



Ruhr-Universität Bochum
Fakultät für Bauingenieurwesen
Lehrstuhl für Hydrologie, Wasserwirtschaft
und Umwelttechnik
Prof. Dr. rer. nat. A. Schumann



**Betriebsoptimierung von Talsperrensystemen mittels
Stochastisch Dynamischer Programmierung (SDP) unter
Berücksichtigung veränderlicher Ziele und
Randbedingungen**

Dissertation

zur Erlangung des Grades eines Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)

Vorgelegt von:	Dipl.-Ing. Carsten Brass
Referent:	Prof. Dr. rer. nat. Andreas Schumann
Korreferent:	Prof. Dr.-Ing. Janos J. Bogardi UNU-EHS Bonn Prof. (em.) Dr.-Ing. Gert A. Schultz Ruhr-Universität Bochum

Bochum, im Dezember 2006

Kurzfassung

Der Betrieb von Talsperren (-systemen) beruht auf einer Vielzahl von Randbedingungen und Anforderungen, die sich im Laufe der zeitlichen Entwicklung verändern. Eine effiziente Betriebsweise kann daher nur gewährleistet werden, indem die veränderten Grundlagen im Betrieb berücksichtigt werden. Die dadurch kontinuierlich zu überprüfende und ggf. anzupassende Betriebsweise wird auch in der Neufassung der DIN 19700, Teil 11 gefordert.

In der vorliegenden Arbeit wird ein Optimierungssystem vorgestellt, das den Anwender bei der Ermittlung der optimalen Betriebsweise eines Mehrziel- und Mehrspeichersystems unterstützt. Sowohl das zugrunde liegende Talsperrensystem als auch die Restriktionen und die Zielfunktion können durch den Anwender direkt verändert werden. Auch die diskreten Zeitschritte sind flexibel gehalten. Die Optimierung beruht auf expliziter Stochastisch Dynamischer Programmierung und berücksichtigt die stochastischen Eigenschaften der Talsperrenzuflüsse. Eine Reduktion des Rechenaufwandes wird durch Systemdekomposition und iterative Einzelspeicheroptimierung erreicht. Die Aggregation unterschiedlicher Zielgrößen erfolgt mittels einheitenloser Strafpunkte und Zielgewichte. Durch eine automatische Variation dieser Zielgewichte im Gesamtsystem wird eine interaktive A-posteriori Auswahl ermöglicht. Zur Beurteilung des erzeugten Betriebs werden verschiedene Gütekriterien in einer Simulation mit historischen Daten ermittelt.

Die Wirksamkeit des Systems wird an zwei Beispielanwendungen dargestellt. Im Ersten Anwendungsbeispiel wird der Einfluss der Reihenfolge im verwendeten iterativen Optimierungsprozess untersucht. Hier zeigen die untersuchten Güteparameter keine nennenswerten Veränderungen. Die Geschwindigkeit, mit der das System konvergiert, wird hingegen durch die Reihenfolge deutlich beeinflusst. Das zweite Beispiel untersucht die Anpassungsfähigkeit eines Talsperrensystems an mögliche zukünftige Dargebots- und Bedarfsveränderungen und zeigt das Potential von Betriebsreoptimierungen hinsichtlich des Umgangs mit möglichen Klimaveränderungen. Beide Anwendungsbeispiele belegen die Wirksamkeit des dargestellten Systems.

Schlagwörter: Optimierung, Stochastisch Dynamische Programmierung, SDP, Talsperrenbetrieb, Talsperrensystem, Wasserwirtschaft, Operations research, Dekomposition, Klimawandel

Abstract

The management of reservoir systems is based on numerous boundary conditions and requirements, which are changing with the developments, made over time. Thus effective management can only be obtained by considering the varying basic conditions. Checking, and if necessary adapting the management is also demanded by the new version of the German industry standard DIN 19700, part 11 concerning reservoirs.

Here an optimisation system is introduced, that supports the user in generating optimal reservoir management rules for multi-purpose reservoir systems. The user can modify the restrictions and the objective function as well as the reservoir system itself which is being represented. In addition, the duration of the discrete time steps is also configurable. The optimisation is based on explicit stochastic dynamic programming and incorporates the stochastic properties of the reservoir inflows. System decomposition and iterative single reservoir optimisation is used to reduce the computational effort. The different objectives are aggregated by penalty points and objective weights. Due to an automatic weight variation within the system it is possible to select the preferred weights combination A-posteriori, in an interactive way. Different performance criteria are calculated for evaluation of the management rules generated during a simulation based on historical flow data.

The system's effectivity is demonstrated in two case studies. The first study concentrates on the effect of different reservoir orders within the iterative optimisation. The resulting performance criteria show only negligible variations but the number of iterations required for convergence is strongly influenced by the optimisation sequence. The second study analyses the flexibility of a reservoir system to cope with possible future inflow and demand changes which could be a result of climate change. Here the potential of re-optimisation of management rules is shown in order to handle these changes. Both studies show the efficiency of the optimisation system introduced.

Keywords: optimisation, stochastic dynamic programming, SDP, reservoir management, reservoir system, water resources management, operations research, decomposition, climatic change

Danksagung

Diese Arbeit ist während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Hydrologie, Wasserwirtschaft und Umwelttechnik der Ruhr-Universität Bochum entstanden.

Begonnen wurde die vorliegende Arbeit unter dem damaligen Lehrstuhlinhaber Herrn Prof. (em.) Dr.-Ing. Gert A. Schultz. Für die Anregung und die Begleitung dieser Arbeit danke ich ihm an dieser Stelle.

Auch dem derzeitigen Lehrstuhlinhaber Herrn Prof. Dr. rer. nat. Andreas Schumann danke ich für seine konstruktive Kritik und die Möglichkeit zur Fortführung der Arbeit.

Ebenfalls danke ich Herrn Prof. Dr.-Ing. Janos J. Bogardi für die interessante Diskussion und die Übernahme des Koreferats.

Bochum, Dezember 2006

Carsten Brass

Vorwort

Zwanzig Jahre nachdem im Heft 4 dieser Schriftenreihe die Habilitationsschrift von Herrn Professor Harboe zum Thema „Optimaler Betrieb wasserwirtschaftlicher Verbundsysteme mit Speichern und anderen Anlagen“ erschien und fast zehn Jahre nach der Dissertationsschrift von Herrn Dr. Wolbring („Wissensbasierte Methoden für den Betrieb von Talsperren“, Heft 16 der Schriftenreihe) wird nun hier ein weiterer Beitrag zur Talsperrenbewirtschaftung veröffentlicht. Diese Arbeit wurde durch meinen verehrten Vorgänger, Herrn Prof. Gert A. Schultz, initiiert und betreut. Im Sinne der Kontinuität der Forschungstätigkeit am Lehrstuhl habe ich diese Betreuung der Forschungstätigkeit von Herrn Brass nur in der Schlussphase übernommen. Unter Bezug auf die oben kurz dargestellte zeitliche Abfolge der Forschungsarbeiten auf diesem Sektor am Lehrstuhl stellt sich die Frage, was sich im Bereich der Talsperrenbewirtschaftung in den letzten beiden Jahrzehnten verändert hat.

Zunächst zeigt der Vergleich, wie die theoretisch-mathematischen Verfahren weiterentwickelt wurden. Bezogen sich die Entwicklungsarbeiten von Professor Harboe vor zwanzig Jahren noch stark auf die lineare und dynamische Programmierung, stehen heute komplexere Ansätze wie die von Herrn Brass genutzte Stochastisch Dynamische Programmierung zur Verfügung, die hohe Anforderungen an die Rechenkapazität stellen und somit erst jetzt effizient einsetzbar sind. Trotz dieser gestiegenen methodischen Möglichkeiten beschränkt sich die Praxis bei der Ermittlung von Betriebsregeln, die in Folge des stochastischen Charakters der Abflussverhältnisse, bei Vorliegen mehrfacher, zum Teil konkurrierender Betriebsziele und unter Beachtung der meist gegebenen Interaktion der Talsperren in einem System eine komplexe Aufgabe darstellt, meist auf die Anwendung von Monte-Carlo-Simulationen. Dabei werden die Betriebsregeln so lange iterativ anhand von Gütekriterien, die aus den simulierten Zeitreihen des Betriebes abgeleitet werden, verändert und an die gewünschte Zielstellung angepasst, bis ein befriedigender Betrieb gesichert erscheint. Nun gewinnt aber die Anpassung des Betriebes von Talsperren an Veränderungen der Zielsetzungen und Randbedingungen immer mehr an Bedeutung. Die DIN 19700 berücksichtigt dies z. B. in der 2004 eingeführten Neufassung des Teils 11, in dem die Überprüfung und ggf. Anpassung der Betriebsweise von Talsperren an geänderte Rahmenbedingungen gefordert wird. Es stellt sich die Frage, ob unter Beachtung der vielen Freiheitsgrade eines Talsperrensystems eine iterative Suche anhand vieler Simulationsrechnungen noch effizient ist. Wenn man von den derzeit noch üblichen langen Gültigkeitszeiträumen von Betriebsregeln ausgeht, mag dieser Aufwand noch als gerechtfertigt erscheinen. Wenn man dagegen berücksichtigt, dass sich die Aufgabenstellungen für den Talsperrenbetrieb durch

Veränderungen der Rahmenbedingungen (z. B. infolge der Rekonstruktion bestehender Anlagen eines Talsperrensystems, Erweiterung der Hochwasserschutzfunktion oder von Wassergüteproblemen) relativ kurzfristig verändern können und man in derartigen Fällen die Betriebsweise schnell anpassen möchte, werden Optimierungsverfahren vermutlich an Bedeutung gewinnen. Dabei darf man aber nicht über die Probleme dieser Verfahren hinwegsehen. Diese Probleme ergeben sich vor allem aus der notwendigen A-priori-Definition der multikriteriellen Zielfunktion und aus den, vom verwendeten Algorithmus abhängigen Bedingungen zur Anwendung derartiger Verfahren (z. B. Diskretisierung von Zuflussreihen, Definition von Randbedingungen), die letztlich auf das Optimierungsergebnis einen nicht immer absehbaren Einfluss nehmen. Der Vorteil automatischer Optimierungsverfahren, eine schnelle Lösung nahe dem Optimum, kommt so nicht immer zum Tragen, die Anwender haben durch die Vielzahl der verfahrensbedingten Einschränkungen oftmals kein Vertrauen in die Ergebnisse dieser Verfahren. Um zu zeigen, dass die Optimierung ein effizientes Hilfsmittel zur Ableitung optimaler Betriebsregeln, vor allem aber zur Beurteilung der Leistungsfähigkeit eines Talsperrensystems bei veränderten Rahmenbedingungen darstellt, entwickelte Herr Brass ein anwenderfreundliches Optimierungssystem, das es erlaubt, einige der genannten Probleme zu untersuchen. Durch die programmtechnische Umsetzung der Stochastisch Dynamischen Programmierung mit einer verfahrensspezifischen Benutzeroberfläche wurde es möglich, optimale Betriebsregeln für die einzelnen Elemente komplexer Talsperrensysteme mit relativ geringem Aufwand zu ermitteln. Aus dieser Verringerung des Aufwandes ergeben sich neue Möglichkeiten, verschiedene Entwicklungsszenarien der Randbedingungen (Veränderung der hydrologischen Verhältnisse, Anforderungen an die Wasserbereitstellung) in ihren Auswirkungen auf das Betriebsergebnis nach einer Reoptimierung der Betriebsweise zu überprüfen und damit bei Veränderung der Zielsetzungen und Rahmenbedingungen den Betrieb der einzelnen Talsperren eines Systems so anzupassen, dass den geänderten Zielsetzungen besser entsprochen werden kann. Für den gewählten methodischen Ansatz der Stochastisch Dynamischen Programmierung setzt dies die Prüfung verschiedener Dekompositionsansätze und die Ableitung nachvollziehbarer Regeln zur Diskretisierung des Speicherinhaltes und der Zuflussklassen voraus. Da durch den Betrieb von Talsperren meist mehrfache Zielsetzungen erfüllt werden sollen, wurde darüber hinaus die Ableitung einer komplexen Zielfunktion, die sich aus mehreren Gütekriterien zusammensetzt, deren Gewichtung vom Anwender gewählt werden kann, notwendig.

Mit der entwickelten Softwarelösung leistete Herr Brass einen wichtigen Beitrag zur Anwendung von Optimierungsverfahren für den Talsperrenbetrieb. Er konzipierte ein eigenes Planungssystem auf der Grundlage der Stochastisch Dynamischen Programmierung, dessen Funktionalität durch Anwendung auf ein komplexes Talsperrensystem unter Berücksichtigung variierender Zielgrößen und Randbedingungen nachgewiesen wird. Es wurde gezeigt, wie durch die Anpassung der Betriebsweise den unterschiedlichen Betriebsbedingungen, die sich aus Dargebots- und Bedarfsänderungen ergeben, bis zu einem gewissen Maße entsprochen werden kann. Im Ergebnis wurde gezeigt, welche Kompensationsmöglichkeiten eine Reoptimierung des Betriebes bietet, bzw. welche Verschlechterungen der

Betriebsergebnisse sich auch nach Anpassung des Betriebes aus Veränderungen ergeben. Damit wird ein Beitrag zur Diskussion von wasserwirtschaftlichen Adaptionsstrategien an veränderte Rahmenbedingungen des Talsperrenbetriebs geleistet. Ein Beitrag, der unter Beachtung des allgegenwärtigen globalen Wandels den Anforderungen der Zeit entspricht. Die Arbeit von Herrn Brass unterscheidet sich in diesem Sinne inhaltlich deutlich von der Habilitation von Herrn Professor Harboe, baut aber zugleich methodisch zumindest teilweise auf diesen Arbeiten auf. Somit belegt das Heft 20 dieser Schriftenreihe eine Fortsetzung der nun fast dreißig Jahre umfassenden wasserwirtschaftlichen Forschungstradition am Lehrstuhl, zugleich aber eine zeitgemäße Lösung einer aktuellen Fragestellung.

