welche anschliessend auch das Tiefland von Bengalen überschwemmen. Auch im Mai sind Überflutungen möglich. Generell herrschen in den Monaten Februar und März die geringsten Abflüsse, welche dann hauptsächlich auf die Schneeschmelze im tibetischen Hochland zurückzuführen sind (Datta und Singh, 2004).

In Goalundo, beim Zusammenfluss mit dem Ganges, beträgt der durchschnittliche jährliche Abfluss 19'820 m<sup>3</sup>/s (Datta und Singh, 2004), an der Messstelle Pandu (Guwahati) im Brahmaputra-Tal wird dieser mit 18'099m<sup>3</sup>/s und in Bahadurabad, Bangladesh mit 19'331 m<sup>3</sup>/s beziffert (Rahaman und Varis, 2009). Der höchste Abflusswert in Pandu (Guwahati) wurde am 23.8.1962 registriert und betrug 72'794 m<sup>3</sup>/s. Die Wiederkehrperiode dieses Scheitelabflusses beträgt allerdings nur 10 Jahre (Datta und Singh, 2004). In Tabelle 7.6 sind weitere an dieser Station gemessene Scheitelabflüsse vergangener grösserer Überschwemmungen zu finden (Mitra, 2004).

Leider sind keine Angaben bezüglich der Abflussmesswerte, respektive zu den Wiederkehrperioden für die Ereignisse der Jahre 2012 und 2013 zu finden. Die zur indischen Regierung gehörende *Central Water Commission CWC* stellt zwar Publikationen zur Verfügung, welche aber oft nur weiter zurückliegende Ereignisse abdecken, wobei die Datenlage auch für diese eher spärlich und wenig detailliert ist (CWC, 2010; CWC, 2012; CWC, 2013). Ein Bericht zu den Überflutungen des Brahmaputra-Tales

im Jahr 2012 der Assam State Disaster Management Authority ASDMA (2012) verweist lediglich darauf, dass die Wasserstände an verschiedenen Orten Höchststände seit 1988, 1998 und 2004 erreichten. Mit den durch die Überschwemmungen im Jahr 2012 entstandenen Schäden im indischen Bundesstaat Assam befassen sich zudem Pal *et al.* (2013). Auf die schlechte Verfügbarkeit von Abflussdaten weisen auch Hirpa *et al.* (2013) hin. Sie befassen sich deshalb mit Möglichkeiten, die Abflüsse von Ganges und Brahmaputra mittels Fernerkundungsmethoden zu bestimmen. Dabei knüpfen sie an bereits früher in dieser Region durchgeführte Studien an. Sie verweisen darauf, dass die Flüsse Ganges und Brahmaputra etwa alle vier bis fünf Jahre Überschwemmungen grösseren Ausmasses verursachen.

Tab. 7.6: An der Messstation Pandu (Guwahati) registrierte Scheitelabflüsse vergangener grösserer Überschwemmungen (Daten: Mitra, 2004).

Jahr	Abfluss [m <sup>3</sup> /s]
1957	57'733
1958	61'320
1960	57'985
1962	72'794
1966	57'570
1980	55'092
1988	61'015

Die vom Dartmouth Flood Observatory in der Nähe von Pandu (Guwahati) mittels Fernerkundung durchgeführten Abflussmessungen registrierten für das Jahr 2012 einen Höchstabfluss von 40849m<sup>3</sup>/s, im Jahr 2013 betrug dieser 34095m<sup>3</sup>/s. Dem Wert von 2012, der zuletzt 1998 übertroffen wurde, wird eine Wiederkehrperiode von 5 Jahren zugeordnet (Brakenridge et al., 2014i). Eine weitere Stelle, an der solche Abflussmessungen durchgeführt wurden, liegt etwas nördlich von Bahadurabad, Bangladesh. Hier liegen die Wiederkehrperioden der Scheitelabflüsse aus den Jahren 2012 und 2013 gar deutlich unter 5 Jahren. Sie wurden seit 1998 insgesamt achtmal übertroffen (Brakenridge et al., 2014d). Auch weil, wie bereits erwähnt, dem bisher registrierten Höchstwert der Station Pandu (Guwahati) lediglich eine Wiederkehrperiode von 10 Jahren zugeordnet wird, muss also damit gerechnet werden, dass jene der Überflutungsereignisse von 2012 und 2013 unterhalb diesem Wert liegen. Wie Tabelle A.1 im Anhang entnommen werden kann, entsprechen die Modellierungen, welche lediglich die Rasterzellen mit den MARS-Koeffizienten 999 und 1000 verwenden, Wiederkehrperioden zwischen einem und zehn Jahren. Abbildung 7.43a) zeigt einen Vergleich zwischen einer solchen Modellierung und dem rekonstruierten Ereignis des Jahres 2012 für das Brahmaputra-Tal bis kurz vor Bahadurabad, Bangladesh. Als Ergänzung ist in Abbildung 7.43b) auch ein Vergleich mit dem Modell eines 20jährigen Ereignisses zu finden. Die zugehörige Kontingenztabelle bestätigt allerdings den optischen Eindruck, dass dies keinen wesentlichen Einfluss auf die Unterschätzung des Überflutungsstandes durch das Modell hat (Abb. 7.44).



Abb. 7.43: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Brahmaputras im Jahr 2012, bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 1-10 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  999) **b**) 20 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  926) **c**) 82-83 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  663).

Der höchste Wert aus der Summe der gewichteten Ergebnisse von *Heidke skill score*, *Peirce skill score* und *threat score* wird erreicht, wenn die Modellierung von einem Wiederkehrintervall im Bereich von 82 Jahren ausgeht (Abb. 7.43c)). Mit einem Anteil von 30% sind die Fehlklassifikationen allerdings dennoch erstaunlich hoch (Abb. 7.44). Diese liegen bei allen Modellierungsmöglichkeiten im Bereich zwischen 27.7% und 41.4%. Würde das Modell von einem 100-jährigen Ereignis ausgehen, so wären die überschätzten Bereiche bereits wieder deutlich grösser.

(a)		Fernerkundungsdaten			( <b>b</b> )	Fernerkundungsdaten	
		Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 58.99%	c = 30.56%	RS	Kein Wasser	a = 57.79%	c = 26.81%
MA	Wasser	b = 1.24%	d = 9.21%	MA	Wasser	b = 2.43%	d = 12.96%
	(c)	Fernerkund	ungsdaten		(b)	Fernerkund	ungsdaten
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser		(d)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 41.69%	ungsdaten Wasser c = 11.80%	RS	(d) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 33.78%	ungsdaten Wasser c = 6.91%

Abb. 7.44: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Brahmaputras im Jahr 2012, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 1-10 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  999) **b**) 20 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  926) **c**) 82-83 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  663) **d**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580).



Abb. 7.45: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang des Brahmaputras im Jahr 2012. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276, anschliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  999 miteinbezieht.

Als Vergleich zum Ereignis des Jahres 2012 ist in Abbildung 7.47 jenes aus dem Jahr 2013 zu finden. Wie sich zeigt, ist dessen räumliche Erstreckung wesentlich geringer, obwohl sich die beiden Ereignisse bekanntlich bezüglich ihrer Wiederkehrperiode nicht gross unterscheiden. Wiederum werden die Fernerkundungsdaten nicht nur mit einer Modellierung verglichen, welche einer Wiederkehrperiode von 1-10 Jahren entspricht, sondern wird auch untersucht, wie sich das Ergebnis verändert, wenn die Modellierung von einer 20-jährigen Wiederkehrperiode ausgeht. Wie festgestellt werden kann, wird auch dieses Ereignis durch beide Modellierungen tendenziell unterschätzt, allerdings nicht mehr auf diese eindeutige Art und Weise, wie dies beim Ereignis von 2012 der Fall war. Die Unterschiede bezüglich der Einteilung der Rasterzellen in die Kategorien der Kontingenztabelle, sind wiederum nicht sehr ausgeprägt, ob nun von einem Wiederkehrintervall von 1-10 oder von 20 Jahren ausgegangen wird (Abb. 7.46).

(a)		Fernerkundungsdaten			( <b>b</b> )	Fernerkundungsdaten	
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 70.60%	c = 14.45%	RS	Kein Wasser	a = 66.39%	c = 11.42%
MA	Wasser	b = 5.33%	d = 9.62%	MA	Wasser	b = 9.54%	d = 12.65%
	(c)	Fernerkund	ungsdaten		(d)	Fernerkund	ungsdaten
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser		(d)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 61.84%	ungsdaten Wasser c = 9.25%	RS	(d) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser 32.10%	ungsdaten Wasser 2.53%

Abb. 7.46: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Brahmaputras im Jahr 2013, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 1-10 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  999) **b**) 20 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  926) **c**) 47 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  836).

Für dieses Ereignis erreicht nun eine einem Wiederkehrintervall von 47 Jahren entsprechende Modellierung die beste Übereinstimmung mit den Fernerkundungsdaten (Abb. 7.47c)). Das geringere Ausmass dieser Überflutung führt also effektiv dazu, dass jetzt auch eine räumlich weniger ausgedehnte Modellierung als Optimum betrachtet wird. Geht das Modell von einem 100-jährigen Ereignis aus, so wird dieser Überflutungsstand sehr deutlich überschätzt. Dass jener modifizierte *threat score*, der die Überschätzung speziell bestraft, nur für Modellierungen mit Wiederkehrperioden von weniger als 30 Jahren positive Ergebnisse erzielt, weist darauf hin, dass dieser Überflutungsstand durch die meisten Modellierungen überschätzt wird (Abb. 7.48). Für das Ereignis 2013 erreichen nicht nur die summierten Gewichtungen, sondern auch die einzelnen skill scores ihren Höchstwert im Bereich tieferer Wiederkehrperioden, als dies 2012 der Fall ist.



Abb. 7.47: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Brahmaputras im Jahr 2013, bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 1-10 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  999) **b**) 20 Jahren (MARS- Koeffizienten  $\geq$  926) **c**) 47 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  836).



Abb. 7.48: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang des Brahmaputras im Jahr 2013. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276, anschliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  999 miteinbezieht.

### 7.6.2 Ganges: 23.09. - 03.10.2011

Eine Einteilung des Ganges in drei Flussabschnitte aufgrund der hydrologischen Eigenschaften, definiert als unterstes Teilstück jene Strecke zwischen Ballia und dem Delta. Dieses wiederum beginnt bei Farakka, wo zudem ein Staudamm errichtet wurde. Der höchste an dieser Stelle gemessene Hochwasserabfluss beträgt 70500m<sup>3</sup>/s und stammt aus dem Jahr 1971. Weiter flussabwärts bei Goalundo, wo sich bekanntlich der Zusammenfluss mit dem Brahmaputra befindet, beträgt der durchschnittliche jährliche Abfluss des Ganges 11470 m<sup>3</sup>/s und ist somit also etwas geringer als jener des Brahmaputras. Der höchste an dieser Stelle gemessene Abflusswert liegt bei 70934 m<sup>3</sup>/s (Jain *et al.*, 2007).

Wie bereits für die beiden Ereignisse entlang des Brahmaputra, ist es schwierig, Informationen bezüglich den Abflusswerten oder Angaben zu Wiederkehrintervallen zu finden, insbesondere für kürzer zurückliegende Ereignisse. Das Bangladesh Water Development Board BWDB (2011) verweist darauf, dass es in den tiefer gelegenen Gebieten des Ganges praktisch alljährlich zu Überschwemmungen während der Regenzeit kommt. Die Überflutungen von 2011 fielen demnach allerdings vergleichsweise moderat aus und gehörten nicht zu den schwersten. Die Dauer des Ereignisses war zudem vergleichsweise eher kurz. Weiter werden die registrierten maximalen Wasserstände von fünf Pegeln entlang des Ganges innerhalb von Bangladesh angegeben. Diese blieben überall unterhalb des Levels der extremen Ereignisse der Jahre 1998 und 1988. Mirza (2003) ordnete den bei Hardinge Bridge gemessenen Wasserständen von 1998 eine Wiederkehrperiode von 20 Jahren zu, jenen von 1988 eine von 9 Jahren. Somit würde dies für das Ereignis des Jahres 2011 eine Wiederkehrperiode von weniger als 9 Jahren bedeuten. Dem mittels Fernerkundung im 2011 etwas flussabwärts von Farakka gemessenen maximalen Abfluss von 45865m<sup>3</sup>/s wird einer Jährlichkeit von ungefähr drei Jahren zugeordnet. Seit dem Jahr 2000 wurde an dieser Stelle zudem keinem Scheitelabfluss mehr eine Wiederkehrperiode von mehr als 5 Jahren zugeordnet, nachdem jene aus den Jahren 1998-2000 diese Schwelle deutlich übertrafen. Das im 2011 gemessene Abflussmaximum wurde im Zeitraum von 1998-2013 zudem nur in den Jahren 1998, 1999, 2000, 2003 und 2010 übertroffen, allerdings wurde in weiteren Jahren beinahe ein ähnlich hoher Wert erzielt (Brakenridge et al., 2014g). Zu ähnlichen Ergebnissen kommen Abflussmessungen, die etwas oberhalb von Farakka durchgeführt wurden. Der hier gemessene Höchstabfluss für das Jahr 2011 von 39173 m<sup>3</sup>/s liegt ebenfalls unter dem Schwellwert, welcher für ein Wiederkehrintervall von fünf Jahren angegeben wird. Dieser Wert wurde im Zeitraum von 1998-2013 ausserdem nur in den Jahren 1998, 1999 und 2000 übertroffen (Brakenridge et al., 2014f). Innerhalb des untersuchten Gebietes, wie es in Abbildung 7.50 zu finden ist, wurden noch an einer weiteren Stelle solche Abflussmessungen mittels Fernerkundung durchgeführt. Sie liegt ziemlich genau in der Mitte des Streckenabschnittes zwischen Ballia und Farakka, noch oberhalb der Mündung des Kosi Rivers. Die Ergebnisse hier unterscheiden sich nicht gross von denjenigen an den anderen Messstellen. Der Scheitelabfluss des Jahres 2011 erreicht knapp nicht die Schwelle einer Wiederkehrperiode von fünf Jahren (Brakenridge et al., 2014h). Einem Scheitelabfluss, wie er unterhalb von Farakka registriert wurde, würde gemäss den Berechnungen von Mirza (2003) am Standort Hardinge Brige, eine Wiederkehrperiode von 2-3 Jahren zugeordnet. Zudem sei wiederum auf Hirpa et al. (2013) verwiesen, dass etwa alle vier bis fünf Jahren mit Überschwemmungen grösseren Ausmasses gerechnet werden muss.