Bochum, den 14.11.2006

Prof. Dr. Andreas Schumann

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	13
1.1	Problembeschreibung	13
1.2	Zielsetzung	13
1.3	Vorgehensweise	14
2	Anforderungen an den Betrieb von Talsperren	15
2.1	Der Betrieb von Talsperren	15
2.2	Der stochastische Charakter des Zuflusses	16
2.3	Veränderlichkeit der Bewirtschaftungsziele	17
2.4	Bewertungsansätze für Betriebsregeln	19
2.5	Anforderungen an die computerunterstützte Bewirtschaftungsplanung	21
3	Verfahren in der Planung der Bewirtschaftung von Talsperrensystemen	23
3.1	Überblick	23
3.2	Entwicklung der DP zur Optimierung des Talsperrenbetriebs	29
3.3	Voraussetzungen und Möglichkeiten des Einsatzes der Stochastisch Dynamischen Programmierung	33
3.4	Zusammenfassende Bewertung und bestehendes Forschungsdefizit	42
4	Dekomposition von Speichersystemen bei Stochastisch Dynamischer Programmierung	43
4.1	Übersicht über verschiedene Dekompositionsansätze	43
4.2	Anwendungsbeispiele der Systemdekomposition	43

4.3	Die Optimierungsreihenfolge bei der Dekomposition in Einzelspeicher	49
5	Das flexible SDP-Modell	51
5.1	Übersicht	51
5.2	Optimierung des Talsperrenbetriebs	53
5.3	Simulation des Betriebs mit historischen Daten	55
5.4	Berücksichtigung des stochastischen Charakters des Zuflusses	57
5.5	Diskretisierung der Speicherinhalte	59
5.6	Berücksichtigung von Abflusszielen im Unterlauf	60
5.7	Definition und Aggregation der Ziele	61
5.8	Möglichkeiten zur Beurteilung der optimierten Betriebsregel	63
6	Anwendungsbeispiel	67
6.1	Beschreibung des untersuchten Talsperrensystems	67
6.2	Zufluss- und Speicherdiskretisierung	77
6.3	Abschätzen des reduzierten Abflusses	82
6.4	Untersuchung der Optimierungsreihenfolgen	92
6.4.1	Die verwendeten Reihenfolgen	92
6.4.2	Ergebnisse der Einzielloptimierung	93
6.4.3	Ergebnisse der Mehrzielloptimierung	96
6.5	Anpassung des Betriebs an Dargebots- und Bedarfsänderungen	99
6.5.1	Beschreibung der Dargebots- und Bedarfsänderungen	99
6.5.2	Ergebnisse der Betriebsanpassung	104
7	Analyse der Ergebnisse	111
7.1	Auswertung der Optimierungsreihenfolgen	111
7.2	Auswertung der Betriebsanpassung an die ausgewählten Klima-Szenarien	113
7.2.1	Niedrigwasseraufhöhung	113

7.2.2	Trinkwasserversorgung	116
7.2.3	Sommerliche Speicherfüllung	119
7.3	Anpassung des Betriebs an Änderungen der Speicher	121
7.4	Verwendung unterschiedlicher Zeitdiskretisierungen	123
7.5	Beurteilung des flexiblen SDP-Modells	124
8	Zusammenfassung und Ausblick	127
	Literatur	129
	Internetadressen	137
	Anhang	139
A.	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen	139
B.	Güteindizes der Dargebots- und Bedarfsanpassungen	150
C.	Übersicht über die Programmmasken	159

Verzeichnis der Abbildungen

Abb. 2.1:	Komponenten des Abflusses (Dyck & Peschke, 1995)	17
Abb. 2.2:	Verfügbarkeit des Talsperrensystems des ehemaligen Ruhrtalsperrenvereins (Rißler, 1998)	18
Abb. 3.1:	Ablauf der sequenziellen Entscheidungen in der Dynamischen Programmierung	30
Abb. 4.1:	Untersuchtes Talsperrensystem von Turgeon (1980)	44
Abb. 4.2:	Mahaweli-Talsperrensystem (nach Kularathna & Bogardi, 1990)	45
Abb. 4.3:	Mahaweli-Talsperrensystem (nach Kularathna, 1992)	46
Abb. 4.4:	Die wichtigsten Elemente des Parambikulam-Aliyar-Talsperrensystems (nach Ponnambalam & Adams, 1996)	47
Abb. 4.5:	Tunesisches Talsperrensystem (nach Milutin, 1998)	47
Abb. 4.6:	Talsperrensystem am Blauen Nil, Sudan (nach Milutin et al., 1996)	48
Abb. 5.1:	UML-Zustandsdiagramm (links: Einzeloptimierung / rechts: Systemoptimierung)	53
Abb. 5.2:	Zuflussdiskretisierung (links: konstante Klassenbreite / rechts: konstante Anzahl der Klassenelemente)	58
Abb. 5.3:	Wahrscheinlichkeit von Nullübergängen bei einem Datenumfang von 19 Jahren (links: ohne Aggregation / rechts: mit gleitender Aggregation über vier Etappen)	59
Abb. 5.4:	Speicherdiskretisierung (nach Milutin, 1998)	60
Abb. 5.5:	Eingabe der Straffunktionen	62
Abb. 5.6:	Auswertung der Einzelspeicheroptimierung	65
Abb. 5.7:	Überschreitungswahrscheinlichkeiten für den Kontrollpegel III (Anwendungsbeispiel, Kapitel 6)	66
Abb. 6.1:	Skizze des untersuchten Talsperrensystems	67
Abb. 6.2:	Überschreitungswahrscheinlichkeiten der unbeeinflussten Pegel, gestaut ab MQ (oben: Kontrollpegel I, Mitte: Kontrollpegel II, unten: Kontrollpegel III)	71
Abb. 6.3:	Talsperrenzuflüsse mit Trendlinien	72

Verzeichnis der Abbildungen

Abb. 6.4:	Beispiel einer Transformationsfunktion der zeitlichen Zuverlässigkeit in den Zielerfüllungsgrad	79
Abb. 6.5:	Zusammenhang zwischen dem reduzierten Kontrollpegelabfluss und dem Talsperrenzufluss (Polynomregression 4. Grades)	83
Abb. 6.6:	Vergleich zwischen linearer Regression und Polynomregression 4. Grades	84
Abb. 6.7	Regressionspolynom des Zusammenhangs zwischen dem reduzierten Kontrollpegelabfluss und dem Talsperrenzufluss auf Basis der unteren einhüllenden Punkte (Polynomregression 4. Grades)	86
Abb. 6.8:	Fehlwasserberechnung aus gemittelten Abflussdaten (links: mittlerer Abfluss > Aufhöhungsziel, rechts: mittlerer Abfluss < Aufhöhungsziel)	87
Abb. 6.9:	Fehlwasserermittlung aus Kontrollpegelabfluss	88
Abb. 6.10:	Mittlere Fehler der Fehlwasserberechnung mit Vorzeichen für den Pegel KP II	89
Abb. 6.11:	Mittlere Fehler der Fehlwasserberechnung (links: ohne Vorzeichen / rechts: mit Vorzeichen)	91
Abb. 6.12:	Von Schumann et al. (2001) verwendete Emissionsszenarien des IPCC	101
Abb. 6.13:	Schema der Generierung der 25.000 Abflussszenarien (Schumann et al., 2001)	102
Abb. 6.14:	Relative sommerliche und winterliche Abflussänderung für die Jahre 2070 bis 2100 (nach Schumann & Antl (2001))	103
Abb. 6.15:	Zuverlässigkeit der Niedrigwasseraufhöhung (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)	105
Abb. 6.16:	Zuverlässigkeit der sommerlichen Speicherfüllung (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)	106
Abb. 6.17:	Erzeugte Energie relativ zum Status quo (= 100 %), (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)	107
Abb. 6.18:	Zuverlässigkeit der Trinkwasserentnahme (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)	108
Abb. 6.19:	Mittlere Trinkwasserentnahme während des Versagens, relativ zur geforderten Trinkwasserentnahme (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)	109
Abb. 7.1:	Erforderliche Iterationen zum Auffinden des Optimums	112
Abb. 7.2:	Zuverlässigkeit der Niedrigwasseraufhöhung (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)	114

Abb. 7.3:	Veränderung der mittleren Versagensdauer der Niedrigwasseraufhöhung durch Reoptimierung	115
Abb. 7.4:	Veränderung der Jahresfehlwassermenge durch Reoptimierung	116
Abb. 7.5:	Minimale Trinkwasserentnahme während des Versagens, relativ zur geforderten Trinkwasserentnahme (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)	118
Abb. 7.6:	Reduktion der mittleren Versagensdauer der Trinkwasserversorgung aus Talsperre E durch Reoptimierung	119
Abb. 7.7:	Zuverlässigkeit der sommerlichen Speicherfüllung gemittelt über alle Trinkwasserentnahme-Szenarien (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung). Spannbreiten markieren die Auswirkung des veränderten Trinkwasserbedarfs.	120
Abb. 7.8:	Minimaler Inhalt des Betriebsraumes der Talsperre E, relativ zum geforderten Inhalt (oben: ursprünglicher Betrieb / unten: nach Reoptimierung)	121
 Anhang		
Abb. C.1:	Hauptansicht mit globalen Einstellungen	159
Abb. C.2:	Übersicht über die berücksichtigten Talsperren	159
Abb. C.3:	Eigenschaften des Talsperrenzuflusses	160
Abb. C.4:	Eigenschaften der Talsperre	160
Abb. C.5:	Monatliche Verdunstungsrate der Talsperre	161
Abb. C.6:	Kontrollpegel der Talsperre	161
Abb. C.7:	Restriktionen der Talsperre	162
Abb. C.8:	Strafffunktion der Talsperre	162
Abb. C.9:	Auswahl der Zielgewichte nach der Einzeloptimierung (Diagramm)	163
Abb. C.10:	Auswahl der Zielgewichte nach der Einzeloptimierung (Tabelle)	163
Abb. C.11:	Auswahl der Zielgewichte nach der Einzeloptimierung (Wahrscheinlichkeiten)	164
Abb. C.12:	Auswertung des Betriebs der Talsperre	164
Abb. C.13:	Fließzeiten zwischen zwei Pegeln	165
Abb. C.14:	Periodeneinteilung der Optimierung	165

Verzeichnis der Tabellen

Tab. 3.1:	Berechnung diskreter Systemleistungsparameter (Loucks et al., 1981)	35
Tab. 3.2:	Übergangswahrscheinlichkeiten des Zuflusses (Loucks et al., 1981)	36
Tab. 3.3:	Zwischenergebnisse der Rückwärtsrechnung des Optimierungsproblems (Loucks et al., 1981)	37
Tab. 3.4:	Betriebsregel / Vorwärtsrechnung des Optimierungsproblems (Loucks et al., 1981)	38
Tab. 6.1:	Anteil des durch Pegel beobachteten Einzugsgebiets am Gesamteinzugsgebiet der Talsperre	68
Tab. 6.2:	Mittlere monatliche Zuflusssummen der Talsperren (1980-1998) [hm ³ /Monat]	68
Tab. 6.3:	Statistische Kenngrößen der jährlichen Talsperrenzuflüsse (1980-1998)	68
Tab. 6.4:	Mittlere monatliche Verdunstung [mm]	68
Tab. 6.5:	Kenngrößen der Talsperren	69
Tab. 6.6:	Mittlere monatliche Abflüsse der Kontrollpegel, ohne Beeinflussung durch Talsperrenabgaben (I & III: 1980-1998 / II: 1980-1996) [m ³ /s]	69
Tab. 6.7:	Prüfgrößen der Trendtests	74
Tab. 6.8:	Kreuzkorrelation der Talsperrenzuflüsse	74
Tab. 6.9:	Einzelziele des Talsperrenbetriebs	75
Tab. 6.10:	Zielgewichte des Talsperrenbetriebs	76
Tab. 6.11:	Untersuchte Zufluss- und Speicherdiskretisierungen	77
Tab. 6.12:	Zeitliche Zuverlässigkeit der sommerlichen Speicherfüllung der Talsperre A [%]	78
Tab. 6.13:	Zielerfüllungsgrade der sommerlichen Speicherfüllung der Talsperre A	79
Tab. 6.14:	Zielgewichte zur Aggregation (links: für Güteindizes / rechts: für Zielgrößen)	80
Tab. 6.15:	Nutzwerte der Zufluss- und Speicherdiskretisierungen	81
Tab. 6.16:	Fehler in der Reproduktion statistischer Kenngrößen durch Diskretisierung	82

Verzeichnis der Tabellen

Tab. 6.17: Bestimmtheitsmaß für monatliche Regression (Zulauf Talsperre A – Kontrollpegel III)	84
Tab. 6.18: Mittlere Fehler [% MQ] bei der Abschätzung der reduzierten Abflüsse (links: vorzeichenbehaftet / rechts: absolut)	85
Tab. 6.19: Veränderung durch die gleitende Drei-Monats-Regression im Vergleich zur Verwendung der gesamten Zeitreihe	85
Tab. 6.20: Prozentuale Veränderung der Gütekriterien der Fehlwasserberechnung durch Anpassung 1 gegenüber ohne Anpassung (Basis sind die Daten ohne Anpassung)	92
Tab. 6.21: Untersuchte Optimierungsreihenfolgen (zur Lage der Talsperren siehe Abb. 6.1)	93
Tab. 6.22: Talsperren, für die bei verschiedenen Reihenfolgen identische Betriebsregeln erstellt wurden	94
Tab. 6.23: Bandbreite von Veränderungen der Güteparameter der Niedrigwasseraufhöhung durch die verschiedenen Optimierungsreihenfolgen (Ziel Niedrigwasseraufhöhung / oberer Wert: absolute Veränderung / unterer Wert: prozentuale Veränderung = Spannbreite ÷ schlechtester Wert)	95
Tab. 6.24: Anzahl der erforderlichen Iterationsschritte	96
Tab. 6.25: Talsperren, für die bei verschiedenen Reihenfolgen identische Betriebsregeln erstellt wurden	96
Tab. 6.26: Bandbreite von Veränderungen der Güteparameter der Niedrigwasseraufhöhung durch die verschiedenen Optimierungsreihenfolgen (Verwendung aller Ziele / oberer Wert: absolute Veränderung / unterer Wert: prozentuale Veränderung = Spannbreite ÷ schlechtester Wert)	97
Tab. 6.27: Bandbreite von Veränderungen der Güteparameter der sommerlichen Talsperrenfüllung durch die verschiedenen Optimierungsreihenfolgen (Verwendung aller Ziele)	98
Tab. 6.28: Anzahl der erforderlichen Iterationsschritte	99
Tab. 6.29: Von Schumann & Antl (2001) verwendete Klimamodelle	100
Tab. 6.30: Entstehung der ausgewählten Szenarien	103
Tab. 6.31: Monatliche Abflussänderungen der ausgewählten Szenarien [%]	104
Tab. 7.1: Ausgleichsgrad des Ziels Trinkwasserentnahme aus Talsperre E	117

Anhang

Tab. A.1:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Kontrollpegel II (Einzielloptimierung Niedrigwasseraufhöhung)	139
Tab. A.2:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Kontrollpegel III (Einzielloptimierung Niedrigwasseraufhöhung)	140
Tab. A.3:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Kontrollpegel I (Mehrzieloptimierung)	140
Tab. A.4.:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Kontrollpegel II (Mehrzieloptimierung)	141
Tab. A.5:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Kontrollpegel III (Mehrzieloptimierung)	141
Tab. A.6:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Abgaben von Talsperre A (Mehrzieloptimierung)	142
Tab. A.7:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Inhalt von Talsperre A (Mehrzieloptimierung)	142
Tab. A.8:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Energieerzeugung von Talsperre A (Mehrzieloptimierung)	143
Tab. A.9:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Abgaben von Talsperre B (Mehrzieloptimierung)	143
Tab. A.10:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Inhalt von Talsperre B (Mehrzieloptimierung)	144
Tab. A.11:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Energieerzeugung von Talsperre B (Mehrzieloptimierung)	144
Tab. A.12:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Abgaben von Talsperre C (Mehrzieloptimierung)	145
Tab. A.13:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Inhalt von Talsperre C (Mehrzieloptimierung)	145
Tab. A.14:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Energieerzeugung von Talsperre C (Mehrzieloptimierung)	146
Tab. A.15:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Abgaben von Talsperre D (Mehrzieloptimierung)	146
Tab. A.16:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Inhalt von Talsperre D (Mehrzieloptimierung)	147
Tab. A.17:	Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Energieerzeugung von Talsperre D (Mehrzieloptimierung)	147

Tab. A.18: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Abgaben von Talsperre E (Mehrzieloptimierung)	148
Tab. A.19: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Inhalt von Talsperre E (Mehrzieloptimierung)	148
Tab. A.20: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Energieerzeugung von Talsperre E (Mehrzieloptimierung)	149
Tab. A.21: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Trinkwasserentnahme aus Talsperre E (Mehrzieloptimierung)	149
Tab. B.1: Zuverlässigkeitsänderung [%] der sommerl. Speicherfüllung	150
Tab. B.2: Änderung der mittleren Versagensschwere [%] der sommerl. Speicherfüllung durch Betriebsanpassung	151
Tab. B.3: Änderung der max. Versagensschwere [%] der sommerl. Speicherfüllung durch Betriebsanpassung	152
Tab. B.4: Zuverlässigkeitsänderung [%] der Talsperrenabgabe	153
Tab. B.5: Zuverlässigkeitsänderung [%] der Niedrigwasseraufhöhung	154
Tab. B.6: Veränderungen der Trinkwasserentnahme aus Talsperre E	155
Tab. B.7: Veränderung der mittl. Versagensschwere [Abfluss während des Versagens, relativ zum Aufhöhungsziel in %] der Niedrigwasseraufhöhung	156
Tab. B.8: Veränderung der mittl. Versagensdauer [d] der Niedrigwasseraufhöhung	157
Tab. B.9: Veränderung der Jahresfehlwassermenge [hm ³ /a] der Niedrigwasseraufhöhung	158

1 Einleitung

1.1 Problembeschreibung

Beim Bau von Talsperren handelt es sich um große Investitionen zur Verbesserung der Infrastruktur. Aufgrund ihrer langen Lebensdauer sind zum Planungszeitpunkt nicht alle Ziele, die während der Lebensdauer des Speichers auftreten, bekannt. Zusätzlich sind nach wie vor nicht alle Auswirkungen eines derartigen Umwelteingriffs vorherzusehen. Dadurch können neue Ziele entstehen oder bestehende Ziele angepasst werden. Lange Zeit wurde versucht, diese Ziele durch den Bau neuer Talsperren zu erfüllen. Mittlerweile ist erkannt worden, dass diese Vorgehensweise häufig nicht zu einer befriedigenden Zielerfüllung führt. Zusätzlich stellt sich aber auch das Problem, dass bei derzeit über 41.000 Talsperren weltweit (WCD, 2000) die attraktiven Talsperrenstandorte vielfach bereits ausgebaut sind. Dadurch wird die Standortwahl für effektive neue Talsperrenprojekte immer schwieriger.

Aus der vorgenannten Situation ergibt sich die Notwendigkeit, Talsperren nicht wie bisher mit einer relativ selten neu erstellten statischen Betriebsregel zu betreiben. Stattdessen muss der Betrieb immer wieder an die veränderten Randbedingungen angepasst werden, wie es auch die neue DIN 19700 (Deutsches Institut für Normung, 2004) vorsieht. Die Generierung dieser neuen Betriebsregel kann beispielsweise durch Simulation oder Optimierung erfolgen. Um eine zufriedenstellende Berücksichtigung der Abflusscharakteristik zu gewährleisten, ist eine stochastische Betrachtung des Systems notwendig. Da durch die Simulation nur iterativ ein sinnvoller Betrieb gefunden werden kann, bietet sich die Optimierung zur Generierung der Betriebsregel an. Aufgrund der Komplexität der Optimierungsaufgabe bei Talsperrensystemen mit mehreren Speichern und konkurrierenden Zielen stellt diese Aufgabe hohe Anforderungen an das verwendete Optimierungsverfahren. Außerdem muss es möglichst flexibel sein, um mit den variablen Randbedingungen umgehen zu können.

1.2 Zielsetzung

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird ein Modell zur Optimierung der Betriebsregel von Talsperren erstellt werden. Dieses Modell soll die folgenden Kriterien erfüllen:

- Berücksichtigung mehrerer konkurrierender Ziele
- Berücksichtigung mehrerer Talsperren
- Eine vorgegebene Anfangsbetriebsweise soll nicht notwendig sein
- Die stochastische Eigenschaft des Talsperrenzuflusses ist zu berücksichtigen
- Variable Zeitschritte sind zu berücksichtigen
- Variierende Randbedingungen werden nachgebildet
- Die Beurteilung der gefundenen Betriebsregel anhand von Gütekriterien durch Simulation

1.3 Vorgehensweise

Zunächst wird nach einer Beschreibung der Anforderungen an den Talsperrenbetrieb (Kapitel 2) eine Übersicht über die Möglichkeiten zur Betriebsoptimierung von Talsperren gegeben (Kapitel 3). Dabei wird auf unterschiedliche Optimierungsverfahren eingegangen, und zugehörige Anwendungsbeispiele werden beschrieben. Zusätzlich werden Verfahren zur Reduktion der Dimensionalität für die Stochastisch Dynamische Programmierung (SDP) vorgestellt. Einen besonderen Schwerpunkt dieser Verfahren bildet die Dekomposition (Kapitel 4).

Zur Lösung der Aufgabe wird das flexible SDP-Modell entwickelt (Kapitel 5). Dieses Modell verwendet die Dekomposition eines Talsperrensystems in Einzelspeicher, um die Systemkomplexität zu reduzieren. Zur Berücksichtigung des Mehrzielcharakters vieler Betriebsregeln wird ein nutzwertanalytischer Ansatz verwendet. Durch Simulation und Auswertung von Güteindizes erfolgt eine Beurteilung der erzeugten Betriebsregeln.

Die Anwendbarkeit des Modells wird anhand von zwei Anwendungsbeispielen (Kapitel 6) nachgewiesen. Die erste Anwendung wird zusätzlich zur Untersuchung der Reihenfolge bei der Einzeloptimierung verwendet. Die Möglichkeiten, etwaige durch Klimawandel bedingte Zufluss- und Bedarfsveränderungen durch einen angepassten Talsperrenbetrieb auszugleichen, werden im zweiten Beispiel betrachtet.

Eine Zusammenfassung der vorliegenden Arbeit erfolgt in Kapitel 8.

2 Anforderungen an den Betrieb von Talsperren

2.1 Der Betrieb von Talsperren

Neben den hohen bautechnischen Anforderungen bei der Errichtung von Talsperren stellt deren Betrieb eine besondere Herausforderung dar. Dies resultiert aus der langen Lebensdauer von Talsperren und dem hohen angestrebten Nutzen. Zusätzlich spielt das Schadenspotenzial für Menschen und Umwelt eine Rolle. Daraus ergeben sich die Ziele für den Betrieb von Talsperren. Zum einen sollen die Ziele, die zum Bau des Speichers geführt haben, möglichst vollständig erfüllt werden. Zum anderen sollen die negativen Auswirkungen des Bauwerks so gering wie möglich sein.

Gründe für den Bau von Talsperren sind in erster Linie Bewässerung, Trinkwasserversorgung, Energiegewinnung, Hochwasserschutz, Niedrigwasseraufhöhung, Schifffahrt und Erholung. Diese Ziele sollen optimal durch den Betrieb erreicht werden. Der Begriff „optimal“ kann dabei je nach Ziel unterschiedliche Bedeutung haben. Für die Schifffahrt beispielsweise kann eine Mindestwassertiefe und damit ein minimal erforderlicher Füllstand erforderlich sein. Diese sollte möglichst nie unterschritten werden. Wenn sie aber unterschritten wird, kann der Betrag der Unterschreitung irrelevant sein (da z. B. Schifffahrt ohnehin nicht mehr möglich ist). Bei der Trinkwasserversorgung ist es im Versagensfall besser, über eine längere Dauer eine geringere Reduktion der Trinkwasserabgabe zu erreichen, als kurzzeitig den Totalausfall.

Unabhängig von einem einzelnen Ziel soll der Betrieb ein robustes Verhalten haben. Das bedeutet, dass kleine Änderungen in den Randbedingungen nur kleine Auswirkungen auf die Erreichung der Ziele haben. Neben dem Betrieb einer einzelnen Talsperre gibt es häufig auch Konstellationen, in denen mehrere Talsperren gemeinsam zur Erreichung von Zielen eingesetzt werden. In einem solchen Talsperrensystem soll der Nutzen des Verbundes, also die Reaktion des Betriebs einer einzelnen Talsperre auf die Situation der anderen Talsperren, durch den Betrieb ausgenutzt werden.

Der Betrieb von Talsperren beruht auf Betriebsregeln. Dabei gibt es unterschiedliche Arten von Betriebsregeln. Die Einfachste stellt die Standardbetriebsregel dar. Sie schreibt für ein einzelnes Ziel die Abgabe in Abhängigkeit von der verfügbaren Wassermenge vor. Dabei wird das Ziel solange erreicht, wie genügend Wasser vorhanden ist. Ansonsten wird die vorhandene Wassermenge abgegeben. Der am weitesten verbreitete Betriebsregeltyp ist die Regelkurve. Sie gibt Speicherinhalte in Abhängigkeit der Zeit wieder. Diese Speicherinhalte sollen möglichst eingehalten werden, wobei schwankende hydrologische Situationen

naturgemäß zu Abweichungen von diesen Inhalten führen können. Lamellenpläne beschreiben die Abgaben in Abhängigkeit von der Zeit und dem Speicherinhalt. Dieser wird dazu in verschiedene Lamellen (Inhaltsklassen) aufgeteilt. Je nach Füllstand können dann für jedes Ziel unterschiedliche Abgaben vorgegeben werden.

Sofern nur ein Ziel verfolgt wird und nur eine Talsperre zur Verfügung steht, ist der Betrieb des Speichers meist trivial. Aber auch für serielle bzw. parallele Talsperrensysteme gibt es diverse Standardbetriebsregeln (Lund & Gunzman, 1999). Bei seriellen Systemen sollte in der Regel der oberste Speicher zuerst aufgefüllt werden und Abgaben vorwiegend aus dem untersten Speicher realisiert werden. Dadurch kann Wasser, das aus den oberen Speichern überläuft, in den unteren Speichern aufgefangen werden und geht dem System nicht verloren. Parallele Speicher hingegen werden beispielsweise so betrieben, dass die Wahrscheinlichkeit des Überlaufens am Ende der Füllungsperiode für alle Speicher gleich ist. Dadurch soll vermieden werden, dass ein Speicher leer ist und ein anderer überläuft. Eine weitere Möglichkeit besteht aus der Steuerung der verschiedenen Speicher in Abhängigkeit ihrer Ausfallsicherheit bzw. ihrer Strapazierfähigkeit (resilience) (siehe Kapitel 2.4).