	(2)	Fernerkund	lungsdaten		(b)	Fernerkundungsdaten	
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 66.06%	c = 22.97%	RS	Kein Wasser	a = 63.95%	c = 20.88%
MA	Wasser	b = 3.14%	d = 7.8%	[WA]	Wasser	b = 5.25%	d = 9.92%
	(c)	Fernerkund	lungsdaten		(d)	Fernerkundungsdaten	
	(C)	Kein Wasser	Wasser	(d)		Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 59.74%	c = 17.64%	RS	Kein Wasser	a = 43.20%	c = 8.28%
[WA]	Wasser	b = 9.46%	d = 13.16%	[WA]	Wasser	b = 26.00%	d = 22.52%
	$(\mathbf{a})$	Fernerkund	lungsdaten				
	(e)	Kein Wasser	Wasser				
RS	Kein Wasser	a = 31.94%	c = 4.08%				
MA	Wasser	b = 37.26%	d = 26.72%				

Abb. 7.49: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Ganges, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 1-10 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  999) **b**) 20 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  926) **c**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830) **d**) 82 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  664) **e**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580).



Abb. 7.50: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Ganges, bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 10 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  999) **b**) 20 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  926) **c**) 82 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  664).

Abbildung 7.50 zeigt Vergleiche zwischen verschiedenen Modellierungen und dem rekonstruierten Überflutungsstand entlang des Ganges zwischen Ballia und der Mündung in den Golf von Bengalen. Für die Rekonstruktion des Hochwassers im Deltagebiet liegen für dieses Ereignis im Jahr 2011 zu wenig verwendbare Fernerkundungsdaten vor. Da aufgrund der zur Verfügung stehenden Informationen davon ausgegangen werden muss, dass diesem Ereignis keine Wiederkehrperiode von mehr als 10 Jahren zugeordnet werden kann, wurden für die Modellierung in Abbildung 7.50a) nur die Rasterzellen mit einem MARS-Koeffizienten von 999 oder 1000 verwendet. Diese Modellierung entspricht somit also einer Wiederkehrperiode im Bereich von 1-10 Jahren. Wie bereits auch für die beiden Ereignisse entlang des Brahmaputra wurde auch ein Vergleich mit einer Modellierung vorgenommen, welche von einem 20-jährigen Wiederkehrintervall ausgeht (Abb. 7.50b)). Die Unterschiede sind allerdings wiederum nur geringfügig.



Abb. 7.51: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang des Ganges. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276, an-schliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  999 miteinbezieht.

Die beste Übereinstimmung mit dem Überflutungsstand wird erreicht, wenn die Modellierung von einer Wiederkehrperiode von 82 Jahren ausgeht (Abb. 7.50c)), welche also exakt derjenigen entspricht, welche auch für das Ereignis des Jahres 2013 entlang des Brahmaputras resultierte. Dieses Resultat würde sich optisch kaum davon unterscheiden, wenn die Modellierung ein 100-jähriges Ereignis annähme Wie der zugehörigen Kontingenztabelle allerdings entnommen werden kann, würde der Anteil überschätzter Rasterzellen dennoch deutlich ansteigen und auch eindeutig einen höheren Anteil an falsch klassifizierten Rasterzellen verursachen. Wenn die Modellierung hingegen von einer Jährlichkeit von 50 Jahren ausgeht, ist der Anteil der Unterschätzung noch relativ hoch (Abb. 7.49). Ähnlichkeiten mit dem Ereignis von 2013 entlang des Brahmaputras ergeben sich auch, wenn man den Verlauf der von den skill scores angenommenen Werte über die verschiedenen Modellierungsmöglichkeiten hinweg betrachtet. Zudem erreichen die skill scores ihre jeweiligen Maximalwerte bei beiden Ereignissen bei ähnlichen Wiederkehrintervallen (Abb. 7.51).

#### 7.6.3 Meghna: 26.06. - 12.07.2012

Im Einzugsgebiet des Meghna sind die Niederschläge besonders hoch, auch liegt das als eine der niederschlagsreichsten Ortschaften bekanntgewordene Cherrapunji in diesem Einzugsgebiet. Aufgrund der intensiven Niederschläge und der steilen Topographie treten zudem häufig Sturzfluten auf (Mirza, 2003).

Der Ursprung des Meghna liegt im indischen Barak River. Auf Höhe der Grenze zwischen Indien und Bangladesh teilt sich dieser in die beiden Flussarme Kushiyara und Surma auf. Dazwischen befinden sich grossflächige Feuchtgebiete, welche normalerweise alljährlich während der Regenzeit überschwemmt werden. Diese beiden Flüsse vereinen sich wieder bei Markuli, wobei dieser Fluss fortan Meghna genannt wird (BWDB, 2012). Die Konfluenz von Padma und Meghna befindet sich in der Nähe von Chandpur, der Fluss fliesst anschliessend unter dem Namen Meghna in den Golf von Bengalen. Der durchschnittliche jährliche Abfluss beträgt 5100 m<sup>3</sup>/s (Jain *et al.*, 2007).

Die Datenlage bezüglich der Überschwemmungen entlang des Meghna gestaltet sich noch schwieriger als für Brahmaputra und Ganges. Gemäss dem Bangladesh Water Development Board BWDB (2012) erzielten auch die Überschwemmungen entlang des Meghna im Jahr 2012 keine Rekordwerte, sondern fielen eher moderat aus. In Bhairab Bazar blieb der Wasserstand des Meghna zudem deutlich unter jenen der Jahre 1988 und 1998. Anders präsentierte sich die Situation für die drei Messstellen entlang des Surmas, wie auch für die beiden Messstellen entlang des Kushiyara, hier übertrafen die Wasserstände überall jene Werte von 1988 und 1998. Mirza (2003) ordnete dem 1988 in Bhairab Bazar gemessenen Wasserstand eine Wiederkehrperiode im Bereich von 20-25 Jahren zu, jenem von 1998 eine solche von etwas mehr als 10 Jahren. Somit dürfte also die Wiederkehrperiode des deutlich tieferen Wasserstandes aus dem Jahr 2012 an dieser Stelle unter 10 Jahre liegen.

Somit findet man in Abbildung 7.52a) wiederum ein Vergleich zwischen dem rekonstruierten Überflutungsstand und einer Modellierung, welche von einem Wiederkehrintervall von 1-10 Jahren ausgeht. Abermals wird dieser Überflutungsstand durch die Modellierung deutlich unterschätzt. Dies bleibt auch der Fall, falls die Modellierung von einer 50-jährigen Wiederkehrperiode ausgeht (Abb. 7.52b)). Wie Abbildung 7.54 zeigt, ist die Anzahl der unterschätzten Rasterzellen nur geringer als jene aus Kategorie d, wenn die Wiederkehrperiode der Modellierung mehr als 83 Jahre beträgt. Dass die Unterschätzung dann deutlich zurückgeht, ist anhand des Beispiels in Abb. 7.52c) ersichtlich, bei der die Modellierung ein 100-jähriges Wiederkehrintervall annimmt. Allerdings findet auch ein sichtbarer Anstieg an durch das Modell überschätzter Rasterzellen statt.



Abb. 7.52: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Meghnas bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 1-10 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  999) **b**) 50 Jahren (MARS- Koeffizienten  $\geq$  830) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **d**) 240 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  438).



Abb. 7.52 (Teil 2)

	(2)	Fernerkund	lungsdaten		(b)	Fernerkundungsdaten	
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 53.97%	c = 43.54%	RS	Kein Wasser	a = 52.13%	c = 41.02%
MA	Wasser	b = 1.01%	d = 1.48%	MA	Wasser	b = 2.85%	d = 4.00%
	(c)	Fernerkund	lungsdaten		(b)	Fernerkundungsdaten	
	(C)	Kein Wasser	Wasser		(u)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 34.70%	c = 14.11%	RS	Kein Wasser	a = 29.10%	c = 7.93%
[WA]	Wasser	b = 20.28%	d = 30.91%	[WA]	Wasser	b = 25.87%	d = 37.10%
		Fernerkundungsdaten					
	(e)	Kein Wasser	Wasser				
RS	Kein Wasser	a = 27.55%	c = 6.56%				
MA	Wasser	b = 27.43%	d = 38.46%				

Abb. 7.53: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Meghnas, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 1-10 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  999) **b**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **d**) 200 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  475) **e**) 240 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  438).

Das Maximum der Summe aus den gewichteten skill scores wird bei Wiederkehrintervallen erreicht, welche über dem 200-jährigen Ereignis liegen, wobei insbesondere tiefe Wiederkehrintervalle ein sehr geringes Ergebnis bezüglich dieser gewichteten Summen erzielen (Abb. 7.54). Auch die einzelnen Skill Sores erzielen ihre Maximalwerte allesamt bei Ereignissen mit Jährlichkeiten von – zum Teil deutlich – mehr als 100 Jahren. Das in Abb. 7.52d) dargestellte Resultat aus dem Vergleich des Über-flutungsereignisses mit einer von einem 240-jährigen Ereignis ausgehenden Modellierung, erreichte die höchste Summe aus den gewichteten Werten des *Heidke skill scores*, des *Peirce skill scores* und des *threat scores*. Wie den Kontingenztabellen (Abb. 7.53) entnommen werden kann, steigt hierbei die Anzahl an überschätzten Flächen gegenüber dem Vergleich mit einem 100-jährigen Ereignis nochmals

an, allerdings ist auch eine deutliche Zunahme bezüglich der Anzahl korrekterweise als der Kategorie ,Wasser' zugehöriger Rasterzellen zu verzeichnen. Die flächenhafte Ausbreitung der Überschwemmung im Norden wird nun mit deutlich weniger Lücken dargestellt. Gegenüber dem 200-jährigen Ereignis sind allerdings keine grossen Unterschiede mehr erkennbar.



Abb. 7.54: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang des Meghnas. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276, an-schliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  999 miteinbezieht.

# 7.7 Irrawaddy

Dieser Überflutungsstand wurde nun anhand des Kartenmaterials des Dartmouth Flood Observatory rekonstruiert (vgl. Kap. 3.2). Dies gilt zudem auch für die beiden in den nächsten Kapiteln behandelten Flüsse Murchison und Gascoyne. Wie beschrieben, entspricht die daraus extrahierte Fläche nun dem maximalen Überflutungsstand seit dem Jahr 2000.

Da für diesen Fluss kaum Informationen zu Überschwemmungen, Wasserständen oder Abflusswerten erhältlich sind, wird auf vom Dartmouth Flood Observatory im Irrawaddy-Delta durchgeführte Abflussmessungen zurückgegriffen. Demzufolge wurde im Jahr 2004 der maximale Abfluss seit dem Jahr 2000 gemessen. Diesem Ereignis wird eine Wiederkehrperiode von etwas mehr als 30 Jahre zugeordnet. Weiter erreichten die Scheitelabflüsse der Jahre 2002 und 2007 Wiederkehrperioden von mehr als 5 Jahren, während diese in den anderen Jahren darunter lagen (Brakenridge *et al.*, 2014e).



Abb. 7.55: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Irrawaddys, bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 1-10 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  999) **b**) 30 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  884) **c**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830) **d**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten > 580) **e**) 996-1000 Jahren (MARS-Koeffizienten > 276).

(a)		Fernerkundungsdaten		(b)		Fernerkundungsdaten	
		Kein Wasser	Wasser	(0)		Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 60.91%	c = 33.32%	RS	Kein Wasser	a = 60.03%	c = 29.60%
[WA]	Wasser	b = 0.87%	d = 4.90%	[WA]	Wasser	b = 1.75%	d = 8.62%
(a)		Fernerkund	lungsdaten	(b)		Fernerkundungsdaten	
	(0)	Kein Wasser	Wasser		(u)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 59.30%	c = 27.70%	RS	Kein Wasser	a = 49.59%	c = 12.75%
MA	Wasser	b = 2.48%	d = 10.52%	MA	Wasser	b = 12.19%	d = 25.47%
		Fernerkundungsdaten					
	(e)	Kein Wasser	Wasser				
RS	Kein Wasser	a = 42.16%	c = 4.41%				
MA	Wasser	b = 19.62%	d = 33.81%				

Wie Abbildung 7.55 allerdings zeigt, wird dieses Ereignis sowieso stark unterschätzt, ob die Modellierung nun von einem 10- oder einem 50-jährigen Ereignis ausgeht und die Anteile der Rasterzellen der verschiedenen Kategorien der Kontingenztabellen unterscheiden sich kaum.

Abb. 7.56: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Irrawaddys, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 1-10 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  999) **b**) 30 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  884) **c**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830) **d**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **e**) 1000 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  276).



Abb. 7.57: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang des Irrawaddys. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276, an-schliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  999 miteinbezieht.

In diesem Fall werden Modellierungen, welche von sehr hohen Wiederkehrperioden ausgehen, als ideal betrachtet. Die Summe der gewichteten Werte der drei Kriterien *Peirce skill score*, *Heidke skill score* und *threat score* erreicht ihr Maximum gar, wenn die Modellierung von der höchstmöglichen Wiederkehrperiode von 1000 Jahren ausgeht. Als Vergleich dazu ist in Abbildung 7.55d) auch noch das Ergebnis zu sehen, wenn die Modellierung von einem 100-jährigen Ereignis ausgeht. Auch hier ist die Unterschätzung durch das Modell gegenüber der Modellierung mit dem 50-jährigen Ereignis, merklich zurückgegangen. Unter Umständen könnte auch eine Modellierung, die von einem 100-jährigen Ereignis ausgeht, als im optimalen Bereich liegend betrachtet werden.



Abb. 7.58: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis innerhalb des Irrawaddy-Deltas, bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 774 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  303) **b**) 200 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  475) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **d**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830).