Für Mehrzielsysteme ist die Erstellung der Betriebsregel erheblich schwieriger, weil sich die verschiedenen Ziele häufig gegenseitig widersprechen. Da für jedes Mehrzielsystem die Prioritäten der einzelnen Ziele und die Systemeigenschaften unterschiedlich sind, existieren hierfür keine Standardbetriebsregeln. Stattdessen müssen sie in einer umfangreichen Systemanalyse beispielsweise mit Hilfe von Simulations-, Optimierungs- und Mehrzielmodellen ermittelt werden.

2.2 Der stochastische Charakter des Zuflusses

Der Zufluss zu Talsperren bzw. der Abfluss aus einem Einzugsgebiet ergibt sich aus der Reaktion des Einzugsgebiets auf den Niederschlag. Auf diesen Prozess wirkt eine Vielzahl von Parametern ein, die überwiegend nicht detailliert bekannt sind. Daraus resultiert, dass der Abflussprozess nicht rein deterministisch erklärt werden kann. Dementsprechend wird der Abfluss als stochastischer Prozess (Zufallsprozess) mit einem deterministischen und einem zufälligen Anteil betrachtet. Diese beiden Abflussanteile bestehen wiederum aus mehreren Komponenten.

Der deterministische Abflussanteil kann aus einem Trend T (Abb. 2.1), einer periodischen Schwingung S und Sprüngen bestehen. Der Trend einer Abflusszeitreihe kann z. B. durch zunehmende Versiegelung des Einzugsgebiets verursacht werden. Die Schwingung kann mit unterschiedlichen Periodenlängen auftreten. Eine jährliche Schwingung resultiert aus dem Einfluss der Jahreszeiten auf den Wasserkreislauf. In stark anthropogen geprägten Gebieten kann es durch den Wechsel zwischen Arbeits- und Wochentagen zu einem Wochengang kommen, und in sehr kleinen Gebieten kann durch den anthropogenen Einfluss, z. B. Wasserbedarf, ein Tagesgang entstehen. Sprünge resultieren aus Einleitungen bzw. Entnahmen (Dyck & Peschke, 1995).

Der Zufallsanteil Z (Abb. 2.1) setzt sich aus einer autokorrelierten und einer unkorrelierten Komponente zusammen. Dabei ergibt sich die korrelierte Komponente aus den Speichervorgängen im Einzugsgebiet (Erhaltungsneigung / Persistenz) (Dyck & Peschke, 1995).

Für den Betrieb von Talsperren ist die Berücksichtigung dieser stochastischen Zuflusseigenschaften von großer Bedeutung, da der Zufluss die „treibende Kraft“ des Systems ist. Durch eine deterministische Berücksichtigung des Zuflusses wird der wichtigste Eingangswert nur ungenau beschrieben, was zu entsprechend ungenauen bzw. ungünstigen Betriebsregeln führt (Philbrick & Kitanidis, 1999).

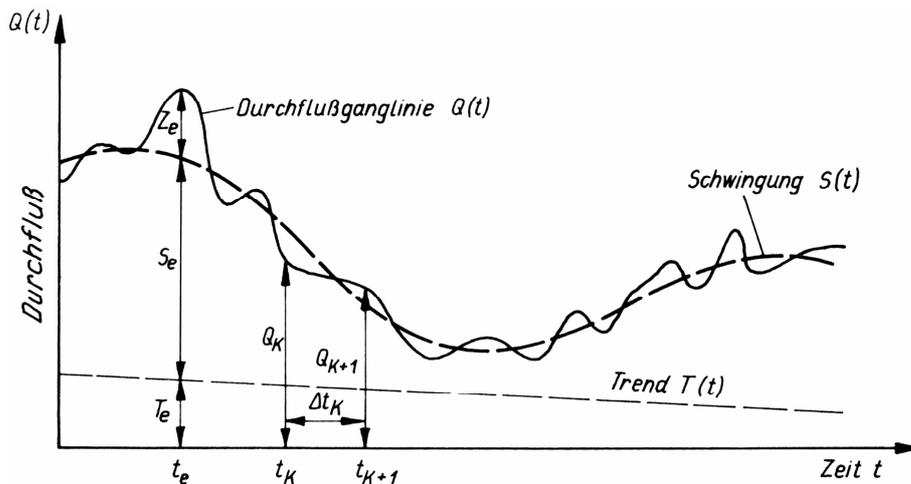


Abb. 2.1: Komponenten des Abflusses (Dyck & Peschke, 1995)

2.3 Veränderlichkeit der Bewirtschaftungsziele

Wasserwirtschaftliche Projekte bieten häufig eine lange Lebensdauer und damit einen langen Nutzungszeitraum. Dies gilt besonders für große Infrastrukturmaßnahmen wie Talsperren. Während der Planung solcher Speicher wird ein meist statischer Betriebsplan erstellt, der die Ziele des Projekts erfüllen soll. Im Laufe der Lebensdauer von teilweise über 100 Jahren entstehen neue Anforderungen, bzw. verändern sich die ursprünglichen Randbedingungen des Speicherbetriebs.

Neue wasserwirtschaftliche Anforderungen wurden lange Zeit durch den Neubau zusätzlicher Speicher gelöst. Durch gestiegene Umweltauflagen und hohe soziale Anforderungen ist dieser Neubau vielfach sehr teuer bzw. in einigen Fällen sogar unmöglich geworden. Durch die Ausrichtung der Betriebsregeln der vorhandenen Speicher auf die neuen und / oder geänderten Ziele und Randbedingungen kann ein großes Potenzial der bereits vorhandenen Infrastruktur erschlossen und die neuen Ziele ganz oder zumindest teilweise erfüllt werden (Israel & Lund, 1992).

Einige neue Anforderungen sind auch durch den Bau weiterer Talsperren gar nicht zu lösen. So sind ab Mitte des 20. Jahrhunderts zu den ursprünglichen Zielen der Wasserwirtschaft (Wasserversorgung, Energieversorgung, Hochwasserschutz, etc.) neue Ziele hinzugekommen. Unter anderem sind es Freizeitnutzung, Fischerei und Umweltschutz. Zu die-

sen neuen Zielen kommt zusätzlich vermehrt die Anforderung nach nachhaltiger Nutzung der Ressourcen (Buras, 2000). Daraus ergeben sich vielfach direkte Auswirkungen auf den entstandenen Wasserkörper der Talsperre.

Die zwangsläufige Verwendung unsicherer Prognosen zur Projektplanung führt zusätzlich dazu, den Talsperrenbetrieb an veränderte Randbedingungen anpassen zu müssen. Diese Prognosen betreffen beispielsweise das Bevölkerungswachstum, das Wirtschaftswachstum und das Freizeitverhalten. Zusätzlich sorgen die ständig erweiterte Datengrundlage, die Verwendung neuer Technologien und, bei einigen Speichern, die fortschreitende Sedimentation des Betriebsraumes für die Notwendigkeit, dynamische Betriebsgrundlagen zu entwickeln (Israel & Lund, 1992).

Überlegungen zu den zukünftigen Anforderungen an Talsperren zeigen den weiterhin vorhandenen Bedarf an dynamischem Talsperrenbetrieb auf. Wichtige Gesichtspunkte sind hier das Wachstum in Entwicklungsländern, die Umweltschutzbewegungen, der Bedarf an sauberer Wasserkraft und die erwarteten Klimaänderungen (Takeuchi, 2002). Eine umfangreiche Analyse möglicher Veränderung des nutzbaren Wasserdargebots und –bedarfs findet sich bei Hornbogen (1998).

Neben diesen äußeren Anforderungen ergeben sich, auch aus dem Talsperrenbetrieb selbst, variierende Randbedingungen. So ist beispielsweise die Instandhaltung von Talsperren häufig mit vorübergehenden Stauzielbegrenzungen verbunden. Abb. 2.2 zeigt eine Auswertung der Verfügbarkeit des Stauraums des ehemaligen Ruhrtalsperrenvereins. Das gesamte Talsperrensystem stand dem Verein nur in ca. 55 % der gesamten Zeit zur Verfügung. Der verfügbare Betriebsraum sank auf unter 90 % in mehr als 10 % und sogar unter 83 % in über 6 % der Zeit (Rißler, 1998).

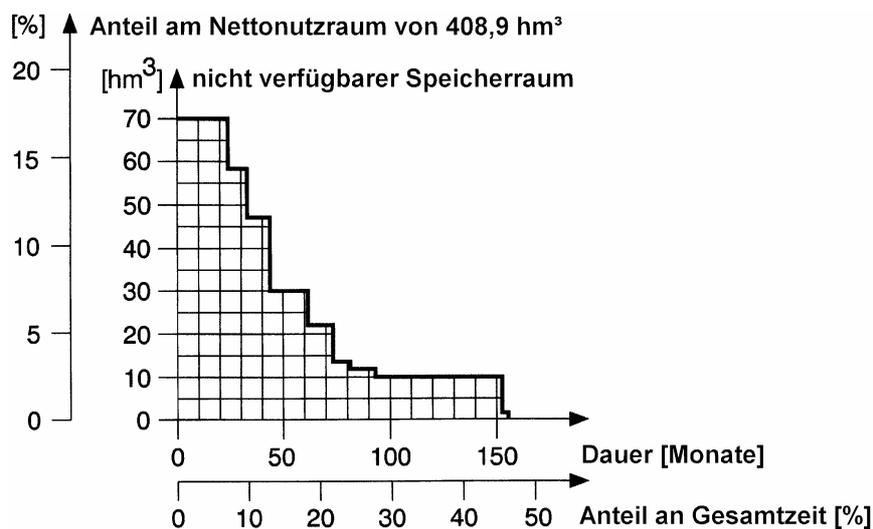


Abb. 2.2: Verfügbarkeit des Talsperrensystems des ehemaligen Ruhrtalsperrenvereins (Rißler, 1998)

In einigen Fällen kehrt sich sogar die Frage nach der Notwendigkeit der Talsperre um. So wurden in Europa viele Talsperren bereits vor 100 Jahren gebaut. Für diese alten Speicher sind heute teilweise keine Betriebsziele mehr vorhanden. Da diese Bauwerke häufig unter Denkmalschutz stehen oder sich im Laufe der Zeit wertvolle ökologische Systeme dort

eingestellt haben, ist es wünschenswert, einen neuen Nutzen für diese Speicher zu finden, um sie nicht abreißen zu müssen (Schultz & Schumann, 2001).

Aufgrund dieser Problematik der variablen Randbedingungen und Ziele für den Betrieb von Talsperren ist auch die World Commission on Dams (WCD, 2000) zu dem Schluss gekommen, dass der Betrieb von Talsperren während der Projektlebensdauer kontinuierlich an die veränderten Randbedingungen anzupassen ist. Auch wenn der WCD-Report von der International Commission on large Dams (ICOLD) teilweise sehr kontrovers diskutiert wird (Blohm, 2002), so ist diese Aussage unbestritten. Ebenso wurde in der neuen DIN 19700 (Deutsches Institut für Normung, 2004) die Notwendigkeit zur kontinuierlichen Betriebsanpassung übernommen.

2.4 Bewertungsansätze für Betriebsregeln

Bei der Erzeugung von Betriebsregeln für Talsperren stellt sich nach der eigentlichen Generierung die Frage, wie gut diese Bewirtschaftung die vorgegebenen Ziele erreicht. Da die Betriebsregel selbst keine Auskunft über ihre Qualität gibt, ist eine indirekte Beurteilung erforderlich. Dies geschieht durch die Simulation des Betriebs mit historischer Datengrundlage. Dabei können die simulierten Betriebsergebnisse anhand verschiedener Gütekriterien ausgewertet werden. Gemäß dieser Parameter aller Zielgrößen können unterschiedliche Betriebsregeln miteinander verglichen werden.

Eine einfache Bewertung bietet sich auf der Grundlage des Vergleichs von Mittelwert und Standardabweichung an. Da diese Werte für die Beurteilung von Betriebsregeln nicht ausreichend sind, weiteten Hashimoto et al. (1982) die statistische Analyse durch Gütekriterien wie Zuverlässigkeit, Ausfallsicherheit und Verletzlichkeit aus. Maniak (1997) verwendet stattdessen die Berechnung der hydrologischen Sicherheit $P_H = 100 * (1 - F / N)$, mit F = Anzahl der Versagensereignisse und N = Anzahl der Jahre. Zusätzlich sollte die Dauer des Versagensereignisses betrachtet werden. Für die hydrologische Sicherheit gibt er anzustrebende Werte bei unterschiedlichen Zielen vor.

Duckstein et al. (1987) führen ein allgemeines System zur Beurteilung des Betriebs wasserwirtschaftlicher Systeme ein. Dieses umfangreiche System basiert auf zehn verschiedenen Güteindices (performance indices, PI) und umfasst im Einzelnen die folgenden Kriterien:

2 Anforderungen an den Betrieb von Talsperren

- Grad der Leistung ist die relative Häufigkeit, mit der ein Bedarf gedeckt wird
- Qualität der Leistung ist der mengenmäßig befriedigte Anteil des Bedarfs
- Reaktionsgeschwindigkeit ist die Zeit zwischen dem Entstehen eines Bedarfs und der Beantwortung
- Zuverlässigkeit ist die Wahrscheinlichkeit, mit der sich das System nicht im Versagenszustand befindet

$$PI = \frac{t+1 - \sum_{j=0}^t Z_j}{t+1},$$

$$\text{mit: } Z_j = \begin{cases} 1 & \text{bei Versagen} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

t Anzahl der betrachteten Zeitintervalle

- Versagensperiode ist die mittlere Zeit zwischen dem Eintreten zweier aufeinanderfolgender Versagensereignisse

$$PI = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} d(n), \text{ mit } d(n) = \text{Dauer zwischen dem } n-1\text{-ten und den } n\text{-ten Versagen}$$

- Einsatzzuverlässigkeit ist die Zuverlässigkeit, mit der ein Bedarf vollständig befriedigt wird. Im Unterschied zur Zuverlässigkeit wird dieser Index pro Ziel ausgewertet.
- Verfügbarkeit ist die Wahrscheinlichkeit, dass das System nicht im Versagenszustand ist, wenn ein Bedarf eintritt
- Versagensdauer ist die mittlere Dauer der einzelnen Versagensereignisse. Kehrwert ist die Strapazierfähigkeit (resilience)

$$PI = \frac{\sum_{j=0}^t Z_j}{t+1} = \frac{\sum_{n=1}^N D(n)}{N}, \text{ mit } D(n) = \text{Dauer des } n\text{-ten Versagens}$$

- Versagensschwere (vulnerability) ist die Schwere (Fehlmenge) der Versagensereignisse
- Wirtschaftlichkeit (z. B. Nutzen, Kosten) kann verschiedene monetäre Bewertungsgrößen umfassen

Zur Vereinfachung der Beurteilung können die Güteindices zu Leistungswerten zusammengefasst werden. So verwendeten Duckstein et al. (1987) die realisierte Zuverlässigkeit, welche die Gesamtzuverlässigkeit des Systems wiedergibt. Zusätzlich wird noch das technische Risiko ermittelt. Die Berechnung dieser beiden Werte kann aber nicht allgemein angegeben werden, sondern ist vom jeweiligen System abhängig.