Wird wiederum, wie beim Mekong, der Deltabereich separat betrachtet, so werden noch immer Modellierungen mit hohen Wiederkehrperioden als die besten betrachtet. Wie man in Abbildung 7.55 sieht, wird das Ausmass der Überflutung im Delta bei Modellierungen mit tiefen Wiederkehrperioden schliesslich unterschätzt. Jene Modellierung, welche die beste Übereinstimmung mit den Daten erzielt (Abb. 7.58a)), unterscheidet sich nur geringfügig von jener mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$ 276. Zusätzlich findet man in Abbildung 7.58 noch die Vergleiche des Überschwemmungsstandes im Deltagebiet mit Modellierungen, die von einem 200-, 100-, respektive einem 50-jährigen Ereignis ausgehen. Wiederum ist der deutliche Anstieg der Anzahl der unterschätzten Flächen beim 50-jährigen

(a)		Fernerkundungsdaten		(b)		Fernerkundungsdaten	
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 19.60%	c = 5.94%	RS	Kein Wasser	a = 24.75%	c = 12.26%
MA	Wasser	b = 28.13%	d = 46.33%	MA	Wasser	b = 22.98%	d = 40.01%
	(c)	Fernerkund	lungsdaten		(b)	Fernerkund	ungsdaten
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	lungsdaten Wasser		(d)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 29.26%	lungsdaten Wasser c = 19.58%	RS	(d) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 43.47%	ungsdaten Wasser c = 42.82%

Abb. 7.59: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten innerhalb des Irrawaddy-Deltas, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 774 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  303) **b**) 200 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  475) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **d**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830).

Auch wenn man den Irrawaddy ohne das Deltagebiet beobachtet, werden Modellierungen mit sehr hohen Wiederkehrperioden als ideal bewertet. Die höchste Summe aus den gewichteten Evaluationskriterien *Heidke skill score*, *Peirce skill score* und *threat score* wird gar wiederum erzielt, wenn die Modellierung von der höchstmöglichen Wiederkehrperiode ausgeht (Abb. 7.60a)). Werden zusätzlich auch noch die gewichteten Werte der beiden *modifizierten threat scores* herangezogen, so resultiert eine 172-jährige Wiederkehrperiode als Optimum (Abb. 7.60b)). Diese beiden Resultate liegen zwar aussergewöhnlich weit auseinander, doch unterscheiden sie sich sowohl optisch, wie auch bezüglich der Kontingenztabellen nicht gross voneinander. Weiter sind in Abbildung 7.60 auch die Ergebnisse zu finden, welche von den Modellierungen eines 100-, respektive eines 50-jährigen Wiederkehrintervalls erzielt werden. Offensichtlich unterscheidet sich das Resultat mit dem 100-jährigen Ereignis nicht dermassen stark von jenem mit dem 1000-, beziehungsweise dem 172-jährigen Wiederkehrintervall, sodass man wohl auch eine Modellierung, die von einer solchen Jährlichkeit ausgeht, noch als optimal interpretieren könnte. Geht die Modellierung allerdings von Wiederkehrintervallen im Bereich von 1-50 Jahren aus, so wird das Ausmass der Überflutung auch entlang des oberen Flusslaufes von den Modellierungen unterschätzt, wie dies bereits in Abbildung 7.55 zu sehen war.



Abb. 7.60: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Irrawaddys (ohne Delta), bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 996-1000 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  276) **b**) 172 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  503) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **d**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830).

(a)		Fernerkundungsdaten		(b)		Fernerkundungsdaten	
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser
RS	Kein Wasser	a = 60.17%	c = 3.71%	RS	Kein Wasser	a = 63.88%	c = 6.13%
MA	Wasser	b = 12.55%	d = 23.57%	MA	Wasser	b = 8.83%	d = 21.16%
	(a)	Fernerkund	lungsdaten		(d)	Fernerkund	ungsdaten
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	lungsdaten Wasser		(d)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 65.36%	lungsdaten Wasser c = 7.42%	RS	(d) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 71.57%	ungsdaten Wasser c = 15.93%

Abb. 7.61: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Irrawaddys (ohne Delta), bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 996-1000 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  276) **b**) 172 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  503) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **d**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830).

## 7.8 Murchison / Gascoyne

### 7.8.1 Murchison

Im Einzugsgebiet des Murchison Rivers fällt der grösste Teil des Niederschlages im Zeitraum von Mai bis August, den australischen Wintermonaten. Im Küstenort Kalbarri fallen rund 75% des jährlichen Niederschlages während dieser Zeit, landeinwärts sind es noch rund 50%. Rund ein bis zwei Mal pro Jahr führen starke Regenfälle zu hohen Wasserständen. Während der trockenen Sommerzeit hingegen kommt es oft vor, dass das Flussbett in weiten Gebieten austrocknet. Überflutungen, bei welchen der Fluss über die Ufer tritt und die umgebenden Flächen überschwemmt, kommen etwa alle vier bis fünf Jahre vor (Hennig, 2009). Im Jahr 2006 führte Zyklon Emma zu heftigen Regenfällen, welche die schwersten bisher registrierten Überschwemmungen entlang des Murchison Rivers auslösten. Der Maximalabfluss in Kalbarri wurde am 15. März 2006 registriert (Bureau of Meteorology, 2006). Da es sich in Abbildung 7.62 um den Vergleich mit dem aus Kartenmaterial des Dartmouth Flood Observatory extrahierten maximalen Überflutungsstand seit 2000 handelt, wird dieser vereinfacht dem Ereignis von 2006 zugeordnet.

Abflussdaten des Murchison Rivers werden vom Department of Water des Bundesstaates Western Australia für die Station Emu Springs zur Verfügung gestellt. Für das Ereignis 2006 wurde ein Abflussmaximum von 1789m<sup>3</sup>/s gemessen. Dieser liegt deutlich über dem 1976 registrierten Wert von 1197 m<sup>3</sup>/s, der bis dahin der höchste Wert der bis ins Jahr 1967 zurückgehenden Messreihe darstellte (Department of Water, 2014b). Eine Arbeit von Bailey (2005), die sich ebenfalls auf diese Abflusswerte stützt, geht von den in Tabelle 7.7 aufgeführten Wiederkehrintervallen aus.


Abb. 7.62: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Murchisons, bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **b**) 184 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  491) **c**) 335-337 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  396).

	Wiederkehrintervall (Jahre)										
	3	5	10	30							
Scheitelabfluss	220 m <sup>3</sup> /s	330 m <sup>3</sup> /s	460 m <sup>3</sup> /s	680 m <sup>3</sup> /s							

Tab. 7.7: Den Scheitelabflüssen entlang des Murchisons zugeordnete Wiederkehrintervalle (Daten: Bailey, 2005).

Wird von einem 100-jährigen Ereignis ausgegangen, so werden innerhalb des Untersuchungsbereiches rund 80% der Rasterzellen korrekt durch das Modell vorhergesagt. Zudem ist die Überschätzung hier hauptsächlich auf miteinbezogene Nebenflüsse zurückzuführen. Eine Unterschätzung erfolgt vor allem in denjenigen Teilen des Einzugsgebietes, in denen die Überflutung breite Flächen eingenommen hat (Abbildung 7.62a)). Mit Ausnahme des *threat score penalizing overprediction*, erreichen alle skill scores ihre Höchstwerte bei Wiederkehrperioden, die höher als das 100-jährige Ereignis liegen (Abb. 7.64). Werden diese Ergebnisse, wie in Kapitel 6.5 vorgestellt, gewichtet und aufsummiert, so wird deren Maximum entweder beim 336-, oder beim 184-jährigen Ereignis erreicht. Wie die Kontingenztabellen zeigen, verändern sich diese Resultate allerdings nicht stark gegenüber dem 100-jährigen Ereignis (Abb. 7.63).

(a)		Fernerkund	lungsdaten	(b)		Fernerkundungsdaten				
	(a)	Kein Wasser Wasser			(0)	Kein Wasser	Wasser			
RS	Kein Wasser	a = 65.38%	c = 7.65%	RS	Kein Wasser	a = 62.31%	c = 5.44%			
MA	Wasser	b = 12.24%	d = 14.73%	MA	Wasser	b = 15.31%	d = 16.94%			
	(c)	Fernerkund	lungsdaten							
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	lungsdaten Wasser							
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 59.30%	lungsdaten Wasser c = 3.78%							

Abb. 7.63: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Murchisons, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **b**) 184 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  491) **c**) 335 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  396)

Da der Überschwemmungsstand im südwestlichen Teil des Einzugsgebietes eine grössere Lücke aufweist, kann innerhalb dieses Abschnittes leider kein Vergleich vorgenommen werden. In diesem Bereich verläuft der Fluss in einer engen Schlucht (Hennig, 2009).



Abb. 7.64: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang des Irrawaddys. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276, an-schliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  999 miteinbezieht.

#### 7.8.2 Gascoyne

Im Dezember 2010 kam es entlang des Gascoyne Rivers zu schweren Überschwemmungen, denen extreme Niederschläge im Zeitraum des 16.-19. Dezembers 2010 vorausgingen. Diese wurden durch tropische Stürme verursacht, nachdem sich vor der Küste Westaustraliens ein Monsuntief bildete. Die Niederschlagsmenge innerhalb dieser Periode entsprach etwa derjenigen, die sonst innerhalb eines durchschnittlichen Jahres fällt. An verschiedenen Stationen wurden neue Niederschlagsrekorde gemessen. Zudem kam es auch im Januar und Februar 2011 zu weiteren Überschwemmungen, wenn auch in geringerem Ausmass. Zuvor war das Flussbett während längerer Zeit nahezu ausgetrocknet (Waddell *et al.*, 2012).

Der Höchstabfluss der Überschwemmungen im Dezember 2010 betrug an der Station Nine Mile Bridge 5836 m<sup>3</sup>/s. Dieser Wert wurde seit Beginn der Aufzeichnungen im Jahr 1957 nur im Februar 1960 (6033 m<sup>3</sup>/s), im Februar 1961 (6010 m<sup>3</sup>/s) und im März 2000 (5955 m<sup>3</sup>/s) übertroffen (Department of Water, 2014a). Bezüglich des Pegelstandes übertraf das Ereignis im Jahr 2010 allerdings die anderen Ereignisse. So wurde bei der Station Nine Mile Bridge einen Wasserhöchststand von 7.77m registriert, während dieser im Jahr 1960 7.63m und im Jahr 2000 7.6m betrug. Seit 1957 übertrafen an diesem Ort insgesamt sieben Ereignisse die Marke von 7m. Im Dezember 2010 wurden auch bei zwei weiteren der fünf Messstationen die bisherigen Wasserhöchststände übertroffen (Waddell *et al.*, 2012). Beim Ereignis im Jahr 2000 wird von einer Wiederkehrperiode von 25 Jahren ausgegangen, bei jenem von 1980 mit einem Scheitelabfluss von 5494 m<sup>3</sup>/s rechnet man mit einer Wiederkehrperiode von 15 Jahren (Water and Rivers Commission, 2000).



Abb. 7.65: Durch das Modell richtig dargestellte, respektive über- und unterschätzte Bereiche für das Ereignis entlang des Gascoynes, bei Modellierung mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 25 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  903) **b**) 184 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  491) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **d**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830).

(2)		Fernerkund	ungsdaten	(b)		Fernerkundungsdaten				
	(a)	Kein Wasser	Wasser		(0)	Kein Wasser	Wasser			
RS	Kein Wasser	a = 77.23%	c = 16.88%	RS	Kein Wasser	a = 41.75%	c = 38.08%			
MA	Wasser	b = 4.21% $d = 1.68%$		MA	Wasser	b = 2.23%	d = 17.94%			
	(a)	Fernerkund	ungsdaten		(d)	Fernerkund	ungsdaten			
	(c)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser		(d)	Fernerkund Kein Wasser	ungsdaten Wasser			
RS	(c) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 58.96%	ungsdaten Wasser c = 5.72%	RS	(d) Kein Wasser	Fernerkund Kein Wasser a = 74.89%	ungsdaten Wasser c = 15.50%			

Abb. 7.66: Kontingenztabellen für die Vergleiche zwischen Modell und Fernerkundungsdaten entlang des Gascoynes, bei Modellierung eines Ereignisses mit einer Wiederkehrperiode von **a**) 25 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  903) **b**) 184 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  491) **c**) 100 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  580) **d**) 50 Jahren (MARS-Koeffizienten  $\geq$  830).

Somit dürfte die Wiederkehrperiode des Hochwassers vom Dezember 2010 also im Bereich von 25 Jahren liegen. Eine entsprechende Modellierung ist in Abbildung 7.65a) zu finden. Dabei fällt auf, dass im östlichen Teil ein grosser Teil der überfluteten Fläche durch das Modell nicht berücksichtigt wird, während diese im Bereich der Mündung in den Indischen Ozean überschätzt werden. Wie die zugehörige Kontingenztabelle zeigt, nimmt der Anteil an überschätzten Rasterzellen einen sehr hohen Anteil ein, insbesondere wenn man ihn mit jenem der Kategorie d vergleicht (Abb. 7.66).

Als geeigneter werden deshalb Modellierungen erachtet, welche von höheren Wiederkehrperioden ausgehen. Das Maximum der gewichteten Werte der drei Validationskriterien *Heidke skill score*, *Peirce skill score* und *threat score* wird erreicht, wenn die Modellierung alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  491 miteinbezieht, somit also von einer Wiederkehrperiode von 184 Jahren ausgeht (Abb. 7.65b)). Diese wiederum unterscheidet sich nicht sehr stark vom Resultat, das mit einer 100-jährigen Wiederkehrperiode erreicht würde. Zusätzlich ist auch das Resultat mit einer Modellierung, welche von einer 50-jährigen Wiederkehrperiode ausgeht, dargestellt. Dieses weist sehr starke Ähnlichkeiten mit jenem auf, das beim Vergleich mit einer Jährlichkeit von 25 Jahren erzielt wurde. Das Resultat würde sich also folglich kaum verändern, falls für das Ereignis entlang des Gascoynes von einer Wiederkehperiode von 50 Jahren ausgegangen würde. Betrachtet man die Entwicklung der skill scores in Abbildung 7.67, so fällt auf, dass jener *threat score*, welcher die Überschätzung speziell bestraft, bei allen Modellierungsmöglichkeiten negative Werte erzielt.



Abb. 7.67: Entwicklung der skill scores (linke Achse) und der summierten Gewichtungen (rechte Achse) für das Ereignis entlang des Gascoynes. Beginn der Modellierung mit Einbezug aller MARS-Koeffizienten  $\geq$  276, an-schliessend kontinuierliche Erhöhung der Schwelle, bis die Modellierung nur noch alle MARS-Koeffizienten  $\geq$  999 miteinbezieht.

### 8 Schlussfolgerungen

#### 8.1 Erreichtes und Ausblick

Insgesamt wurden 15 Beispiele vergangener Überflutungsereignisse auf vier verschiedenen Kontinenten mit Modellierungen des Überschwemmungsmodells *Global Flood Zones<sup>TM</sup>* verglichen. Weitere Unterteilungen dieser Beispiele in verschiedene Abschnitte wurden teilweise vorgenommen, wenn Anzeichen bestanden, dass die Übereinstimmungen zwischen Daten und Modell sich gebietsweise stark voneinander unterscheiden könnten. Während für die drei Ereignisse entlang von Elbe und Donau auf von der Swiss Re zur Verfügung gestellte Überschwemmungsstände zurückgegriffen werden konnte, wurden die restlichen anhand von MODIS-Daten rekonstruiert. Dazu wurde auf zwei Quellen bereits bearbeiteter MODIS-Daten zurückgegriffen, die in Kapitel 3 vorgestellt wurden.

Die entwickelte Methodik unterteilt die Einzugsgebiete der untersuchten Flüsse in vergleichsweise kleinräumige Teileinzugsgebiete. Dies verhindert, dass Modellierungen für Nebenflüsse vorgenommen werden, für welche keine Fernerkundungsaufnahmen vorhanden sind. Ebenfalls werden dadurch Abschnitte, bei welchen die Fernerkundungsdaten Lücken entlang des Hauptflusses aufweisen, vom Vergleich mit dem Modell ausgeschlossen. Dadurch kann eine generelle Überschätzung des Überflutungsstandes durch das Modell verhindert, beziehungsweise zumindest stark verringert werden. Die Definition von Teileinzugsgebieten kann zudem gut für verschiedene Formen von Flussläufen angewendet werden. Dies ermöglicht es, dass die gleiche Methodik sowohl für Deltagebiete, wie beispielsweise beim Mekong, entlang geradlinig oder mäandrierend verlaufender Flüsse, wie dem Mississippi, aber auch entlang verflochtener Flüsse, wie beispielsweise dem Brahmaputra verwendet werden kann. Wie in Kapitel 5.4 beschrieben wurde, wird bei der Auswahl der relevanten Teileinzugsgebiete jeweils darauf geachtet, dass auch knapp nicht mehr an einen Überschwemmungsstand angrenzende Bereiche für die Modellierung berücksichtigt werden. Dies hat den wertvollen Vorteil, dass dadurch ein Eindruck gewonnen werden kann, wie weit sich die Modellierung vom Überflutungsstand weg ausdehnt, das heisst ob und wie stark ein Ereignis überschätzt wird. Allerdings führt dies immer auch dazu, dass gewisse Mündungsbereiche von Nebenflüssen, für die gar keine Fernerkundungsdaten vorhanden sind, ebenfalls von den Modellierungen berücksichtigt werden. Dadurch überschätzt das Modell den Überflutungsstand tendenziell immer etwas. Eine besonders starke Beeinflussung der Ergebnisse durch solche Nebenflüsse kann bei den Beispielen Murchison, Gascoyne und Donau beobachtet werden.

Die Kalibrierung aufgrund der Summe der gewichteten Ergebnisse der Kriterien *Heidke skill score*, *Peirce skill score* und *threat score* erwies sich insofern als zuverlässig, dass mit den resultierenden Modellierungen tatsächlich für alle untersuchten Gebiete jeweils vergleichsweise gute Übereinstimmungen mit den Fernerkundungsdaten erzielt werden können. Dies könnte nicht erreicht werden, wenn nur auf einen einzelnen skill score zurückgegriffen würde. Zwar resultieren mit jedem der drei erwähnten skill scores für mehrere untersuchten Gebiete Modellierungen, die gut mit den rekonstruierten Überschwemmungsständen übereinstimmen, doch schafft es keiner der skill scores, einzeln gute Ergebnisse für alle Beispiele zu erzielen. Im Vergleich zu den gewichteten Summen bewegen sich die Ergebnisse der einzelnen skill scores allerdings auch in einem viel engeren Bereich, sodass teilweise ein skill score auch für Modellierungen, die von völlig unterschiedlichen Wiederkehrperioden ausgehen, noch ähnliche Resultate erzielt. Die Summe der Gewichtungen verändert sich viel stärker über die verschiedenen Modellierungsmöglichkeiten hinweg, sodass klarer jene Modelle, die gute Ergebnisse erzielen, ausgeschieden werden können. Würden noch weitere Überflutungsereignisse untersucht, so könnten eventuell Gesetzmässigkeiten festgestellt werden, dass sich die Verwendung eines skill scores beispielsweise jeweils für eine bestimmte Klimaregion oder für eine gewisse Form von Flusslauf besonders eignen würde. In jedem Fall lohnt es sich aber, immer mehrere Modellierungsmöglichkeiten mit den Fernerkundungsdaten zu verglichen, um einen Eindruck zu bekommen, wann grössere Veränderungen bezüglich der Übereinstimmung stattfinden oder um ähnliche bleibende Ergebnisse zu erkennen. So kann es durchaus sein, dass von unterschiedlichen Wiederkehrperioden ausgehende Modellierungen schlussendlich ähnlich gute Übereinstimmungen mit den Daten erzielen, wie sich in den untersuchten Beispielen zeigte, verändern sich die Resultate insbesondere bei Modellierungen mit hohen Wiederkehrperioden oftmals nicht mehr stark. Auch die Grafiken mit dem Verlauf der skill scores über die verschiedenen Modellierungsmöglichkeiten hinweg bieten die Möglichkeit, weitere Modellierungen zu erkennen, mit denen ebenfalls gute Übereinstimmungen zwischen Modell und Daten erzielt werden können.

Schwierig und mit Unsicherheiten behaftet gestaltete sich oftmals die Zuordnung von Wiederkehrperioden zu einem untersuchten Ereignis. Dies, weil oftmals nur wenige Informationen dazu zu finden sind, die zudem teilweise auch widersprüchlich zueinander sein können. So kann es vorkommen, dass manchmal die Jährlichkeit des gleichen Ereignisses durch verschiedene Quellen in deutlich unterschiedlichen Bereichen angegeben wird, wie dies beispielsweise für die Überschwemmungen entlang des Chao Phrayas oder entlang der Elbe der Fall war. Auch wenn entlang eines Flusses mehrere Messstationen existieren, unterscheidet sich die statistische Einordung eines Ereignisses meist von Station zu Station. Dies hängt insbesondere auch von den Nebenflüssen ab. Insofern darf im Normalfall das Modell auch als gut mit den Fernerkundungsdaten übereinstimmend erachtet werden, wenn dessen als Optimum geltende Wiederkehrperiode nur geringfügig von der für ein Ereignis bestimmten tatsächlichen Wiederkehrperiode abweicht. Als Beispiel hierfür kann sicherlich der Überflutungsstand des Amurs erwähnt werden, für den die summierten Gewichtungen ihren Höchstwert für Modellierungen erhalten, die sich bezüglich des Vergleichs mit den Fernerkundungsdaten nicht merklich von jener mit einem Wiederkehrintervall von 100 Jahren unterscheiden. Auch diese Tatsache spricht dafür, jeweils verschiedene Modellierungsmöglichkeiten mit den rekonstruierten Ereignissen zu vergleichen.

Während des Arbeitsprozesses zeigte sich, dass die verwendeten Fernerkundungsdaten nur zur Rekonstruktion von Überschwemmungen, die sich über einen längeren Zeitraum und über grössere Flächen hinweg erstrecken, in qualitativ ausreichender Form vorhanden sind. Auch die vergleichsweise hohe Auflösung von MODIS reicht nicht aus, um kleinere Überschwemmungsereignisse korrekt zu erfassen, was für diese Arbeit eine wesentliche Einschränkung darstellt. Hierbei dürfte sicherlich auch eine Rolle spielen, dass sich vielerorts die Überschwemmungen aufgrund von Schutzmassnahmen nicht mehr in ihr Umland ausbreiten und entsprechend geringe Flächen einnehmen. Eine Verbesserungsmöglichkeit würde darin bestehen, die MODIS-Daten mit Daten anderer Sensoren zu kombinieren, um so die jeweiligen Vorteile zu nutzen, respektive die Nachteile auszumerzen (z.B. Ticehurst *et al.*, 2009).

Beim Vergleich mit den Modellierungen wurde jeweils davon ausgegangen, dass die Fernerkundungsdaten das Flutereignis korrekt repräsentieren. In Tat und Wahrheit werden allerdings auch diese trotz diverser Bearbeitungen Fehler und Ungenauigkeiten aufweisen, womit auch die rekonstruierten Überflutungsflächen eigentlich nur eine Annäherung an die tatsächlich überfluteten Flächen darstellen (Pappenberger *et al.*, 2007). Immer sollen die anhand von Fernerkundungsdaten rekonstruierten Überschwemmungsflächen deshalb hinterfragt und wenn möglich zur Verifikation mit anderen Quellen oder früheren Überflutungsständen verglichen werden. Auch müssten zur Konsolidierung der vorgestellten Ergebnisse weitere Ereignisse, möglichst auch in zusätzlichen Regionen, untersucht werden. Da laufend neue Überflutungen stattfinden, werden in Zukunft auch die erst seit Mitte 2011 verfügbaren aufbereiteten MODIS-Daten des NASA Goddards Office of Applied Science für zusätzliche Ereignisse entlang weiterer Flüsse erhältlich sein.

#### 8.2 Erkenntnisse

Anhand der vorgestellten Ergebnisse sollen nun die in Kapitel 1.4 gestellten Forschungsfragen beantwortet werden.

### I. Ist eine generelle Tendenz erkennbar, dass die Überflutungsflächen durch das Modell entweder über- oder unterschätzt werden?

Wie sich zeigt, werden manche Überflutungsereignisse durch die entsprechende Modellierung tendenziell überschätzt, manche auch unterschätzt. Insofern ist kein genereller Trend in nur eine Richtung erkennbar. Wenn ein Flusslauf in verschiedene Abschnitte unterteilt wird, welche separat betrachtet werden, kann es auch vorkommen, dass der eine Abschnitt durch die Modellierung eher überschätzt wird, während der andere unterschätzt wird. Ein sehr anschauliches Beispiel diesbezüglich liefert der Gascoyne (Kap. 7.8.2). Bezüglich der Über-/ respektive Unterschätzungen ist vielmehr eine Abhängigkeit von den topographischen, respektive den klimatischen Bedingungen erkennbar (vgl. Forschungsfragen II und III).

#### II. Sind Unterschiede zwischen klimatischen Regionen erkennbar?

Wie die Beispiele aus Süd-, respektive Südostasien gezeigt haben, sind in Gebieten, welche häufig von Überschwemmungen betroffen sind, die Wiederkehrperioden auch von grösseren Überflutungen vergleichsweise gering. Geht die Modellierung von einer entsprechend tiefen Wiederkehrperiode aus, so werden diese Ereignisse jeweils deutlich unterschätzt. Dennoch kann meist eine gute Übereinstimmung der Modellierung mit den Daten erzielt werden, wenn diese von deutlich höheren Wiederkehrperioden ausgeht. Anders sieht die Situation für die Überschwemmungen in Europa und Nordamerika aus. Hier werden die Überflutungsstände jeweils eindeutig überschätzt, respektive müssen die Modellierungen von geringeren als der tatsächlichen Wiederkehrperioden ausgehen, um eine bessere Übereinstimmung mit den Daten zu erreichen. Wie auch jeweils bei den einzelnen Beispielen dargelegt, dürfte diese Tatsache insbesondere auf Hochwasserschutzmassnahmen zurückzuführen sein. Wohl wird keiner der untersuchten Flüsse mehr ausschliesslich seinem natürlichen Verlauf folgen, doch ist anzunehmen, dass die Hochwasserschutzmassnahmen in Europa und Nordamerika in der Tendenz besser entwickelt sind. Wenn der Einfluss von Hochwasserschutzmassnahmen, insbesondere von Schutzdämmen mitberücksichtigt werden könnte, wäre noch eine wesentliche Verbesserung des Modelles zu erzielen. Diese können einen grossen Einfluss auf die Ausdehnung einer Überschwemmung haben, wie Beispiele von Deichbrüchen entlang der Elbe aufgezeigt haben.

Wohl wird das Erstellen von Modellen in Regionen, in denen auch grössere Überschwemmungen eher geringe Wiederkehrperioden erreichen, generell schwieriger sein. So hat der Vergleich der beiden Beispiele entlang der Elbe gezeigt, dass diese beiden ähnlichen Ereignisse auch zu recht ähnlichen Ergebnissen führten. Betrachtet man die beiden Überschwemmungsstände entlang des Brahmaputras, so zeigt sich, dass sich diese dann trotz der sehr ähnlichen Jährlichkeit doch deutlich voneinander unterscheiden. Man erkennt, dass die Modellierungsmöglichkeiten in solchen Regionen mit starken saisonalen Schwankungen in den Jahresganglinien stärker eingeschränkt sind, da auch grossen Flächen einnehmenden Überschwemmungen tiefe Wiederkehrperioden zugewiesen werden. Somit unterscheiden sich zwei Ereignisse bezüglich ihrer eingenommenen Flächen bereits deutlich, obwohl die Differenz der ihnen zugewiesenen Wiederkehrperioden beispielsweise nur rund fünf Jahre beträgt.

Die Modellierungen in solchen Regionen könnten eventuell dadurch besser an die Realität angepasst werden, indem bei der jeweils zellenweise vorgenommenen Zuweisung der Überschwemmungswahrscheinlichkeit ein entsprechender Gewichtungsfaktor verwendet wird, damit in solchen Regionen auch Ereignisse grossen Ausmasses.

### III. Können Zonen erkannt werden, bei welchen das Modell besser mit den Fernerkundungsdaten übereinstimmt als in anderen?

Wie in Kapitel 1.3 vorgestellt, geht das Modell davon aus, dass ein Überflutungsgebiet insbesondere durch geomorphologische Eigenschaften bestimmt wird. Während bei flachen, weiten Ebenen bereits geringe Unterschiede bezüglich der Wassermenge, respektive der Topographie des Geländes darüber entscheiden, ob ein Gebiet von Hochwasser betroffen ist oder nicht, kann sich dieses in engen V-Tälern kaum ausbreiten und wird im Gegenzug zu einem deutlichen Anstieg des Wasserstandes führen. Somit ist in letzterem Beispiel die vom Hochwasser betroffene Fläche also nicht dermassen stark von dessen Ausmass abhängig, sodass davon auszugehen ist, dass es vergleichsweise zuverlässig prognostiziert werden kann (Hunter, 2005).