Der Nutzen der Güteindices wurde in verschiedenen Untersuchungen belegt. So verglichen Bogardi & Verhoef (1995) für ein System mit drei Speichern die einfache Auswertung durch Mittelwerte und Standardabweichungen mit der Verwendung von Gütekriterien. Durch die Auswertung der Indices erhielten sie einen umfangreicheren Einblick in die untersuchten Betriebsregeln. Die statistischen Auswertungen zeigten nur geringe Unterschiede zwischen den untersuchten Betriebsweisen, wohingegen die Indices deutlich gute und schlechte Betriebsregeln unterschieden. Insgesamt verwendeten sie neun Kriterien, die sich an den oben genannten von Duckstein et al. (1987) orientieren. Dabei handelte es sich um die Versagensanzahl, Anzahl der Versagensmonate, jahresbasierte Zuverlässigkeit, zeitbasierte Zuverlässigkeit, mengenbasierte Zuverlässigkeit, Zeit ohne Versagen, Versagensdauer und mittlere bzw. max. Versagensschwere (als Fehlmenge während des gesamten Versagens). Wie zu erwarten war, fanden sie Überschneidungen zwischen den einzelnen Größen. So besteht z. B. ein Zusammenhang zwischen der zeitlichen Zuverlässigkeit, der Versagensanzahl und der mittleren Versagensdauer. Da aber je nach den Betriebszielen unterschiedliche Kriterien wichtig sein können, ist grundsätzlich auch die Auswertung von zum Teil redundanten Daten nicht nur sinnvoll, sondern für eine fundierte Entscheidungsfindung notwendig (Milutin & Bogardi, 1997, 2002).

Auch gegenüber der Auswertung der Zielfunktion liefern die Gütekriterien deutlich detailliertere Aussagen. Dies zeigten Milutin & Bogardi (1995) für ein Talsperrensystem mit sieben Speichern durch die Anwendung der mengenbasierten Zuverlässigkeit, der zeitbasierten Zuverlässigkeit, der relativen Summe der quadratischen Fehlwassermenge, der mittleren Versagensdauer, der mittleren Zeit ohne Versagen, dem mittleren monatlichen Defizit, der max. Versagensdauer und der max. Versagensschwere.

Ähnlich wie bereits Duckstein et al. (1987) verwenden Shrestha et al. (1996) Leistungswerte, um die einzelnen Güteindices zusammenzufassen. Sie berechnen aus der Zuverlässigkeit, der Versagensdauer, der Versagensperiode und der Versagensschwere die technische Nachhaltigkeit und das technische Risiko. Dabei entspricht eine hohe Nachhaltigkeit einer großen Zuverlässigkeit und geringer Versagensdauer und –schwere. Das Risiko ergibt sich aus einer geringen Zuverlässigkeit und Versagensperiode sowie einer großen Versagensdauer.

Loucks (1997) entwickelte Nachhaltigkeitskriterien auf Basis der Güteindices Zuverlässigkeit, Strapazierfähigkeit (resilience) und Versagensschwere. Diese drei zugrunde liegenden Güteindices können nach Maier et al. (2001) auch ohne Simulationsrechnungen ermittelt werden. Den Nutzen der abgeleiteten Nachhaltigkeitskriterien weisen Kjeldsen & Rosbjerg (2001) in einer Anwendungsstudie nach.

2.5 Anforderungen an die computerunterstützte Bewirtschaftungsplanung

Zusammenfassend ergeben sich aus dem zuvor Genannten folgende Anforderungen: Es wird ein Simulations- bzw. Optimierungsmodell zur Erzeugung von Talsperrenbetriebsregeln benötigt. Dieses Modell muss sowohl die Bearbeitung von Einzelspeichern ermögli-

chen als auch in der Lage sein, Mehrziel- und Mehrspeichersysteme abbilden zu können. Dabei sollen typische Ziele des Talsperrenbetriebs wie Abflussregulierung, Trinkwasserversorgung, Energieerzeugung und Speicherfüllung berücksichtigt werden. Um eine realistische Modellierung des Zuflusses zu ermöglichen, ist eine stochastische Repräsentation erforderlich. Um das Modell in der Lang- und Mittelfristplanung verwenden zu können, sind variable Zeitschritte zu berücksichtigen. Außerdem ist auch die Möglichkeit zur Auswertung der erzeugten Betriebsregel eine Anforderung an das Modell.

Die wohl interessantesten Anforderungen ergeben sich aus den dynamischen Randbedingungen, in denen Talsperren betrieben werden. Mit dem Modell soll es ohne erneuten Programmieraufwand möglich sein, die Eigenschaften der berücksichtigten Speicher zu verändern und auch ganze Speicher hinzuzufügen oder zu entfernen. Neben dieser Anpassung an Systemänderungen ist auch die quantitative Veränderung der verfolgten Ziele und auch die Verwendung bisher unberücksichtigter Ziele ohne Programmierarbeit zu ermöglichen.

3 Verfahren in der Planung der Bewirtschaftung von Talsperrensystemen

3.1 Überblick

Das folgende Kapitel soll einen Einblick in die verschiedenen Möglichkeiten zur Ermittlung der Betriebsregel von Talsperren geben. Aufgrund der Vielzahl der heute bekannten Methoden werden die für die Aufgabenstellung als nicht sinnvoll erachteten Verfahren nur kurz erläutert. Die Erfolg versprechenden Methoden hingegen werden zunehmend detaillierter beschrieben.

Die verschiedenen Methoden zur Bewirtschaftungsplanung von Talsperrensystemen lassen sich in zwei Gruppen unterteilen. Dabei handelt es sich um die Simulation und die Optimierung. Da die meisten Optimierungsverfahren nur ein Ziel optimieren, wurden die Mehrzielverfahren als separate Gruppe hinzugenommen. Da alle diese Verfahren spezifische Stärken und Schwächen haben, werden sie häufig kombiniert, um die Defizite eines Verfahrens durch die Stärken eines anderen auszugleichen.

Simulation

Die Simulation ist die mathematische Nachbildung eines Teilaspekts eines realen Systems. Im Fall der Bewirtschaftung eines Talsperrensystems wird die Wirkung des Talsperrenbetriebs auf die räumliche und zeitliche Verteilung des Wassers im System nachgestellt. Mit Hilfe eines Modells kann also der Betrieb eines Talsperrensystems simuliert werden. Dadurch können die Auswirkungen verschiedener Betriebsregeln untersucht werden. Dies geschieht, indem Gütekriterien für die verschiedenen Zielgrößen berechnet und ausgewertet werden.

Modelle zur Simulation dynamischer Systeme sind in großer Vielfalt vorhanden. Sie verfügen schon seit Jahren über die Möglichkeit, Änderungen an den betrachteten Systemen ohne großen Aufwand in der Simulation berücksichtigen zu können. Den Ursprung dieser Modelle bildet das Programm Stella (Isee systems, 2005). Daneben gibt es derzeit diverse Modelle wie beispielsweise Dynasys (Dynasys, 2005), Powersim (Myrtveit, 2001) oder Vensim (Ventana Systems, 2002), die die Anforderung der Flexibilität ebenfalls erfüllen. Das in Deutschland erstellte Modell Talsim (Lohr, 1997) ist ein weiterer Vertreter dieser Programme. Im Gegensatz zu den anderen ist es speziell für die Talsperrensimulation konzipiert.

Der Anwender eines Simulationsmodells wird beim Erstellen der Betriebsregel nicht unterstützt. Durch ein iteratives Vorgehen ist es jedoch möglich, eine initiale Betriebsregel immer weiter zu verändern und mit Hilfe der Simulationsergebnisse zu verbessern. Bei diesem Vorgehen werden in der Regel relativ einfache Betriebsregeln erzeugt, wie z. B. der Lamellenplan, der diskreten Talsperreninhalten eine diskrete Abgabe zuordnet.

Um den stochastischen Charakter des Abflusses zu berücksichtigen, wird die Simulation häufig im Zusammenhang mit der stochastischen Datengenerierung verwendet. Dabei werden durch die Datengenerierung künstlich weitere Zuflusszeitreihen mit den statistischen Eigenschaften der Ursprungszeitreihe erzeugt und in einer „Monte-Carlo“-Simulation verwendet. Dabei handelt es sich um eine Vielzahl von Simulationen, da für jede erzeugte Zuflusszeitreihe eine separate Simulation ausgeführt wird. Da alle Zuflusszeitreihen die gleiche Auftretenswahrscheinlichkeit haben, haben auch die einzelnen Simulationsergebnisse die gleiche Wahrscheinlichkeit. Daher nennt man dieses Vorgehen „Monte-Carlo“-Simulation. Eine derartige Berücksichtigung der Stochastizität nennt sich implizite Berücksichtigung. Das heißt, dass die Stochastik nicht direkt in das Modell einbezogen ist, sondern über die Eingangsdaten abgebildet wird. Dazu müssen dann genügend Szenarien der Eingangsdaten mittels stochastischer Datengenerierung erzeugt werden und entsprechend viele Simulationsläufe durchgeführt werden. Dabei ist zusätzlich anzumerken, dass das stochastische Generieren von zeitlich und räumlich hochaufgelösten Abflusszeitreihen (Berücksichtigung hoher Auto- und Kreuzkorrelation) eine komplexe Aufgabe darstellt.

Generell ist die Betriebsregelerzeugung mittels Simulation stark vom Anwender und seiner Kenntnis des untersuchten Systems abhängig (Mays und Tung, 1996). Auch wenn auf diese Weise in alten bestehenden Talsperrensystemen häufig brauchbare Betriebsregeln generiert wurden, so führt diese Vorgehensweise in der Regel zu nicht optimalem Betrieb. Dies gilt in besonderem Maße, wenn mit dem betreffenden System noch keinerlei Erfahrungen vorliegen, weil sich beispielsweise die Randbedingungen des Betriebs geändert haben. Insgesamt ist daher die alleinige Anwendung der Simulation zur Erzeugung von Talsperrenbetriebsregeln (Labadie, 2004) nicht sinnvoll und wird in der vorliegenden Arbeit für diesen Zweck nicht weiter berücksichtigt.

Optimierung

Unter Optimierung versteht man ein mathematisches Modell, das unter Verwendung eines Algorithmus einen Satz von Entscheidungsvariablen berechnet, die eine Zielfunktion unter Berücksichtigung von Restriktionen minimiert oder maximiert. In Bezug auf die Betriebsoptimierung eines Talsperrensystems bilden die Entscheidungsvariablen die Grundlage für die Betriebsregel.

Die Vielzahl der verschiedenen Optimierungsverfahren kann vier verschiedenen Bereichen zugeordnet werden. Dabei handelt es sich um:

- die Lineare Programmierung (LP)
- die Dynamische Programmierung (DP)
- die Nicht-Lineare Programmierung (NLP)
- Heuristische Verfahren.

Unabhängig von diesen Bereichen werden deterministische und stochastische Verfahren unterschieden.

Einen umfangreichen Überblick über die Entwicklung und den Einsatz verschiedener mathematischer Verfahren zur Betriebsoptimierung von Talsperren liefern Yeh (1985), Harboe (1985) und Labadie (2004). Ausschließlich stochastische Optimierungsverfahren haben Ouarda und Ashkar (1996) zusammengestellt. Den dort vorgestellten Verfahren und deren Anwendungen ist gemein, dass sie starre Systeme und Randbedingungen bearbeiten.

Lineare Programmierung stellt das Optimierungsverfahren mit der größten Zahl der Anwendungen dar. Das resultiert aus ihrer Anwendbarkeit auf eine große Anzahl unterschiedlicher Problemtypen und ihrer mathematischen Einfachheit. Außerdem steht dem Anwender eine Vielzahl von Standardsoftware zur Lösung von LP-Problemen zur Verfügung.

Die Stärke der LP ist das Auffinden des globalen Optimums mit relativ geringem Rechenaufwand, auch bei größeren Problemen. Ihre große Schwäche ist die strikte Begrenzung auf lineare Probleme. D. h., dass nur solche Probleme behandelt werden können, in denen sowohl die Zielfunktion als auch die Restriktionen linear sind. Im Bereich des Talsperrenbetriebs gilt das beispielsweise nicht für die Verdunstung, die Energieerzeugung und möglicherweise für die Berechnung der Nutzen bzw. Kosten. Diese Nichtlinearitäten müssen bei Verwendung der LP durch lineare Approximation (Loucks et al. 1981) behandelt werden. Das kann zum einen durch vereinfachende Annahmen wie bei Pereira und Pinto (1985) geschehen (Annahme konstanter Fallhöhe bei der Energieerzeugung). Zum anderen kann durch abschnittsweise Linearisierung einer nichtlinearen Zielfunktion ein Problem in eine für LP handhabbare Form überführt werden (Roefs & Bodin, 1970).