Zur Beantwortung dieser Frage wurden manche Ereignisse bewusst in verschiedene Abschnitte unterteilt. So erweist sich die Modellierung des Verlaufs der Überschwemmung im Mekongdelta tatsächlich als ausserordentlich schwierig zu modellieren, sodass die fehlklassifizierten Rasterzellen in jedem Fall einen hohen Anteil (37.5% – 54.5%) einnehmen. Auch jene Modellierung, die bezüglich der summierten Gewichtungen das Maximum erreichte, stimmt schlecht mit den Daten überein. Der Abschnitt zwischen Kratie und Phnom Penh kann zwar so modelliert werden, dass er zufriedenstellend mit dem rekonstruierten Überschwemmungsstand übereinstimmt, doch auch hier liegt der Anteil an Fehlklassifikationen je nach Modellierung zwischen 27.7% und 44.5, während der Abschnitt nördlich von Kratie eindeutig den geringsten Anteil an Fehlklassifikationen aufweist. Zudem liegt die aufgrund der Kalibrierung als optimal erachtete Wiederkehrperiode für diesen Abschnitt viel näher bei der tatsächlichen, als dies für die beiden anderen Abschnitte der Fall ist.

Auch für den separat betrachteten Deltabereich des Irrawaddys ist der Anteil an fehlklassifizierten Pixeln für alle Modellierungen recht hoch und liegt im Bereich von 34%-49.5%, während diese im restlichen Gebiet einen geringeren Anteil zwischen 14.7% und 22.4% einnehmen. Allerdings muss erwähnt werden, dass für beide Teilbereiche die als ideal resultierenden Jährlichkeiten weit von der tatsächlichen entfernt sind. Vergleicht man dieses aber mit dem als optimal erachteten Ergebnis für den Abschnitt ohne den Deltabereich, so merkt man, dass sich Modellierungen, die weit näher beim tatsächlichen Wiederkehrintervall liegen, nicht dermassen gross davon unterscheiden, wie dies für den Deltabereich der Fall ist.

Allgemein kann allerdings festgehalten werden, dass praktisch jedes Ereignis mit einer gewissen Modellierung relativ gut übereinstimmt, wenn auch dazu teilweise von einer Jährlichkeit ausgegangen werden muss, die weit von der tatsächlichen entfernt liegt.

## Literatur

- Adamson PT, Rutherfurd ID, Peel MC, Conlan IA. 2009. The hydrology of the Mekong River. In *The Mekong: Biophysical Environment of an International River Basin*, Campbell I (ed.). Academic Press: New York; 53-76.
- Albertz J. 2007. *Einführung in die Fernerkundung: Grundlagen der Interpretation von Luft- und Satellitenbildern,* 3. Auflage. Wissenschaftliche Buchgesellschaft: Darmstadt.
- Aronica G, Bates PD, Horritt MS. 2002. Assessing the uncertainty in distributed model predictions using observed binary pattern information within GLUE. *Hydrological Processes* **16**(10): 2001-2016.
- ASDMA (Assam State Disaster Management Authority). 2012. Flood in Assam, 2012. Zugriff: 20.02.2014. http://sdmassam.nic.in/pdf/publication/Documentation%20of%20Flood%202012.pdf
- Bailey J. 2005. Effects of Sediment Dynamics on the Navigability of the Murchison River Ocean Entrance, Western Australia. Bachelor Thesis. University of Western Australia: Perth AUS.
- BfG (Bundesanstalt f
  ür Gew
  ässerkunde). 2013. L
  änder
  übergreifende Analyse des Juni-Hochwassers 2013. BfG-Bericht 1797. Zugriff: 04.02.2014. http://www.vhw.de/fileadmin/user\_upload/Themenfelder/Umweltrecht/2013\_09\_04\_ pm\_bfgbericht.pdf
- Bouwer LM. 2013. Projections of future extreme weather losses under changes in climate and exposure. *Risk Analysis* **33**(5): 915-930.
- Brakenridge GR. 2012. Technical Description, DFO-GSFC Surface Water Mapping Algorithm. Dartmouth Flood Observatory, University of Colorado, Boulder. Zugriff: 10.01.2014. http://floodobservatory.colorado.edu/Tech.html
- Brakenridge GR. 2014. Global Active Archive of Large Flood Events. Dartmouth Flood Observatory, University of Colorado, Boulder. Zugriff: 20.03.2014. http://floodobservatory.colorado.edu/Archives
- Brakenridge GR, Anderson E. 2006. MODIS-based flood detection, mapping and measurement: the potential for operational hydrological applications. In *Transboundary Floods: Reducing Risks Through Flood Management*, Marsalek J, Stancalie G, Balint G (eds.). Springer: Dordrecht, 1-12.
- Brakenridge GR, Cohen S, Kettner AJ, De Groeve T, Nghiem SV, Syvitski JPM, Fekete BM. 2012a. Calibration of satellite measurements of river discharge using a global hydrology model. *Journal of Hydrology* **475**: 123-136.
- Brakenridge GR, Syvitski JPM, Overeem I, Higgins SA, Kettner AJ, Stewart-Moore JA, Westerhoff R. 2012b. Global mapping of storm surges and the assessment of coastal vulnerability. *Natural Hazards* **66**(3): 1295-1312.
- Brakenridge GR, Kettner AJ. 2013. Guide to the Surface Water Record. Dartmouth Flood Observatory, University of Colorado, Boulder. Zugriff: 11.06.2014. http://floodobservatory.colorado.edu/SWS.ppt

- Brakenridge GR, Kettner AJ. 2014. Technical Notes for the Surface Water Record. Dartmouth Flood Observatory, University of Colorado, Boulder. Zugriff: 08.01.2014. http://floodobservatory.colorado.edu/TheSurfaceWaterSurvey.html
- Brakenridge, G.R.; Kettner, A.J.; Slayback, D. und Policelli, F. 2014a.100E020N, 05/06/2014, The Surface Water Record. Dartmouth Flood Observatory, University of Colorado, Boulder. Zugriff: 06.05.2014. http://floodobservatory.colorado.edu/Version3/100E020Nv3.html
- Brakenridge, G.R.; Kettner, A.J.; Slayback, D. und Policelli, F. 2014b.110E020S, 01/05/2012, The Surface Water Record. Dartmouth Flood Observatory, University of Colorado, Boulder. Zugriff: 15.03.2014
- Brakenridge, G.R.; Kettner, A.; Syvitski, J.; Overeem, I.; De Groeve, T.; Cohen, S. und Nghiem, S.V. 2014c. River Watch Version 2, satellite river discharge and runoff measurements: Technical summary. Zugriff: 11.06.2014. http://floodobservatory.colorado.edu/technical.html
- Brakenridge GR, De Groeve T, Kettner A, Cohen S, Nghiem SV. 2014d. River Watch, Version 2: Site 20. University of Colorado, Boulder. Zugriff: 11.08.2014. http://floodobservatory.colorado.edu/SiteDisplays/20.htm
- Brakenridge GR, De Groeve T, Kettner A, Cohen S, Nghiem SV. 2014e. River Watch, Version 2: Site 30. University of Colorado, Boulder. Zugriff: 11.08.2014. http://floodobservatory.colorado.edu/SiteDisplays/30.htm
- Brakenridge GR, De Groeve T, Kettner A, Cohen S, Nghiem SV. 2014f. River Watch, Version 2: Site 51. University of Colorado, Boulder. Zugriff: 12.08.2014. http://floodobservatory.colorado.edu/SiteDisplays/51.htm
- Brakenridge GR, De Groeve T, Kettner A, Cohen S, Nghiem SV. 2014g. River Watch, Version 2:Site 193. University of Colorado, Boulder. Zugriff: 12.08.2014. http://floodobservatory.colorado.edu/SiteDisplays/193.htm
- Brakenridge GR, De Groeve T, Kettner A, Cohen S, Nghiem SV. 2014h. River Watch, Version 2: Site 195. University of Colorado, Boulder. Zugriff: 10.08.2014. http://floodobservatory.colorado.edu/SiteDisplays/195.htm
- Brakenridge GR, De Groeve T, Kettner A, Cohen S, Nghiem SV. 2014i. River Watch, Version 2: Site 1936. University of Colorado, Boulder. Zugriff: 13.08.2014. http://floodobservatory.colorado.edu/SiteDisplays/1936.htm
- Bureau of Meteorology. 2006. Tropical Cyclone Season Summary Western Australian Region 2005 2006. Australian Government. Zugriff: 29.03.2014. http://www.bom.gov.au/cyclone/history/wa/pdf/2006.pdf
- BWDB (Bangladesh Water Development Board). 2011. Annual Flood Report 2011. Zugriff 12.07.2014. http://www.ffwc.gov.bd/index.php/reports/annual-flood-reports
- BWDB (Bangladesh Water Development Board). 2012. Annual Flood Report 2012. Zugriff: 12.07.2014. http://www.ffwc.gov.bd/index.php/reports/annual-flood-reports
- Carroll ML, Townshend JR, DiMiceli CM, Noojipady P, Sohlberg RA. 2009. A new global raster water mask at 250 m resolution. *International Journal of Digital Earth* **2**(4): 291-308.

- CWC (Central Water Commission). 2010. Water and Related Statistics. Zugriff: 16.01.2014. http://www.cwc.nic.in/ISO\_DATA\_Bank/W&RelatedStatatics\_2010.pdf
- CWC (Central Water Commission). 2012. Integrated Hydrological Data Book (non-classified river basins). Zugriff: 16.01.2014. http://www.cwc.nic.in/main/downloads/Combined%20Final\_HDD\_09042012.pdf
- CWC (Central Water Commission). 2013. Annual Report 2012 13. Zugriff: 16.01.2014. http://www.cwc.gov.in/main/downloads/ANNUAL%20REPORT%202012-13%2009\_12\_13.pdf
- Danilov-Danilyan VI, Gelfan AN, Motovilov YG, Kalugin AS. 2014. Disastrous flood of 2013 in the Amur Basin: Genesis, recurrence assessment, simulation results. *Water Resources* **41**(2): 115-125.
- Datta B, Singh VP. 2004. Hydrology. In *The Brahmaputra Basin Water Resources*, Singh VP, Sharma N, Ojha CSP (eds.). Springer: Dordrecht; 139-195.
- Davie T. 2008. Fundamentals of Hydrology, 2nd edn. Routledge: London und New York.
- Department of Water. 2014a. Water Information Reporting: Gascoyne River Nine Mile Bridge. Government of Western Australia. Zugriff: 31.03.2014. http://kumina.water.wa.gov.au/waterinformation/wir/reports/publish/704139/g04.htm
- Department of Water. 2014b. Water Information Reporting: Murchison River Emu Springs. Government of Western Australia. Zugriff: 28.03.2014. http://kumina.water.wa.gov.au/waterinformation/wir/reports/publish/702001/g04.htm
- Di Baldassarre G, Schumann G, Bates PD. 2009. A technique for the calibration of hydraulic models using uncertain satellite observations of flood extent. *Journal of Hydrology* **367**(3-4): 276-282.
- Dikau R, Pohl J. 2006. "Hazards": Naturgefahren und Naturrisiken. In *Geographie: Physische Geographie und Humangeographie*, Gebhardt H, Glaser, Radtke U, Reuber P (eds.). Spektrum: Heidelberg; 1028-1076.
- Disse M. 2013. Hydrologische Grundlagen. In *Hochwasser-Handbuch.: Auswirkungen und Schutz*, Patt H, Jüpner R. (eds.). Springer Vieweg: Berlin und Heidelberg; 17-89.
- Driscoll DG, Southard RE, Koenig TA, Bender DA, Holmes RR Jr. 2014. Annual Exceedance Probabilites and Trends for Peak Streamflows and Annual Runoff Volumes for the Central United States During the 2011 Floods. Professional Paper 1798-D, USGS, Reston, Virginia.
- ESRI. 2014b. Feature-Stützpunkte zu Punkten (Datenmanagement). ArcGIS-Hilfe. Zugriff: 16.03.2014. http://resources.arcgis.com/de/help/main/10.2/index.html#//00170000003p000000
- ESRI. 2014c. Flow Direction (Spatial Analyst). ArcGIS-Hilfe. Zugriff: 10.03.2014. http://resources.arcgis.com/de/help/main/10.2/#/na/009z00000052000000/
- ESRI. 2014d. Funktionsweise von Watershed. ArcGIS-Hilfe. Zugriff: 10.03.2014. http://resources.arcgis.com/de/help/main/10.2/#/na/009z00000068000000/
- ESRI. 2014e. Georeferenzieren von Raster-Datasets. ArcGIS-Hilfe. Zugriff: 08.03.2014. http://resources.arcgis.com/de/help/main/10.2/index.html#/na/009t000000mq000000/

- ESRI. 2014f. Raster berechnen (Spatial Analyst). ArcGIS-Hilfe. Zugriff: 22.03.2014. http://resources.arcgis.com/de/help/main/10.2/index.html#//009z000000z7000000
- ESRI. 2014g. Raster in ASCII (Conversion). ArcGIS-Hilfe. Zugriff: 10.03.2014. http://resources.arcgis.com/de/help/main/10.2/index.html#//001200000005000000
- ESRI. 2014h. Wasserscheide (Spatial Analyst). ArcGIS-Hilfe. Zugriff: 10.03.2014. http://resources.arcgis.com/de/help/main/10.2/#/na/009z00000059000000/
- ESRI. 2014i. Zellengrösse (Umgebungseinstellung). ArcGIS-Hilfe. Zugriff: 22.03.2014. http://resources.arcgis.com/de/help/main/10.2/index.html#/na/001w0000001s000000/
- Farr TG, Rosen PA, Caro E, Crippen R, Duren R, Hensley S, Kobrick M, Paller M, Rodriguez E, Roth L, Seal D, Shaffer S, Shimada J, Umland J, Werner M, Oskin M, Burbank D, Alsdorf D. 2007. The Shuttle Radar Topography Mission. *Reviews of Geophysics* 45(2): RG2004.
- Fekete BM, Vörösmarty CJ, Grabs W. 1999. Global, composite runoff fields on observed river discharge and simulated water balances. Report No 22, Global Runoff Data Centre GRDC, Koblenz.
- FGG (Flussgebietsgemeinschaft) Elbe. 2013. Darstellung des Hochwassers 2013 im Einzugsgebiet der Flussgebietsgemeinschaft (FGG) Elbe. Zugriff: 14.06.2014. http://www.fgg-elbe.de/tl\_files/Downloads/Veranstaltungen/Ministerkonferenzen\_FGG/ darstellung\_hochwasser\_2013.pdf
- Gale EL, Saunders MA. 2013. The 2011 Thailand flood: climate causes and return periods. *Weather* **68**(9): 233-237.
- GRDC (Global Runoff Data Centre). 2014. GRDC station catalogues. Zugriff: 10.05.2014. http://www.bafg.de/GRDC/EN/02\_srvcs/21\_tmsrs/211\_ctlgs/catalogues\_node.html
- Hennig P. 2009. An inventory and condition survey of the lower Murchison River area, Western Australia. Technical Bulletin No. 96, Western Australian Department of Agriculture and Food, South Perth.
- Hirpa FA, Hopson TM, De Groeve T, Brakenridge GR, Gebremichael M, Restrepo PJ. 2013. Upstream satellite remote sensing for river discharge forecasting: Application to major rivers in South Asia. *Remote Sensing of Environment* **131**: 140-151.
- Holmes, RR Jr., Wiche GJ, Koenig TA, Sando SK. 2013. Peak Streamflows and Runoff Volumes for the Central United States, February through September, 2011. Professional Paper 1798-C, USGS, Reston, Virginia.
- Horritt MS. 2006. A methodology for the validation of uncertain flood inundation models. *Journal of Hydrology* **326**(1-4): 153-165.
- Horritt MS, Di Baldassarre G, Bates PD, Brath A. 2007. Comparing the performance of a 2-D finite element and a 2-D finite volume model of floodplain inundation using airborne SAR imagery. *Hy- drological Processes* **21**(20): 2745-2759.
- Hrachowitz M, Savenjie HHG, Blöschl G, McDonnell JJ, Sivapalan M, Pomeroy JW, Arheimer B, Blume T, Clark MP, Ehret U, Fenicia F, Freer JE, Gelfan A, Gupta HV, Hughes DA, Hut RW, Montanari A, Pande S, Tetzlaff D, Troch PA, Uhlenbrook S, Wagener T, Winsemius HC, Woods

RA, Zehe E, Cudennec C. 2013. A decade of predictions in ungauged basins (PUB) – a review. *Hydrological Sciences Journal* **58**(6): 1198-1255.

- Hunter NM. 2005. Development and assessment of dynamic storage cell codes for flood inundation modelling. PhD Thesis. University of Bristol: Bristol UK.
- Hunter NM, Bates PD, Horritt MS, De Roo PJ, Werner MGF. 2005. Utility of different data types for calibrating flood inundation models within a GLUE framework. *Hydrology and Earth System Sciences* **9**(4): 412-430.
- IFRC (International Federation of Red Cross and Red Crescent Societies). 2013. World Disasters Report 2013: Focus on technology and the future of humanitarian action. Zugriff: 12.04.2014. http://www.ifrc.org/PageFiles/134658/WDR%202013%20complete.pdf
- IKSE (Internationale Kommission zum Schutz der Elbe). 2004. Dokumentation des Hochwassers vom August 2002 im Einzugsgebiet der Elbe. Zugriff: 16.06.2014. http://www.ikse-mkol.org/fileadmin/download/gescannte\_Publikationen/DE/IKSE-Dokumentation \_Hochwasser\_2002.pdf
- Islam AS, Bala SK, Haque MA. 2010. Flood inundation map of Bangladesh using MODIS time-series images. Journal of Flood Risk Management **3**(3): 210-222.
- Jain SK, Agarwal PK, Singh VP. 2007. Hydrology and Water Resources of India. Springer: Dordrecht.
- Jolliffe IT, Stephenson DB. 2003. Introduction. In *Forecast Verification: Practitioner's Guide in Atmospheric Science*, Jolliffe IT, Stephenson DB (eds). Wiley: Chichester; 37-76.
- Khan SI, Hong Y, Wang J, Yilmaz KK, Gourley JJ, Adler RF, Brakenridge GR, Policelli F, Habib S, Irwin D. 2011. Satellite remote sensing and hydrologic modeling for flood inundation mapping in Lake Victoria basin: Implications for hydrologic prediction in ungauged basins. *IEEE Transactions* on Geoscience and Remote Sensing 49(1): 85-95.
- Komori D, Nakamura S, Kiguchi M, Nishijima A, Yamazaki D, Suzuki S, Kawasaki A, Oki K, Oki T. 2012. Characteristics of the 2011 Chao Phraya River flood in Central Thailand. *Hydrological Research Letters* **6**: 41-46.
- Konz M. 2013. Swiss Re Global Flood Zones<sup>TM</sup> Version 2. PPT-Päsentation.
- Kron W. 2013. Versicherung von Hochwasserschäden. In *Hochwasser-Handbuch: Auswirkungen und Schutz,* Patt H, Jüpner R (eds). Springer Vieweg: Berlin und Heidelberg; 553-607.
- Kundzewicz ZW, Kanae S, Seneviratne SI, Handmer J, Nicholls N, Peduzzi P, Mechler R, Bouwer LM, Arnell N, Mach K, Muir-Wood R, Brakenridge GR, Kron W, Benito G, Honda Y, Takahashi K, Sherstyukov B. 2014. Flood risk and climate change: global and regional perspectives. *Hydrological Sciences Journal* 59(1): 1-28.
- Lehner, B. 2013. HydroSHEDS Technical Documentation: Version 1.2. Zugriff: 23.02.2014. http://www.hydrosheds.org/page/development
- Lehner B, Verdin K, Jarvis A. 2008. New global hydrography derived from spaceborn elevation data. *EOS, Transactions, American Geophysical Union* **89**(10): 93-94.

- Maniak U. 2010. *Hydrologie und Wasserwirtschaft: Eine Einführung für Ingenieure*. 6., neu bearb. Aufl. Springer: Berlin und Heidelberg.
- Mason DC, Bates PD, Dall'Amico JT. 2009. Calibration of uncertain flood inundation models using remotely sensed water levels. *Journal of Hydrology* **368**(1-4): 224-236.
- Mason IB. 2003. Binary events. In *Forecast Verification: A Practitioner's Guide in Atmospheric Science*, Jolliffe IT, Stephenson DB (eds.). Wiley: Chichester; 37-76.
- Mehlhorn J. 2002. Comparison between flood extents for the Upper Thames basin modelled with IH-Report 130 method and Swiss Re's Geomorphologic Regression. Technical Memorandum, Swiss Re, Zürich.
- Mirza MMQ. 2003. Three recent extreme floods in Bangladesh: A hydro-meteorological analysis. *Natural Hazards* **28** (1): 35-64.
- Mirza MMQ, Warrick RA, Ericksen NJ, Kenny GJ. 2001. Are floods getting worse in the Ganges, Brahmaputra and Meghna basins? *Global Environmental Change Part B: Environmental Hazards* **3**(2): 37-48.
- Mitra AK. 2004. Flood Management. In *The Brahmaputra Basin Water Resources*, Singh VP, Sharma N, Ojha CSP (eds.). Springer: Dordrecht; 535-558.
- Morgenschweis G. 2010. *Hydrometrie: Theorie und Praxis der Durchflussmessung in offenen Gerinnen.* Springer: Berlin und Heidelberg.
- MRC (Mekong River Commission). 2005. Overview of the hydrology of the Mekong Basin. Zugriff: 24.01.2014. http://www.mekonginfo.org/assets/midocs/0001968-inland-waters-overview-of-the-hydrology-of-the-mekong-basin.pdf
- MRC (Mekong River Commission). 2011. Flood Situation Report 2011. MRC Technical Paper No 36. Zugriff: 24.01.2014. http://www.mrcmekong.org/assets/Publications/technical/Tech-No36-Flood-Situation-Report2011.pdf
- Munich Re. 2014a. Loss events worldwide 1980 2013: 10 costliest floods ordered by insured losses. Zugriff: 15.06.2013. http://www.munichre.com/site/corporate/get/documents\_E-129366800/mr/ assetpool.shared/Documents/5\_Touch/\_NatCatService/Significant-Natural-Catastrophes/2013/10costliest-floods-ordered-by-insured-losses-worldwide.pdf
- Munich Re. 2014b. Loss events worldwide 1980-2013: 10 costliest floods ordered by overall losses. Zugriff: 15.06.2013. http://www.munichre.com/site/corporate/get/documents\_E982465809/mr/ assetpool.shared/Documents/5\_Touch/\_NatCatService/Significant-Natural-Catastrophes/2013/10costliest-floods-ordered-by-overall-losses-worldwide.pdf
- NASA GSFC (Goddard Space Flight Center). 2013. NASA GSFC OAS MODIS Flood Mapping Products Readme. Version 4.9. Zugriff: 20.04.2013. http://oas.gsfc.nasa.gov/floodmap/README\_MODISFloodMapProducts\_17Jun13.pdf
- Pal I, Singh S, Walia A. 2013. Flood Management in Assam, India: A review of Brahmaputra Floods, 2012. *International Journal of Scientific and Research Publications* **3**(10): 100-104.

- Pappenberger F, Frodsham K, Beven K, Romanowicz R, Matgen P. 2007. Fuzzy set approach to calibrating distributed flood inundation models using remote sensing observations. *Hydrology and Earth System Sciences* 11(2): 739-752.
- Park E, Latrubesse EM. 2014. Modeling suspended sediment distribution patterns of the Amazon River using MODIS data. *Remote Sensing of Environment* **147**: 232-242.
- Pontius RG Jr. 2000. Quantification error versus location error in comparison of categorical maps. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **66**(8): 1011-1016.
- Rahaman MM, Varis O. 2009. Integrated water management of the Brahmaputra basin: Perspectives and hope for regional development. *Natural Resources Forum* **33**(1): 60-75.
- SAGE (Center for Sustainability and the Global Environment). 2013. Global River Discharge Database. Zugriff: 20.05.2014. http://www.sage.wisc.edu/riverdata/
- Sakamoto T, Van Nguyen N, Kotera A, Ohno H, Ishitsuka N, Yokozawa M. 2007. Detecting temporal changes in the extent of annual flooding within the Cambodia and the Vietnamese Mekong Delta from MODIS time-series imagery. *Remote Sensing of Environment* **109**(3): 295-313.
- Salomonson VV, Barnes W, Masuoka EJ. 2006. Introduction to MODIS and an overview of associated activities. In *Earth Science Satellite Remote Sensing. Vol. 1: Science and Instruments*, Qu JJ, Gao W, Kafato M, Murphy R, Salomonson VV (eds.). Springer: Berlin und Heidelberg; 12-32.
- Schaepman, M.E. 2009. Imaging Spectrometers.In *The SAGE Handbook of Remote Sensing*, Warner TA, Nellis MD, Foody GM (eds.). Sage: London; 166-178.
- Schumann G, Bates PD, Horritt MS, Matgen P, Pappenberger F. 2009. Progress in integration of remote sensing-derived flood extent and stage data and hydraulic models. *Reviews of Geophysics* 47(4): RG4001.
- Slayback DA, Brakenridge GR, Policelli FS, Tokay MM, Kettner A. 2012. Near Real-Time Global Satellite Monitoring of Flooding Events. AGU Chapman Conference on Remote Sensing of the Terrestrial Water Cycle, Kona, Hawaii. Zugriff: 20.01.2013. http://oas.gsfc.nasa.gov/floodmap/multimedia.htm
- Stephenson DB. 2000. Use of the "odds ratio" for diagnosing forecast skill. *Weather and Forecasting* **15**(2): 221-232.
- Swiss Re. 2012a. Flood an underestimated risk: Inspect, inform, insure. Zugriff: 15.11.2013. http://media.swissre.com/documents/Flood.pdf
- Swiss Re. 2012b. Natural catastrophes and man-made disasters in 2011: Historic losses surface from record earthquakes and floods. Sigma No 2/2012. Zugriff: 21.10.2013. http://media.swissre.com/documents/sigma2\_2012\_en.pdf
- Swiss Re. 2013. Natural catastrophes and man-made disasters in 2012: A year of extreme weather events in the US. Sigma No 2/2013. Zugriff: 21.10.2013. http://media.swissre.com/documents/sigma2\_2013\_EN.pdf
- Swiss Re. 2014. Natural catastrophes and man-made disasters in 2013: Large losses from floods and hail; Hayan hits the Philippines. Sigma No 1/2014. Zugriff: 04.04.2014. http://media.swissre.com/documents/sigma1\_2014\_en.pdf

- Syvitski, JPM, Overeem I, Brakenridge GR, Hannon M. 2012. Floods, floodplains, delta plains A satellite imaging approach. *Sedimentary Geology* **267-268**: 1-14.
- Tang Q, Gao H, Lu H, Lettenmaier DP. 2009. Remote sensing: hydrology. *Progress in Physical Geography* **33**(4): 490-509.
- Tarekegn TH, Haile AT, Rientjes T, Reggiani P, Alkema D. 2010. Assessment of an ASTERgenerated DEM for 2D hydrodynamic flood modeling. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **12**(6): 457-465.
- Ticehurst CJ, Dyce P, Guerschman JP. 2009. Using passive microwave and optical remote sensing to monitor flood inundation in support of hydrologic modelling. In 18th World IMACS Congress and MODSIM09 International Congress on Modelling and Simulation, Anderssen RS, Braddock RD, Newham LTH (eds.). Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand and International Association for Mathematics and Computers in Simulation: Cairns; 3747-3753.
- Vörösmarty CJ, Fekete BM, Tucker BA. 1998. Global River Discharge, 1807 1991. Datensatz, Oak Ridge National Laboratory Distributed Active Archive Center, Oak Ridge, Tennessee. Zugriff: 30.05.2014. http://daac.ornl.gov/cgi-bin/dsviewer.pl?ds\_id=199
- Waddell PA, Thomas PWE, Findlater PA. 2012. A report on the Gascoyne River catchment following the 2010/11 flood events. Resource Management Technical Report 382, Western Australian Department of Agriculture and Food, South Perth.
- Water and Rivers Commission. 2000. Flooding in Western Australia, water facts 13. Government of Western Australia. Zugriff: 26.03.2014. http://www.water.wa.gov.au/PublicationStore/first/11445.pdf
- Welch HL, Barnes KK. 2013. Streamflow Characterization and Summary of Water-Quality Data Collection during the Mississippi River Flood, April through July 2011. Open-File Report 2013-1106, USGS, Reston, Virginia.
- Wittenberg H. 2011. Praktische Hydrologie: Grundlagen und Übungen. Vieweg+Teubner: Wiesbaden.
- Wolfe RE. 2006. MODIS Geolocation. In Earth Science Satellite Remote Sensing. Vol. 1: Science and Instruments, Qu JJ, Gao W, Kafato M, Murphy RE, Salomonson VV (eds.). Springer: Berlin und Heidelberg; 50-73.
- World Bank. 2012. Thai flood 2011: Rapid assessment for resilient recovery and reconstruction planning (Vol. 2 of 2). Zugriff: 03.04.14. http://documents.worldbank.org/curated/en/2012/01/16360875/thai-flood-2011-rapid-assessmentresilient-recovery-reconstruction-planning-vol-2-2-final-report
- Yu D, Lane SN. 2006. Urban fluvial flood modelling using a two-dimensional diffusion-wave treatment, part 1: mesh resolution effects. *Hydrological Processes* **20** (7): 1541-1565.
- Zhan X, Sohlberg RA, Townshend JRG, DiMiceli C, Carroll ML, Eastman JC, Hansen MC, DeFries RS. 2002. Detection of land cover changes using MODIS 250 m data. *Remote Sensing of Environment* 83(1-2): 336-350.