Die Berücksichtigung stochastischer Systemeigenschaften erfolgt bei der LP normalerweise wie bei der Simulation implizit über die „Monte-Carlo“-Methode mit stochastisch generierten Eingangszeitreihen. Dies hat, wie bei der Simulation bereits beschrieben, erheblichen negativen Einfluss auf die Laufzeit eines solchen Verfahrens.

Die vorliegenden Arbeiten zeigen keine Möglichkeiten auf, veränderte Randbedingungen in der Optimierung berücksichtigen zu können. Aufgrund der vorhandenen Standardsoftware ist es vermutlich durchaus möglich, diese Flexibilität in einer LP-Optimierung zu realisieren.

Insgesamt stellt die LP einen möglichen Lösungsweg für die gestellte Aufgabe dar.

Dynamische Programmierung ist ebenfalls ein in der Wasserwirtschaft häufig angewendetes Verfahren. Sie beruht auf dem Optimalitätsprinzip von Bellman (1957), welches keinen exakten Algorithmus darstellt, sondern eher ein generelles Vorgehen zur Lösung dy-

namischer Optimierungsprobleme beinhaltet. Dabei wird ein großer Lösungsraum mit vielen sequenziellen Entscheidungen in einzelne sequenzielle Unterprobleme mit reduziertem Lösungsraum und je einer Entscheidung zerlegt. Daher kann die DP nur für sequenziell zerlegbare Probleme verwendet werden. Dies ist bei der Optimierung des Talsperrenbetriebs der Fall.

Eine Stärke der DP ist, dass es keine Beschränkungen der Art der Zielfunktion und der Restriktionen gibt. Es können also problemlos nichtlineare, diskrete oder sogar abschnittsweise definierte Funktionen verwendet werden. Zusätzlich gibt es keine Beschränkungen hinsichtlich der Anzahl der Restriktionen. Dadurch ist es ohne weiteres möglich, Standardziele des Talsperrenbetriebs wie Energieerzeugung korrekt zu berücksichtigen. Der 2. wichtige Vorteil ist die Fähigkeit der DP, stochastische Zielfunktionen zu optimieren und zwar sowohl in Form der impliziten stochastischen Optimierung (s. Simulation) als auch der einfachen expliziten Berücksichtigung stochastischer Systemeigenschaften. D. h., es wird nicht mit generierten Eingangszeitreihen gearbeitet, sondern die Stochastizität des zu optimierenden Systems wird direkt im Verfahren berücksichtigt. Dadurch kann die aufwändige stochastische Datengenerierung und die zeitaufwändige Optimierung einer Vielzahl von Szenarien entfallen.

Der wesentliche Nachteil der DP ist, dass sie unter dem „Fluch der Dimensionalität“ leidet. Die grundlegende Vorgehensweise der DP ist die Berechnung aller Erfolg versprechenden Möglichkeiten, um von einem Ausgangszustand in einen Endzustand zu gelangen. Dazu ist in gewissem Umfang eine Enumeration der möglichen diskreten Zwischenschritte erforderlich. Nimmt also die Anzahl der diskreten Zustände zu, so erhöht sich der erforderliche Rechenaufwand.

Grundsätzlich liefert die DP gute Voraussetzungen, um das Ziel der vorliegenden Arbeit zu erreichen.

Nicht-Lineare Programmierung umfasst eine ganze Gruppe von Verfahren. Zu den Leistungsfähigsten gehören das Sukzessive- / Sequenzielle-Lineare Programmieren (SLP), das Sukzessive- / Sequenzielle-Quadratische Programmieren (SQP), die Methode der Multiplikatoren (MOM) und die Generalisierte-Reduzierte-Gradientenmethode (GRG).

Sie bieten wie die DP die Möglichkeit, mit nicht-linearen Zielfunktionen und Restriktionen zu arbeiten und erscheinen daher für die Betriebsoptimierung von Talsperrensystemen als geeignet. Dennoch sind sie bisher in der Wasserwirtschaft sehr wenig verwendet worden.

Dies mag an ihrer gemeinsamen Einschränkung liegen, dass die Zielfunktion und die Restriktionen differenziert werden müssen. Das kann zwar durch automatische Differenzierungsmethoden erledigt werden (Sinha & Bischof, 1998), aber die Notwendigkeit von differenzierbarer Zielfunktion und Restriktionen bleibt bestehen. Die wichtigeren Gründe sind, dass die nicht-linearen Verfahren unverhältnismäßig viel Computerleistung (Rechenleistung und Speicherplatz) benötigen, nicht sicher konvergieren (Bazaraa et al., 1993) und die Stochastizität des Abflusses nur schwierig berücksichtigt werden kann. Die NLP-Verfahren finden nicht mit Sicherheit das gesuchte globale Optimum, sondern können eventuell nur zu lokalen Optima führen. Die mögliche Beschränkung auf eine deterministi-

sche Optimierung ist aber mit deutlich schlechteren Betriebsregeln verbunden (Philbrick & Kitanidis, 1999) und daher nicht empfehlenswert.

Aus den genannten Gründen wird die Nicht-Lineare Programmierung als mögliches Optimierungsverfahren zur Erreichung der Zielstellung hier nicht weiter untersucht.

Heuristische Verfahren basieren nicht auf mathematischen Algorithmen, sondern sie beschreiben bewährte Vorgehensweisen zur Suche nach einer guten Lösung. Als Verfahren dieser Gruppe sind in erster Linie die Evolutionsstrategie (ES) von Schwefel (1981) und die Genetischen Algorithmen (GA) von Holland (1994) zu nennen. Die Grundlage bildet das Darwinsche Evolutionsprinzip, bestehend aus Selektion und Reproduktion. Mit diesen beiden Methoden können ES und GA einen Suchraum zufällig absuchen und sich dabei auf vielversprechende Regionen konzentrieren. Eine Übersicht über Anwendungen der ES liefern Bäck und Schwefel (1993). Goldberg (1989) hat verschiedene Anwendungsfälle der GA zusammengestellt.

Die große Stärke der Methoden liegt in der Möglichkeit, mit begrenztem Rechenaufwand hochdimensionale Optimierungsprobleme lösen zu können. Mit diesen Methoden können auch Probleme bearbeitet werden, die mit mathematischen Optimierungsalgorithmen nicht mehr handhabbar sind. Dabei werden an die Art des Optimierungsproblems keine besonderen Anforderungen gestellt. Es ist nur erforderlich, die Fitness eines Individuums ermitteln zu können (häufig durch Simulation). Zusätzlich kann das Verfahren hochgradig parallel abgearbeitet werden. Außerdem ist die Optimierung vom eigentlichen Optimierungsproblem abgelöst, so dass mit dem gleichen Optimierungsverfahren völlig unterschiedliche Aufgabenstellungen bearbeitet werden können (z. B. Betriebsoptimierung eines Talsperrensystems und Materialminimierung einer Stahlbrücke). Im Bereich der Wasserwirtschaft gibt es zur Betriebsregelerzeugung Untersuchungen von Oliveira und Loucks (1994, 1997) mit genetischen Algorithmen, die auf ein Talsperrensystem angewendet wurden. Evolutionsstrategien wurden an das Simulationsmodell Talsim (Lohr, 1997) angebunden, um Betriebsregeln zu erzeugen. Insgesamt sollte es mit diesen Verfahren möglich sein, dynamische Randbedingungen eines Talsperrensystems abzubilden.

Die Nachteile der Verfahren sind zum einen, dass das Auffinden eines Optimums nicht garantiert ist und dass Schwierigkeiten bei vielen nicht trivialen Restriktionen auftreten können. Zum anderen existieren nur Hinweise aber keine definitiven Erkenntnisse zur Auswahl der Optimierungsparameter. Daher ist für eine Optimierung ein Ausprobieren verschiedener Parameter erforderlich (Dandy, 2001). Zusätzlich besteht für beide Verfahren keine Möglichkeit zur expliziten Berücksichtigung stochastischer Systemeigenschaften. Eine implizite Berücksichtigung erscheint wegen des ohnehin großen Rechenaufwands der vielen Simulationsläufe nicht sinnvoll. Aus diesen Gründen werden die heuristischen Verfahren hier nicht weiter verfolgt.

Mehrzielverfahren

Die Mehrzielverfahren bieten gegenüber den Optimierungsverfahren für ein Ziel die Möglichkeit, mehrere Ziele zu optimieren. Für die eigentliche Optimierung benötigen sie die Verfahren der vorhergehenden Gruppe.

Die Mehrzielverfahren sind in der Lage, nicht nur mehrere Ziele mit gleichem, sondern auch mit unterschiedlichen Wertmaßstäben zu bearbeiten. Der aggregierte Zielwert wird bei den Verfahren mit Hilfe von Gewichten berechnet. Die verschiedenen Verfahren unterscheiden sich wesentlich hinsichtlich des Zeitpunkts der Gewichtsvergabe. So gibt es neben A-priori und A-posteriori auch interaktive Verfahren.

Da es im Talsperrenbetrieb die Regel ist, mehrere unterschiedlichste Ziele zu verfolgen, ist es für die gestellte Aufgabe unbedingt erforderlich, ein solches Mehrzielverfahren anzuwenden.

Weitere Verfahren

Die Warteschlangentheorie (Schultz, 1973) steht etwas außerhalb der ursprünglichen drei Gruppen. Dieses Verfahren wurde für die effiziente Abarbeitung von Warteschlangen entwickelt. Durch die Diskretisierung des Zuflusses in Vielfache eines gewissen Volumens, wird dieser in einzelne Elemente zerlegt. Das von der Talsperre aufgestaute Wasservolumen kann dann als eine Warteschlange mit x Wasserelementen interpretiert werden. Diese Warteschlange wird dann an der Sperrstelle abgearbeitet wie eine Warteschlange von Kunden an der Kasse.

Expertensysteme (Wolbring, 1997) liegen ebenfalls ein wenig außerhalb der zuvor verwendeten Einteilung. Sie stellen eine Methode dar, mit der aus qualitativem und quantitativem Wissen Schlussfolgerungen gezogen werden können. Diese Schlussfolgerungen können dem Anwender gegenüber mit Hilfe des zugrunde liegenden Wissens „erläutert“ werden. Da diese Systeme zunächst mit Wissen gefüllt werden müssen, gilt hier in etwa das Gleiche wie für die Simulation. Der Anwender muss im Voraus wissen, wie das System zu betreiben ist, da das Expertensystem ihm nur bei der Organisation und Interpretation des Wissens helfen kann. Daher ist auch diese Methode für die weitere Untersuchung nicht direkt hilfreich. Es kann aber ein hilfreiches Mittel sein, um die mittels Optimierung erstellten Betriebsregeln weiter zu untersuchen oder in der Praxis anzuwenden.

Wie sich aus dieser Übersicht über Verfahren zur Systemanalyse von Talsperrensystemen ergibt, sind unter den gestellten Bedingungen die Optimierungsverfahren zur Ermittlung des Betriebs vorzuziehen. Bei diesen wiederum bieten nur die LP und die DP die notwendigen Eigenschaften, um das gestellte Problem zu lösen.

Die DP hat gegenüber der LP den Vorteil, dass stochastische Systemeigenschaften einfacher explizit berücksichtigt werden können. Zusätzlich kamen Loucks und Falkson (1970) bei einem Vergleich des rechentechnischen Aufwands von stochastischer LP und DP zu dem Schluss, dass bei kleinen Aufgabenstellungen die LP von Vorteil ist. Bei größeren Systemen hingegen ist der Einsatz der DP erheblich effektiver. Diese Empfehlung der DP zur Betriebsoptimierung von Talsperrensystemen wurde von Roefs und Guitron (1975) bestätigt. Insbesondere bietet die explizite Stochastisch Dynamische Programmierung den zusätzlichen Vorteil, dass sie direkt eine Betriebsregel erzeugt. Der aufwändige Vorgang, aus den Abgabezeitreihen und den Systemzuständen mittels Regression eine Betriebsregel herzuleiten, entfällt dadurch.

Aus den oben genannten Gründen erscheint die Dynamische Programmierung als geeignetstes Optimierungsverfahren zur Erfüllung der in Kapitel 2.5 aufgestellten Anforderungen und wird im Folgenden weiter untersucht.

3.2 Entwicklung der DP zur Optimierung des Talsperrenbetriebs

Um die Möglichkeiten und Grenzen der Dynamischen Programmierung genauer kennen zu lernen, gibt das folgende Unterkapitel einen Überblick über deren Entwicklung und Anwendung im Bereich der Talsperrenbewirtschaftung und erläutert verschiedene Erweiterungen dieser Optimierungstechnik.

Die DP wurde von Bellman (1957) entwickelt. Sie zerlegt einen großen Lösungsraum mit vielen sequenziellen Entscheidungen in einzelne sequenzielle Unterprobleme mit reduziertem Lösungsraum und je einer Entscheidung. Die Zielfunktion (3.1) ist die Basis des Optimierungsverfahrens. Mit Hilfe der Rekursionsgleichung (3.2) erfolgt eine schrittweise Lösung der Zielfunktion. Innerhalb der Optimierung werden die Talsperrenabgaben nach Gleichung (3.3) berechnet.

$$Z = \max_{\text{kt}} \sum_{\text{kt}} B_{\text{kt}} \quad (3.1)$$

$$f_t^n(\mathbf{k}) = \max_l (B_{\text{kt}} + f_{t+1}^{n-1}(l)) \quad (3.2)$$

$$R_{\text{kt}} = S_{\text{kt}} + Q_t - E_{\text{kt}} - S_{l,t+1} \quad (3.3)$$

mit:	f	Zustandsbewertungsfunktion
	B	Nutzen (B _{kt} = Funktion (S _{kt} , R _{kt} , S _{l,t+1}))
	S	Speicherinhalt
	Q	Zufluss
	R	Abgabe
	E	Verdunstung
	t	Etappe (Zeitschritt)
	n	Anzahl der verbleibenden Etappen
	k	Speicherinhaltsklasse zu Beginn von t
	l	Speicherinhaltsklasse am Ende von t

Der sich ergebende Entscheidungsablauf wird in Abb. 3.1 veranschaulicht.