## A Anhang

#### A.1 Beziehung zwischen Wiederkehrperioden und MARS-Koeffizienten

Tab. A.0.1: Den Wiederkehrperioden entsprechende MARS-Koeffizienten (persönliche Information: Dr. M. Konz).

RP	MARS	RP	MARS	RP	MARS	RP	MARS	RP	MARS	RP	MARS	RP	MARS	RP	MARS
1	999	62	771	123	553	184	491	245	434	306	407	367	386	428	368
2	999	63	766	124	552	185	490	246	433	307	406	368	386	429	368
3	999	64	761	125	551	186	489	247	432	308	406	369	385	430	368
4	999	65	756	126	550	187	488	248	432	309	406	370	385	431	367
5	999	66	750	127	549	188	487	249	431	310	405	371	385	432	367
6	999	67	745	128	548	189	486	250	430	311	405	372	384	433	367
7	999	68	740	129	547	190	485	251	430	312	405	373	384	434	367
8	999	69	736	130	546	191	484	252	429	313	404	374	384	435	366
9	999	70	731	131	545	192	483	253	429	314	404	375	383	436	366
10	999	71	725	132	544	193	482	254	428	315	403	376	383	437	366
11	989	72	719	133	543	194	481	2.55	428	316	403	377	383	438	365
12	980	73	713	134	542	195	480	256	427	317	403	378	382	439	365
13	971	74	707	135	541	196	479	257	427	318	402	379	382	440	365
14	964	75	702	136	540	197	478	258	42.6	319	402	380	382	441	365
15	956	76	696	137	539	198	477	259	426	320	402	381	382	442	364
16	950	77	690	138	538	199	476	260	425	321	401	382	381	443	364
17	943	78	685	139	537	200	475	261	425	322	401	383	381	444	364
18	937	79	680	140	536	201	474	262	425	323	401	384	381	445	364
19	932	80	674	141	535	202	473	263	424	324	400	385	380	446	363
20	926	81	669	142	534	203	472	263	424	325	400	386	380	447	363
21	921	82	664	143	533	204	471	265	423	326	399	387	380	448	363
$\frac{21}{22}$	916	83	659	143	532	204	470	265	423	327	399	388	379	449	363
23	912	84	654	145	531	205	469	267	423	328	399	389	379	450	362
$\frac{23}{24}$	907	85	649	146	530	200	468	268	422	329	398	390	379	451	362
25	903	86	644	140	529	208	467	269	422	330	398	391	379	452	362
26	899	87	639	148	528	200	466	270	421	331	398	392	378	453	362
27	895	88	634	149	520	210	465	271	421	332	397	393	378	454	361
$\frac{27}{28}$	891	89	629	150	526	211	464	272	420	333	397	394	378	455	361
29	887	90	625	151	525	212	463	273	420	334	397	395	377	456	361
30	884	91	620	152	523	212	462	274	419	335	396	396	377	457	361
31	880	92	615	152	523	213	461	275	419	336	396	397	377	458	360
32	877	93	611	154	523	214	460	275	41) /10	337	396	398	377	450	360
33	874	9/	606	155	521	215	400	270	419	338	395	300	376	460	360
34	870	95	602	156	520	217	458	278	418	339	395	400	376	461	360
35	867	96	597	157	519	218	458	279	417	340	395	400	376	462	359
36	864	97	593	158	518	210	450	280	417	341	394	402	375	463	359
37	862	98	589	150	517	220	456	281	417	342	394	403	375	464	359
38	859	99	584	160	516	220	455	282	416	343	394	404	375	465	359
39	856	100	580	161	515	221	453	283	416	344	393	405	375	466	358
40	853	101	579	162	513	222	453	284	415	345	393	406	374	467	358
40	851	102	577	163	512	223	452	285	415	3/16	303	400	374	468	358
42	848	102	576	164	511	225	451	286	415	347	392	408	374	469	358
43	846	103	575	165	510	225	450	287	413	348	392	400	373	470	357
43	8/13	105	573	166	509	220	1/0	288	414	3/19	392	410	373	470	357
45	841	106	572	167	508	228	449	289	413	350	391	411	373	472	357
46	839	107	571	168	507	229	448	290	413	351	391	412	373	473	357
47	836	108	569	169	506	230	447	291	413	352	391	413	372	474	356
48	834	100	568	170	505	231	446	292	412	353	390	414	372	475	356
40	832	110	567	171	503	232	445	293	412	354	390	415	372	476	356
50	830	111	566	172	503	233	444	294	411	355	390	416	371	477	356
51	825	112	565	173	502	234	443	295	411	356	389	417	371	478	355
52	820	112	564	174	502	235	142	296	411	357	389	/18	371	470	355
52	815	11/	562	175	500	235	442	207	410	358	389	410	371	480	355
55 54	810	115	561	176	499	237	441	298	410	359	388	420	370	481	355
55	805	116	560	177	498	238	440	200	409	360	388	421	370	482	354
56	800	117	559	178	497	230	439	300	409	361	388	422	370	483	354
57	796	118	558	170	496	240	438	301	409	362	387	422	370	48/	354
58	791	110	557	180	495	2/1	437	302	408	363	387	424	369	485	354
50	787	120	556	181	494	2/12	437	302	408	364	387	425	369	486	354
60	782	120	555	182	493	2/13	436	304	407	365	386	425	369	487	353
61	777	121	554	182	492	243	435	305	407	366	386	427	368	488	353
01	, , , ,	144	554	105	174	<u>~</u> -T-T	155	505	107	500	500	741	200	-100	555

Tab. A.1 (Teil 2)

1 a.	A.1 (101	(2)													
DD	MADS	DD	MADS	DD	MADS	DD	MADS	DD	MADS	DD	MADS	DD	MADS	DD	MADS
KF	MAKS	<b>KF</b>	MAKS	KF (21	MAKS	KF	MAKS	KF	MAKS	KF 010	MAKS	KF	MAKS	KF	MAKS
489	353	555	339	621	327	687	316	753	306	819	297	885	289	951	281
490	353	556	339	622	327	688	316	754	306	820	297	886	289	952	281
491	352	557	339	623	327	689	316	755	306	821	297	887	289	953	281
492	352	558	338	624	327	690	316	756	306	822	297	888	289	954	281
493	352	559	338	625	326	691	316	757	306	823	297	889	289	955	281
494	352	560	338	626	326	692	315	758	306	824	297	890	288	956	281
495	351	561	338	627	326	693	315	759	306	825	297	891	288	957	281
496	351	562	338	628	326	694	315	760	305	826	296	892	288	958	281
497	351	563	338	629	326	695	315	761	305	827	296	893	288	959	280
498	351	564	337	630	325	696	315	762	305	828	296	894	288	960	280
499	351	565	337	631	325	697	315	763	305	829	296	895	288	961	280
500	350	566	337	632	325	608	315	764	305	830	296	896	288	062	280
501	350	567	337	632	325	600	313	765	305	821	206	807	288	062	280
501	250	569	227	624	325	700	214	765	205	031	290	077	200	903	280
502	350	500	337	034	323	700	314	700	303	032	290	090	200	904	280
503	350	509	330	635	325	701	314	/6/	304	833	296	899	287	965	280
504	349	570	336	636	324	702	314	768	304	834	295	900	287	966	280
505	349	571	336	637	324	703	314	/69	304	835	295	901	287	967	280
506	349	572	336	638	324	704	314	770	304	836	295	902	287	968	279
507	349	573	336	639	324	705	313	771	304	837	295	903	287	969	279
508	349	574	335	640	324	706	313	772	304	838	295	904	287	970	279
509	348	575	335	641	324	707	313	773	304	839	295	905	287	971	279
510	348	576	335	642	323	708	313	774	303	840	295	906	287	972	279
511	348	577	335	643	323	709	313	775	303	841	295	907	286	973	279
512	348	578	335	644	323	710	313	776	303	842	294	908	286	974	279
513	348	579	335	645	323	711	313	777	303	843	294	909	286	975	279
514	347	580	334	646	323	712	312	778	303	844	294	910	286	976	279
515	347	581	334	647	323	713	312	779	303	845	294	911	286	977	278
516	347	582	334	648	322	714	312	780	303	846	294	912	286	978	278
517	347	583	334	6/9	322	715	312	781	302	847	294	913	286	979	278
518	346	584	334	650	322	716	312	782	302	8/18	294	914	286	980	278
510	346	585	222	651	322	717	312	782	302	840	204	015	286	081	278
520	346	586	222	652	322	719	211	784	302	850	203	016	280	082	278
520	246	500	222	652	322	710	211	704	202	050 051	293	910	205	962	270
521	340	500	222	055	322	719	211	705	302	0.51	295	917	205	903	270
522	340	200	222	634	321	720	211	780	302	852	293	918	285	984	278
525	345	589	333	655	321	721	311	/8/	302	855	293	919	285	985	278
524	345	590	333	656	321	722	311	/88	302	854	293	920	285	986	278
525	345	591	332	657	321	723	311	789	301	855	293	921	285	987	277
526	345	592	332	658	321	724	311	790	301	856	293	922	285	988	277
527	345	593	332	659	321	725	310	791	301	857	293	923	285	989	277
528	344	594	332	660	321	726	310	792	301	858	292	924	284	990	277
529	344	595	332	661	320	727	310	793	301	859	292	925	284	991	277
530	344	596	331	662	320	728	310	794	301	860	292	926	284	992	277
531	344	597	331	663	320	729	310	795	301	861	292	927	284	993	277
532	344	598	331	664	320	730	310	796	300	862	292	928	284	994	277
533	343	599	331	665	320	731	310	797	300	863	292	929	284	995	277
534	343	600	331	666	320	732	309	798	300	864	292	930	284	996	276
535	343	601	331	667	319	733	309	799	300	865	292	931	284	997	276
536	343	602	330	668	319	734	309	800	300	866	291	932	284	998	276
537	343	603	330	669	319	735	309	801	300	867	291	933	283	999	276
538	342	604	330	670	319	736	309	802	300	868	291	934	283	1000	276
539	342	605	330	671	319	737	309	803	300	869	291	935	283		
540	342	606	330	672	319	738	309	804	299	870	291	936	283		
541	342	607	329	673	318	739	308	805	299	871	291	937	283		
542	342	608	329	674	318	740	308	806	200	872	201	938	283		
542	342	600	329	675	218	740	208	800	299	872	201	030	205		
543	3/1	610	329	674	310	741	308	8001	299	871	291	939	205		
5/5	2/1	611	329	670	218	742	208	800	297	014	290	940 041	205		
545 516	2/1	612	329	670	210	143 711	200	009 010	277	015	290	741 042	205		
540	341 241	612	329 229	670	217	144 715	200	010	277 209	0/0	290 200	94Z	202		
547	541 240	613	528	6/9	517	/45	308	811	298	8/7	290	943	282		
548	340	014	328	080	31/	/46	307	812	298	8/8	290	944	282		
549	340	615	328	681	317	747	307	813	298	879	290	945	282		
550	340	616	328	682	317	748	307	814	298	880	290	946	282		
551	340	617	328	683	317	749	307	815	298	881	290	947	282		
552	340	618	328	684	317	750	307	816	298	882	289	948	282		
553	339	619	327	685	317	751	307	817	298	883	289	949	282		
554	339	620	327	686	316	752	307	818	298	884	289	950	281		



Abb. A.1: Beziehung zwischen den MARS-Koeffizienten und den Wiederkehrperioden in Jahren

### A.2 MATLAB-Codes

```
nboevents=1;
                 % indicate manually the number of events!
directory1='C:\Users\Severin\Documents\Masterarbeit\Matlab\Matrix\';
directory2='C:\Users\Severin\Documents\Masterarbeit\Matlab\Eventmatrix\';
directory3='C:\Users\Severin\Documents\Masterarbeit\Matlab\Subbasin\';
for i=1:nboevents
    eventnumstr=num2str(i);
    matrixin=[directory1 'matrix' eventnumstr '.txt'];
    eventmatrixin=[directory2 'eventmatrix' eventnumstr '.txt'];
    subbasinin=[directory3 'subbasin' eventnumstr '.txt'];
    % HDRLOAD is a function to load data from an ASCII file containing a text header
    % First output is the information from the header, second output is the data matrix
    [header1, matrix]=hdrload(matrixin);
    [header2, eventmatrix]=hdrload(eventmatrixin);
    [header3, subbasin]=hdrload(subbasinin);
                         % return rows and columns of matrix
    s=size(matrix);
    ind=find(eventmatrix == 0); % find cells belonging to category 'water'
riverval=subbasin(ind); % value of subbasins at indicated positions
rivern=unique(riverval); % list the values only once
rivern(any(rivern<0))=[]; % omit noData value -9999</pre>
    rivernlength=length(rivern); % number of values in rivern
    newMatrix=zeros(s);
                              % create new matrix with same dimension as the existing
    newMatrix(:,:)=-9999; % ones and assign noData value to their cells
    for j=1:rivernlength
       ind2=find(subbasin == rivern(j)); % find all positions with required subbasin values
       newMatrix(ind2)=matrix(ind2); % assign values from origin matrix to new matrix at indicated positions
       clear ind2
                                             % other cells will keep their noData value
    end
   % writeWithHeader is a function to write a data matrix with a header into a textfile
   writeWithHeader(['newMatrix' eventnumstr '.txt'],header1,newMatrix);
end
```

Abb. A.2: MATLAB-Code zur Erstellung einer neuen Datenmatrix mit den MARS-Koeffizienten für die relevanten Teileinzugsgebiete.

```
nboevents=1;
                 % indicate manually the number of events!
directorv1='C:\Users\Severin\Documents\Masterarbeit\Matlab\':
directory2='C:\Users\Severin\Documents\Masterarbeit\Matlab\Mars\';
directory3='C:\Users\Severin\Documents\Masterarbeit\Matlab\Footprint\';
RPin=[directory1 'eventreturnperiods.txt']; % file with return periods of the events (expressed in MARS coefficients)
RP=dlmread(RPin); % read ascii-delimited file
for i=1:nboevents
    eventnumstr=num2str(i):
    marsin=[directory2 'mars' eventnumstr '.txt'];
    footprintin=[directory3 'footprint' eventnumstr '.txt'];
    % HDRLOAD is a function to load data from an ASCII file containing a text header
     First output is the information from the header, second output is the data matrix
    [header1, mars]=hdrload(marsin);
    [header2, footprint]=hdrload(footprintin);
    %% footprint processing
                                 % cells belonging to category 'water'
    ind=find(footprint == 0);
    footprint(ind)=2;
                                   % assign value 2
                                ह वेष्ठप्रपुप्त varue ८
ह cells not belonging to category 'water'
ह assign value 0
    ind=find(footprint<0);</pre>
    footprint(ind)=0;
    %% MARS processing
    ind=find(mars<RP(i) & mars>=0); % cells not modelled as 'water'
    mars(ind) = 0;
                                   % assign value 0
% cells modelled as 'water'
    ind=find(mars>=RP(i));
    mars(ind)=1;
                                      % assign value 1
    %% Analysis
    CompEventsum=mars+footprint;
    [Numbers, ind] = histc(CompEventsum(:), [-9999 0 1 2 3]); % count values in CompEventsum
    f=Numbers(1); % cells with noData values
a=Numbers(2); % cells coinciding: no 'water'
    b=Numbers(3);
                     % cells belonging to 'water' only in the model (overprediction)
    c=Numbers(4); % cells belonging to 'water' only in footprint (underprediction)
d=Numbers(5); % cells coinciding: 'water'
    d=Numbers(5);
    %% Evaluation Criteria
    eval(i,1)=(b+d)/(c+d);
                                   % Bias
    eval(i,2)=d/(c+d);
                                   % Hit rate H
    eval(i,3)=b/(a+b);
                                   % False alarm rate F
    eval(i,4)=b/(b+d);
                                   % False alarm ratio FAR
    eval(i, 5) = (a*d) / (b*c);
                                   % Odds ratio:(H/(1-H))/(F/(1-F))
    eval(i,6) = (a+d) / (a+b+c+d);
                                    % Proportion correct PC
    eval(i,7)=(2*((a*d)-(b*c)))/(((a+c)*(c+d))+((a+b)*(b+d))); % Heidke skill score
    eval(i,8)=((a*d)-(b*c))/((a+b)*(d+c)); % Peirce skill score: H-F
                              % Threat score / critical success index
% modified Threat score (penalizing overprediction)
% modified Threat score (penalizing overprediction)
    eval(i,9)=d/(b+c+d);
    eval(i, 10) = (d-b) / (b+c+d);
    eval(i, 11) = (d-c) / (b+c+d):
                                    % modified Threat score (penalizing underprediction)
    eval(i,12) = (d-(((b+d)*(c+d))/(a+b+c+d)))/(b+c+d-(((b+d)*(c+d))/(a+b+c+d))); % Gilbert's skill score
    eval(i,13)=((a*d)-(b*c))/((a*d)+(b*c));
                                                 % Odds ratio skill score / Yule's Q
    eval(i,14)=((a*d-b*c)*(a*d-b*c))/((a+b)*(c+d)*(a+c)*(b+d)); % Doolittle skill score
     % writeWithHeader is a function to write a data matrix with a header into a textfile
    writeWithHeader(['CompEventsum' eventnumstr '.txt'], header1, CompEventsum);
end
    %xlswrite is a MATLAB function to write data into an Excel spreadsheed file
    xlswrite('a-f',[a b c d f]);
    xlswrite('eval', eval);
```

Abb. A.3: MATLAB-Code zur Berechnung der Validationskriterien.

```
nboevents=1;
                    % indicate manually the number of events!
directory1='C:\Users\Severin\Documents\Masterarbeit\Matlab\Mars\';
directorv2='C:\Users\Severin\Documents\Masterarbeit\Matlab\Footprint\';
for i=1:nboevents
     eventnumstr=num2str(i);
     marsin=[directory1 'mars' eventnumstr '.txt'];
     footprintin=[directory2 'footprint' eventnumstr
                                                                    '.txt'l;
     % HDRLOAD is a function to load data from an ASCII file containing a text header
     % The first output is the information from the header, the second output is the data matrix
      [header1, marsorig]=hdrload(marsin);
      [header2, footprint]=hdrload(footprintin);
     %% footprint processing
     ind=find(footprint == 0); % cells belonging to category 'water'
     footprint(ind)=2; % assign value 2
ind=find(footprint<0); % cells not belonging to category 'water'
footprint(ind)=0; % assign value 0
    j=1;
     k=276;
                % MARS coefficient representing a return period of 1000 years
     while (k<1000) % MARS coefficient representing a return period of 1 year
          %% MARS processing
          mars=marsorig;
          ind=find(mars<k & mars>=0); % cells not modelled as 'water'
          mars(ind)=0; % assign value 0
ind=find(mars>=k); % cells modelled as 'water'
mars(ind)=1; % assign value 1
          %% Analysis
          CompEventsum=mars+footprint;
          [Numbers, ind]=histc(CompEventsum(:),[-9999 0 1 2 3]); % count values in CompEventsum
         (numbers/infact(comparentsam(,),()) >> 0 1 2 j), * count varies in comparentsam
f(j,i)=Numbers(1); * cells with noData values
a(j,i)=Numbers(2); * cells coinciding: no 'water'
b(j,i)=Numbers(3); * cells belonging to 'water' only in the model (overprediction)
c(j,i)=Numbers(4); * cells belonging to 'water'
d(j,i)=Numbers(5); * cells coinciding: 'water'
          %% Evaluation Criteria
          e1=d./(c+d);
                                        % Hit rate H
          e2=b./(a+b);
                                        % False alarm rate F
                                     % False alarm ratio FAR
% Odds ratio:(H/(1-H))/(F/(1-F))
% Proportion correct PC
          e3=b./(b+d);
          e4=(a.*d)./(b.*c);
e5=(a+d)./(a+b+c+d);
          e6=(2*((a.*d)-(b.*c)))./(((a+c).*(c+d))+((a+b).*(b+d))); % Heidke Skill Score HSS
          e=e=(d-b)./(b+c+d); % modified Threat score (penalizing underprediction)
e1=(d-c)./(b+c+d); % modified Threat score (penalizing underprediction)
          ell=(d-(((b+d).*(c+d))./(a+b+c+d)))./(b+c+d-(((b+d).*(c+d))./(a+b+c+d))); %Gilbert's skill score GSS el2=((a.*d)-(b.*c))./((a.*d)+(b.*c)); % Odds ratio skill score / Yule's Q
          e13=((a.*d-b.*c).*(a.*d-b.*c))./((a+b).*(c+d).*(a+c).*(b+d)); %Doolittle skill score DSS
          j=j+1;
          k=k+1;
     end
     %% Identification of the optimal return period
     %find index C where an evaluation criteria gets
     %his maximum (or minimum) value A
     [A1,C1] = max(e1);
     [A2,C2]=min(e2)
     [A3,C3]=min(e3);
     [A4,C4] = max(e4);
     [A5, C5] = max(e5);
     [A6,C6] = max(e6);
     [A7,C7]=max(e7)
     [A8, C8] = max(e8);
```

Abb. A.4: MATLAB-Code zur Bestimmung der Wiederkehrperioden, bei welchen die besten Werte für ein Validationskriterium resultieren (Teil 1).

```
[A9,C9]=max(e9);
            [A10,C10] = max(e10);
            [A11.C11] = max(e11):
            [A12,C12] =max(e12);
            [A13,C13] = max(e13);
           C=[C1;C2;C3;C4;C5;C6;C7;C8;C9;C10;C11;C12;C13]; %indices of maximum (minimum) values of all evaluation criteria
           RPopt=C+275; %addition of 275, as initial value is 276 instead of 1 (cp. line 23)
            %% Assignment of weights
           K1=min(e6); %find minimum values of the skill scores
           K2=min(e7);
           K3=min(e8);
           K4=min(e9);
           K5=min(e10);
           K6=min(e11); %(optional)
K7=min(e12); %(optional)
           K8=min(e13);
           for m=1:(j-1)
                      %assign a weight [0-1] for each value of a skill score,
                       %according to the formula in chapter 6.4
                      o(m,i)=(e6(m,i)-K1(i))./(A6(i)-K1(i));
p(m,i)=(e7(m,i)-K2(i))./(A7(i)-K2(i));
                      q(m,i) = (e8(m,i) -K3(i))./(A8(i) -K3(i));
r(m,i) = (e9(m,i) -K4(i))./(A9(i) -K4(i));
                      s(m,i) = (e10(m,i) - K5(i)) . / (A10(i) - K5(i));
                      \begin{array}{l} t \; (\mathfrak{m}, i) = (\texttt{e11}\; (\mathfrak{m}, i) - \texttt{K6}\; (i)\; ) \; . \; / \; (\texttt{A11}\; (i) - \texttt{K6}\; (i)\; ) \; ; \; \And (\texttt{optional}) \\ u \; (\mathfrak{m}, i) = (\texttt{e12}\; (\mathfrak{m}, i) - \texttt{K7}\; (i)\; ) \; . \; / \; (\texttt{A12}\; (i) - \texttt{K7}\; (i)\; ) \; ; \; \And (\texttt{optional}) \\ \end{array} 
                      v(m,i)=(e13(m,i)-K8(i))./(A13(i)-K8(i));
           end
           %% Identification of return period with maximum sum of weights
           WeightSuml=0+p+q; %sum of weights for HSS, PSS, TS
WeightSum2=0+p+q+r+s; %sum of weights for HSS, PSS, TS, mod. TS
WeightSum3=0+p+q+v; %sum of weights for HSS, PSS, TS, DSS (optional)
           WeightSum4=o+p+q+r+s+v;%sum of weights for HSS, PSS, TS, mod. TS, DSS (optional)
[L1,Z1]=max(WeightSum1); %find index Z where a sum of weights gets his maximum value L
            [L2,Z2] = max(WeightSum2);
            [L3,Z3]=max(WeightSum3);
            [L4,Z4] = max(WeightSum4);
           Z=[Z1;Z2;Z3;Z4]; %indices of maximum sum of weights
WeightSumOpt=Z+275; %addition of 275, as initial value is 276 instead of 1
           %% Output
           %xlswrite is a MATLAB function to write data into an Excel spreadsheed file
 xlswrite[['Berechnungen' eventnumstr '.xls'], [a(:,i) b(:,i) c(:,i) d(:,i) f(:,i) e1(:,i) e2(:,i) e3(:,i) e4(:,i) e5(:,i) e6((:,i) e7(:,i) e8(:,i) e9(:,i) e10(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e13(:,i) o(:,i) p(:,i) q(:,i) r(:,i) s(:,i) t(:,i) v(:,i) WeightSuml(:, (i, i) e7(:,i) e8(:,i) e10(:,i) e10(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e13(:,i) o(:,i) p(:,i) q(:,i) r(:,i) s(:,i) t(:,i) v(:,i) WeightSuml(:, (i, i) e7(:,i) e10(:,i) e10(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e13(:,i) o(:,i) p(:,i) q(:,i) r(:,i) s(:,i) t(:,i) v(:,i) WeightSuml(:, (i, i) e10(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e13(:,i) o(:,i) p(:,i) q(:,i) r(:,i) s(:,i) t(:,i) v(:,i) weightSuml(:, (i, i) e10(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e13(:,i) o(:,i) p(:,i) q(:,i) r(:,i) s(:,i) t(:,i) v(:,i) weightSuml(:, (i, i) e10(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e13(:,i) o(:,i) p(:,i) q(:,i) r(:,i) s(:,i) t(:,i) v(:,i) weightSuml(:, (i, i) e10(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e13(:,i) o(:,i) p(:,i) q(:,i) r(:,i) s(:,i) t(:,i) v(:,i) weightSuml(:, (i, i) e10(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e13(:,i) o(:,i) p(:,i) q(:,i) r(:,i) s(:,i) t(:,i) v(:,i) weightSuml(:, (i, i) e10(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e13(:,i) o(:,i) p(:,i) q(:,i) r(:,i) s(:,i) t(:,i) v(:,i) weightSuml(:, (i, i) e10(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e13(:,i) o(:,i) p(:,i) q(:,i) r(:,i) s(:,i) t(:,i) v(:,i) weightSuml(:, (i, i) e10(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e13(:,i) o(:,i) p(:,i) q(:,i) r(:,i) s(:,i) t(:,i) v(:,i) weightSuml(:, (i, i) e10(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e13(:,i) o(:,i) e10(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e11(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e11(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e11(:,i) e11(:,i) e11(:,i) e12(:,i) e11(:,i) e

    WeightSum2(:,i) WeightSum3(:,i) WeightSum4(:,i)]);

 end
           xlswrite('RPopt.xls', RPopt);
           xlswrite('WeightSumOpt.xls', WeightSumOpt);
```

Abb. A.4 (Teil 2)

# Persönliche Erklärung

Ich erkläre hiermit, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig verfasst und die den verwendeten Quellen wörtlich oder inhaltlich entnommenen Stellen als solche kenntlich gemacht habe.

Steinhausen, 30.09.2014

Severin Gassmann