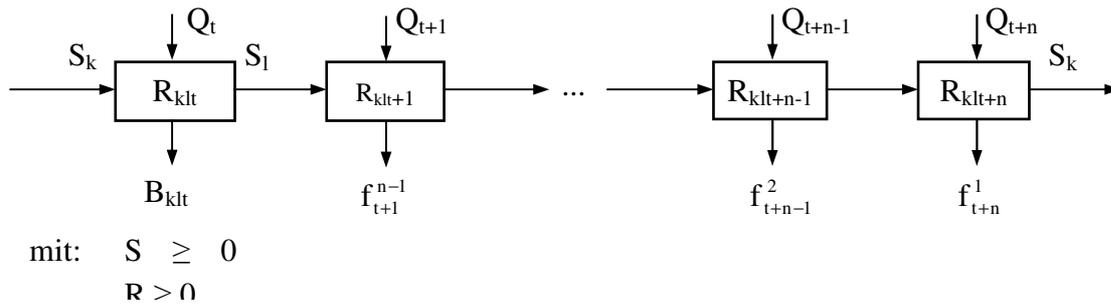


Abb. 3.1: Ablauf der sequenziellen Entscheidungen in der Dynamischen Programmierung

Die Eingangsdaten im ersten Intervall sind der Anfangsspeicherinhalt S_k und der Zufluss Q_t . In diesem Intervall wird die Entscheidung zur Abgabe von R_{klt} getroffen. Daraus ergibt sich ein Gewinn von B_{klt} und ein Endspeicherinhalt von S_1 . Dieser Inhalt ist wiederum der Anfangsinhalt für das nächste Intervall. Dessen Abgabe wird auf die gleiche Art und Weise bestimmt. Dieser Vorgang wird wiederholt, bis die Abgaben aller verbleibenden Intervalle bestimmt sind. Auf diese Weise wird die enorme Größe des Lösungsraumes in die kleineren Lösungsräume der sequenziellen Optimierungsprobleme reduziert. Da dieser Optimierungsvorgang zeitlich rückwärts abläuft (von einem Ziel ausgehend wird in jeder Etappe ermittelt, wie man am besten zu diesem Ziel kommt), wird er auch als Rückwärtsrechnung bezeichnet. Mit ihr wird für jeden Zustand die optimale Entscheidung gefunden. Durch die anschließende Vorwärtsrechnung werden anhand der optimalen Entscheidungen die daraus resultierenden Systemzustände berechnet und der optimale Zielwert ermittelt.

Der Großteil der Erweiterungen der DP ist von der Zielsetzung der Reduzierung der Auswirkungen des „Fluchs der Dimensionalität“ (siehe S. 26) geprägt. Yakowitz (1982) vermittelt einen Überblick über die weitere Entwicklung der DP in Bezug auf den Einsatz in der Wasserbewirtschaftung.

Als Erste entwickelten Bellman & Dreyfus (1962) ein Verfahren zur Lösung des Dimensionsproblems. Sie schlugen die sukzessive Approximation vor. Dabei wird jeweils nur eine Zustandsvariable variiert, während die anderen konstant bleiben. Dieses Verfahren geht iterativ alle Zustandsvariablen durch und beginnt anschließend von vorne, bis ein stabiler Zustand erreicht ist. Das Verfahren konvergiert monoton gegen ein Optimum, welches aber nicht zwangsläufig global sein muss.

Inkrementelle Dynamische Programmierung (IDP) von Larson (1968) bzw. die allgemeinere Diskrete Differentielle Dynamische Programmierung (DDDP) von Heidari et al. (1971) wurden ebenfalls entwickelt, um das Dimensionsproblem zu lösen. Dabei werden, von einer Ursprungslösung ausgehend, nur die benachbarten Zustände untersucht. Dies erfolgt iterativ, bis ein stabiler Zustand gefunden ist. Ein Nachteil dieses Verfahrens besteht aus der Notwendigkeit einer initialen Betriebsregel. Außerdem können diese Verfahren nicht den gesamten Lösungsraum absuchen und dadurch in einem lokalen Optimum enden. Diese Gefahr kann reduziert werden, indem beispielsweise die Abstände der diskreten Zustände während der iterativen Durchläufe sinnvoll angepasst werden (Turgeon, 1982). Sie lässt sich aber nicht vollständig vermeiden.

Wie bereits oben beschrieben, ist es möglich, stochastische Systemeigenschaften in die Optimierung mit DP einzubeziehen (Howard, 1960). Die entsprechende Stochastisch Dynamische Programmierung (SDP) kann implizit oder explizit erfolgen. Bei der impliziten Berücksichtigung der Stochastizität erfolgen mehrere Optimierungsläufe mit verschiedenen stochastisch generierten Eingangszeitreihen. Die Optimierung erfolgt mit einer herkömmlichen DP. Für die Verwendung in der Talsperrenbetriebsoptimierung bedeutet das, wie von Young (1967) durchgeführt, dass eine Vielzahl von stochastisch generierten Zuflusszeitreihen für die DP-Optimierung verwendet wird. Aus den vielen resultierenden Betriebsregeln muss mit Hilfe von Regressionsrechnungen eine Betriebsregel ermittelt werden.

Mit einer anderen Zielstellung aber gleicher Vorgehensweise wie bei der impliziten SDP verwendeten Karamouz und Houck (1982) die DP. Sie optimierten die Abgaben einer Talsperre zunächst ohne Restriktionen. In den folgenden iterativen Durchgängen wurde der Lösungsraum durch Hinzufügen von Abgabebegrenzungen immer weiter eingeschränkt, wobei die erzeugte Betriebsregel bis zu einem Optimum immer besser wurde. Bei diesem Vorgehen lässt sich aber der stochastische Zuflusscharakter nicht sinnvoll berücksichtigen.

Im Gegensatz zur impliziten Berücksichtigung wird bei der expliziten SDP die Stochastik direkt in der Optimierung berücksichtigt. Butcher (1971) verwendet Übergangswahrscheinlichkeiten zur expliziten Beschreibung des Zuflusses. Diese geben die Wahrscheinlichkeit wieder, mit der auf eine gewisse diskrete Zuflussmenge in dieser Etappe eine gewisse andere diskrete Zuflussmenge in der nächsten Etappe folgen wird.

Loucks et al. (1981) stellen eine explizite Version der SDP vor. Dieses häufig verwendete Modell nutzt eine Markov-Kette 1. Ordnung und verwendet neben dem Speicherinhalt auch den Zufluss als Zustandsvariable.

Karamouz und Houck (1987) verglichen ihre ursprüngliche DP-Optimierung (Karamouz und Houck, 1982) mit einer expliziten SDP-Optimierung auf Monatsbasis. Dazu untersuchten sie zwölf verschiedene Testfälle anhand von vier verschiedenen großen Einzelspeichern. Das SDP-Modell verwendet eine Markov-Kette 1. Ordnung zur Beschreibung des Zuflusses, und als Zustandsvariablen nutzten sie den Anfangsspeicherinhalt und den Zufluss während der aktuellen Etappe. Die gefundenen Betriebsregeln wurden durch Simulation mit langen synthetischen Zuflusszeitreihen verglichen. In ihren Untersuchungen erzielte die DP bessere Ergebnisse für mittlere und große Speicher und die SDP für kleine Speicher. Das schlechte Abschneiden der SDP für größere Speicher wurde auf die geringe Anzahl der verwendeten Speicherinhaltsklassen zurückgeführt. Aufgrund des bekannten Dimensionsproblems konnte die Anzahl damals nicht weit genug erhöht werden.

Stedinger et al. (1984) sowie Vedula und Mohan (1990) kombinieren die SDP mit Zuflussvorhersagen und erzielen dadurch deutliche Verbesserungen im Talsperrenbetrieb. Da das Vertrauen auf falsche Vorhersagen aber auch zu erheblich schlechteren Ergebnissen führen kann als das vollständige Fehlen von Vorhersagen, verwenden Karamouz und Vasiliadis (1992) Bayessche Stochastisch Dynamische Programmierung (BSDP). Diese Erweiterung

der SDP baut auf den Ergebnissen von Krzysztofowicz (1983) auf und ermöglicht, die Unsicherheit von Zuflussvorhersagen im Entscheidungsprozess zu berücksichtigen.

Eine Variante der o. g. SDP stellt die SSDP (Sampling Stochastic Dynamic Programming) dar (Araujo & Terry, 1974, nach Kelman et al., 1990). Dieses Verfahren verwendet statt einzelner diskreter Zuflüsse eine ganze Zuflussreihe mit z. B. 12 Monatswerten = 1 Jahr. Diese Reihen können aus Messwerten oder generierten Daten bestehen. Durch die Verwendung dieser Zuflussreihen ist neben der Abbildung von Autokorrelationen höherer Ordnung auch die Berücksichtigung von kreuzkorrelierten Zuflüssen möglich. Dabei werden Zuflussreihen mehrerer Speicher zu einem „Sample“ zusammengefasst.

Mit einer verbesserten Berücksichtigung der Vielzahl unterschiedlicher Betriebsziele eines Talsperrensystems befassen sich Tilmant et al. (2001). Um neben quantitativen auch qualitative Ziele berücksichtigen zu können, verwenden sie die Fuzzy-Technik zur Aggregation dieser Ziele. Zur Optimierung nutzen sie eine explizite SDP. Ein Vergleich zwischen SDP und Fuzzy SDP zeigt, dass beide Verfahren ähnliche Ergebnisse liefern (Tilmant, 2002).

Zur Handhabung der Unsicherheiten in den Daten, die zur SDP-Optimierung herangezogen werden, verwenden Chang et al. (2002) die Grey-&-Fuzzy-Technik. Als Anwendungsbeispiel dient die Shiman-Talsperre in Taiwan, welche mit Inhalts- und Abgabezielen optimiert wird. Durch diese GFSDP-Optimierung wird eine deutliche Reduktion der Fehlwasermengen erreicht.

Der Großteil der weiteren Entwicklung der SDP befasst sich mit der Optimierung von Talsperrensystemen und dadurch mit dem Versuch der Lösung des Dimensionsproblems. Diese Entwicklung wird in Kapitel 4 weiter beschrieben.

Neben den reinen DP-Anwendungen gibt es auch Vorgehensweisen, bei denen verschiedene Optimierungsverfahren kombiniert werden. Im Falle der DP erfolgt die Kombination häufig mit der Linearen Programmierung.

Hall et al. (1968) verwenden beispielsweise deterministische DP für die Optimierung einzelner Speicher des dekomponierten „California-Water-Projects“. Mit Hilfe einer LP wurden die Einzelergebnisse zum optimalen Betrieb des Gesamtsystems kombiniert. Die dabei ermittelten Schattenpreise der unterschiedlichen Betriebsziele gehen in einem iterativen Prozess als neuer Input in die DP ein. Diese Iterationen werden bis zum Erreichen eines stabilen Zustands der Zielfunktion fortgeführt.

Eine weitere Kombination aus LP und deterministischer DP verwendeten Becker und Yeh, (1974) für den Echtzeitbetrieb des „California Central Valley Projects“. Die LP minimierte in jeder Etappe den gesamten Verlust der potenziellen Energie des gespeicherten Wassers aller Talsperren. Diese Optimierung war eingebettet in eine DP, die den Betrieb über ein ganzes Jahr ermittelte. Diese DP verwendete als Eingangsdaten die vorhergesagten Zuflüsse zum Talsperrensystem.

Takeuchi und Moreau (1974) übertrugen die Kombination aus LP und DP auf die stochastische DP und minimierten damit den ökonomischen Verlust des Betriebs eines Sys-

tems aus fünf Talsperren. Dabei minimierte die DP den aktuellen Verlust und die LP den erwarteten zukünftigen Verlust, abhängig vom jeweiligen Endspeicherinhalt.

Diese Kombination aus LP und SDP verwendeten Vedula und Kumar (1996), um die Bewässerung aus einer Talsperre zu optimieren. Die LP optimierte die Wasserverteilung auf die unterschiedlichen Pflanzenarten innerhalb einer Saison. Die erzielten Ergebnisse sind die Eingangsdaten in die SDP, welche den Talsperrenbetrieb für die verschiedenen Jahreszeiten erzeugt.

Die meisten kombinierten LP-DP-Ansätze haben eine ähnliche Vorgehensweise. Sie verwenden die DP für die Optimierungsaufgaben, die über mehrere Etappen hinweg erfolgen. Eingebettet in diese Optimierung wird LP für die Zuordnung verschiedener Ressourcen zu den unterschiedlichen Nutzungen verwendet. Durch dieses Vorgehen können die Stärken beider Verfahren für die Gesamtaufgabe genutzt werden. Die Nachteile dieser Koppelung sind zum einen die aufwändige Lösung (Umwandlung) nichtlinearer Probleme und zum anderen die Schwierigkeiten bei der Berücksichtigung von stochastischen Systemeigenschaften (Milutin, 1998).

Wie dieser Überblick zeigt, beschränkt sich der Einsatz der Dynamischen Programmierung bisher auf statische Systeme. Die zeitliche Veränderung von Zielen, Restriktionen und Systemstruktur ist kein Bestandteil der bisherigen Untersuchungen.

Von den verschiedenen DP-Verfahren erscheint die explizite SDP am erfolgversprechendsten die Anforderungen an die Betriebsoptimierung von Talsperrensystemen berücksichtigen zu können. Die Gründe dafür sind zum einen die explizite Berücksichtigung stochastischer Systemeigenschaften. Dadurch ist die aufwändige und schwierige stochastische Datengenerierung nicht notwendig. Zum anderen ist dieses Verfahren in der Lage, direkt eine Betriebsregel zu generieren. Dadurch entfällt die Herleitung der Betriebsregel mittels Regression, was ebenfalls aufwändig und teilweise nicht erfolgsbringend ist. Zusätzlich bietet die SDP allgemein die Möglichkeit zur Integration von Zuflussvorhersagen, indem die Übergangswahrscheinlichkeiten mittels Bayestheorie gemäß der aktuellen Zuflussvorhersagen angepasst werden. Dies ist eine Option zur weiteren Verbesserung des Modells. Aufgrund dieser Eigenschaften wird die SDP im Weiteren eingehender untersucht.

3.3 Voraussetzungen und Möglichkeiten des Einsatzes der Stochastisch Dynamischen Programmierung

Die explizite SDP nach Loucks et al. (1981) verwendet neben dem Speicherinhalt den Zufluss zum Speicher als zusätzliche Zustandsvariable. Ihre Rekursionsgleichung ergibt sich gemäß Gleichung (3.4).

$$f_t^n(k,i) = \max_l \left(B_{kilt} + \sum_j P_{ij}^t f_{t+1}^{n-1}(l,j) \right) \quad \forall k,i;l \text{ möglich} \quad (3.4)$$

mit:	B	Nutzen (B_{kilt} = Funktion ($S_{kt}, Q_{it}, R_{kilt}, S_{l,t+1}$))
	P	Übergangswahrscheinlichkeit des Zuflusses
	i	Zuflussklasse während t
	j	Zuflussklasse während t+1
	t	Etappe
	n	Anzahl der verbleibenden Etappen
	k	Speicherinhaltsklasse zu Beginn von t
	l	Speicherinhaltsklasse am Ende von t

Um die Arbeitsweise der expliziten SDP zu verstehen, wird hier eine kurze Beispieloptimierung von Loucks et al. (1981) vorgestellt.

In dem Beispiel soll ein Speicher mit zwei möglichen Anfangsspeicherinhalten S_{kt} und $S_{l,t+1}$ über die Dauer von zwei Etappen optimiert werden. Der Zufluss in jeder Etappe kann zwei diskrete Zustände Q_{it} annehmen. Optimierungsziel ist die Minimierung der quadratischen Abweichung von einem konstanten Speicherinhalt ($TS = 20$) und einer konstanten Abgabe ($TR = 30$). Die diskreten Systemzustände wie Speicherinhalt, Zufluss, Verdunstung, Abgabe und quadrierte Abweichungen vom Inhalts- und Abgabeziel sind in Tab. 3.1 wiedergegeben.

3 Verfahren in der Planung der Bewirtschaftung von Talsperrensystemen

Tab. 3.1: Berechnung diskreter Systemleistungsparameter (Loucks et al., 1981)

Anfangsinhalt		Zufluss		Endinhalt		Verdunstung	Abgabe	Abweichung ²		\sum Abweichung ²
Index k	Volumen S_{kit}	Index i	Volumen Q_{it}	Index l	Volumen $S_{l,t+1}$	Volumen E_{kit}	Volumen R_{kit}	Inhalt	Abgabe	B_{kit}
Etappe t=1										
1	20	1	10	1	10	0	20	0	100	100
1	20	1	10	2	20	1	9	0	441	441
1	20	2	20	1	10	0	30	0	0	0
1	20	2	20	2	20	1	19	0	121	121
2	30	1	10	1	10	1	29	100	1	101
2	30	1	10	2	20	2	18	100	144	244
2	30	2	20	1	10	1	39	100	0	100
2	30	2	20	2	20	2	28	100	4	104
Etappe t=2										
1	10	1	30	1	20	0	20	100	100	200
1	10	1	30	2	30	0	10	100	400	500
1	10	2	40	1	20	0	30	100	0	100
1	10	2	40	2	30	0	20	100	100	200
2	20	1	30	1	20	0	30	0	0	0
2	20	1	30	2	30	1	19	0	121	121
2	20	2	40	1	20	0	40	0	0	0
2	20	2	40	2	30	1	29	0	1	1

Die ersten sechs Spalten enthalten die möglichen Systemzustände und Spalte sieben und acht die sich ergebende Verdunstung und die resultierende Abgabe. Die verbleibenden drei Spalten enthalten die quadratischen Abweichungen von den Zielgrößen.

Die Übergangswahrscheinlichkeiten der Zuflüsse von einer Etappe zur nächsten ergeben sich aus der Wahrscheinlichkeit, mit der auf einen Zufluss Q_{it} in Etappe t ein Zufluss $Q_{j,t+1}$ in Etappe t+1 folgt. Die im Beispiel verwendeten Übergangswahrscheinlichkeiten enthält Tab. 3.2.

Tab. 3.2: Übergangswahrscheinlichkeiten des Zuflusses (Loucks et al., 1981)

		Etappe t=2					Etappe t=1		
		j	1	2			j	1	2
Etappe t=1	i	Q _{i1}			Etappe t=2	i	Q _{i2}		
	1	10	0,7	0,3		1	10	0,6	0,4
	2	20	0,2	0,8		2	20	0	1

Wie auch die normale DP, rechnet diese SDP rückwärts. Im Beispiel ist die zweite die letzte Etappe. Dementsprechend wird für alle möglichen Ursprungsvektoren k und i das Minimum der quadrierten Zielabweichung berechnet:

$$f^2(k, i) = \min_i (B_{kii}) \tag{3.5}$$

Daran anschließend kann die nächste Etappe berechnet werden. Dabei werden die Übergangswahrscheinlichkeiten P_{ij}^t berücksichtigt:

$$f_1^2(k, i) = \min_i \left[B_{kii} + \sum_{j=1}^2 P_{ij}^1 \cdot f_2^1(i, j) \right] \tag{3.6}$$

Die allgemeine Rekursionsgleichung zur Berechnung der Optimierungsaufgabe ergibt sich zu:

$$f_t^n(k, i) = \min_i \left[B_{kilt} + \sum_{j=1}^2 P_{ij}^t \cdot f_{t+1}^{n-1}(i, j) \right] \tag{3.7}$$

Nach zehn Schritten erreicht die SDP für dieses Beispiel eine stabile Lösung. Diese ist definiert durch eine konstante Differenz zwischen $f_t^{n+2}(k, i)$ und $f_t^n(k, i)$ für alle k, i und t. Diese konstante Differenz ist der Erwartungswert der jährlichen Summe der quadrierten Abweichungen von den Zielgrößen. Tab. 3.3 stellt die Ergebnisse aller Zwischenschritte des Optimierungsbeispiels dar.

3 Verfahren in der Planung der Bewirtschaftung von Talsperrensystemen

Tab. 3.3: Zwischenergebnisse der Rückwärtsrechnung des Optimierungsproblems (Loucks et al., 1981)

Etappe 1: t=2, n=1						Etappe 2: t=1, n=2					
Zustand		B_{kil}		$f_2^1(k,i)$	l^*	Zustand		$f_1^2(k,i,1)$		$f_1^2(k,i)$	l^*
k	i	l: 1	2			l: 1	2				
1	1	200	500	200	1	1	1	270	441	270	1
1	2	100	200	100	1	1	2	120	121	120	1
2	1	0	121	0	1	2	1	271	244	244	2
2	2	0	1	0	1	2	2	220	104	104	2

Etappe 3: t=2, n=3						Etappe 4: t=1, n=4					
Zustand		$f_2^3(k,i,1)$		$f_2^3(k,i)$	l^*	Zustand		$f_1^4(k,i,1)$		$f_1^4(k,i)$	l^*
k	i	l: 1	2			l: 1	2				
1	1	410	688	410	1	1	1	453	619,5	453	1
1	2	220	304	220	1	1	2	258	247	247	2
2	1	210	309	210	1	2	1	454	422,5	422,5	2
2	2	120	105	105	2	2	2	358	230	230	2

Etappe 5: t=2, n=5						Etappe 6: t=1, n=6					
Zustand		$f_2^5(k,i,1)$		$f_2^5(k,i)$	l^*	Zustand		$f_1^6(k,i,1)$		$f_1^6(k,i)$	l^*
k	i	l: 1	2			l: 1	2				
1	1	570,6	845,5	570,6	1	1	1	603,5	769,7	603,5	1
1	2	347,0	430,0	347,0	1	1	2	391,7	379,9	379,9	2
2	1	370,6	466,5	370,6	1	2	1	604,5	572,7	572,7	2
2	2	247,0	231,0	231,0	2	2	2	491,7	362,9	362,9	2

Etappe 7: t=2, n=7						Etappe 8: t=1, n=8					
Zustand		$f_2^7(k,i,1)$		$f_2^7(k,i)$	l^*	Zustand		$f_1^8(k,i,1)$		$f_1^8(k,i)$	l^*
k	i	l: 1	2			l: 1	2				
1	1	714,1	988,8	714,1	1	1	1	743,8	910,0	743,8	1
1	2	479,9	562,9	479,9	1	1	2	526,8	515,0	515,0	2
2	1	514,1	609,8	514,1	1	2	1	744,8	713,0	713,0	2
2	2	379,9	363,9	363,9	2	2	2	626,7	498,0	498,0	2

Etappe 9: t=2, n=9						Etappe 10: t=1, n=10					
Zustand		$f_2^9(k,i,1)$		$f_2^9(k,i)$	l^*	Zustand		$f_1^{10}(k,i,1)$		$f_1^{10}(k,i)$	l^*
k	i	l: 1	2			l: 1	2				
1	1	852,3	127,0	852,3	1	1	1	881,4	1047,3	881,4	1
1	2	616,0	698,0	616,0	1	1	2	663,3	650,7	650,7	2
2	1	652,3	748,0	652,3	1	2	1	882,4	850,3	850,3	2
2	2	515,0	499,0	499,0	2	2	2	763,3	633,7	633,7	2

Die optimale Betriebsregel kann aus der Auswertung der letzten Etappen der Rückwärtsrechnung ermittelt werden. Sie ergibt sich gemäß Tab. 3.4.

Tab. 3.4: Betriebsregel / Vorwärtsrechnung des Optimierungsproblems (Loucks et al., 1981)

Etappe t = 1				Etappe t = 2			
	Q_{i1}	10	20		Q_{i1}	30	40
	i	1	2		i	1	2
S_{k1}	k	$S_{12}(l)$		S_{k1}	k	$S_{11}(l)$	
20	1	10(1)	20(2)	10	1	20(1)	20(1)
30	2	20(2)	20(2)	20	2	20(1)	30(2)

Um die Stochastisch Dynamische Programmierung anwenden zu können, muss das zu optimierende Talsperrensystem einige Randbedingungen erfüllen. Diese ergeben sich aus der rekursiven Berechnungsweise der SDP über mehrere Jahreszyklen hinweg. Damit die Optimierung dabei gegen einen stabilen Zustand konvergiert, ist es erforderlich, dass sowohl der Nutzen des Talsperrenbetriebs als auch die Zuflussübergangswahrscheinlichkeiten sich nicht von einem zum anderen Jahr ändern. Das bedeutet, dass in jedem betrachteten Jahr eine Kombination aus Systemzustand (Speicherinhalt und Zufluss) und Entscheidung (Abgaben) immer den gleichen Gewinn hervorruft. Wird also eine monetäre Einheit zur Beschreibung des Gewinns verwendet, so können Akkumulations- und Diskontierungseffekte nicht direkt berücksichtigt werden. Außerdem folgt aus der Forderung nach konstanten Übergangswahrscheinlichkeiten, dass die Talsperrenzuflüsse nicht trendbehaftet sein dürfen. Andernfalls ergäbe sich eine instabile Matrix von Übergangswahrscheinlichkeiten, was zu instabilen Systemzustandswahrscheinlichkeiten zwischen zwei iterativen Optimierungsschritten führen würde.

Neben diesen Bedingungen ist es auch erforderlich, dass die Matrix der Übergangswahrscheinlichkeiten ergodisch ist. Fehlende Ergodizität führt dazu, dass nicht alle Systemzustände durch die Übergangswahrscheinlichkeiten erreicht werden, da beispielsweise Senken (nach einem a folgen nur noch as) oder Zyklen (nach einem b kann nur noch ababab... folgen) enthalten sind. Daraus folgt, dass der Endzustand vom Anfangszustand abhängig ist. Ein gehäuftes Auftreten von Wahrscheinlichkeiten = 0 führt zu dieser Eigenschaft und muss daher vermieden werden (He & Bogardi, 1989; Huang & Wu, 1993).

Aufgrund der Lösungen des Dimensionsproblems werden die Einsatzmöglichkeiten der SDP im Bereich der Betriebsoptimierung von Talsperren insbesondere im Hinblick auf Speichersysteme gesucht. Dabei liegt der Schwerpunkt auf der Präsentation von Verfahren zur Reduktion dieses Dimensionsproblems. Anwendungsbeispiele für Einzelspeicher können bei Bras et al. (1983) und Subhakar & Venugopal (1996) nachgelesen werden.

Bei der Anwendung der SDP zur Optimierung von Talsperrensystemen stellt der bereits mehrfach angesprochene „Fluch der Dimensionalität“ ein großes Problem dar, weil der erforderliche Rechenaufwand exponentiell mit der Anzahl der Zustandsvariablen und damit der Anzahl der Talsperren zunimmt. Aus diesem Grund gibt es nur sehr wenige Untersuchungen, in denen eine „Standard“-SDP zur Anwendung kommt.

Harboe et al. (1991) liefern ein Beispiel für eine solche Anwendung. Sie optimieren ein System aus zwei seriellen Talsperren in Sri Lanka im Hinblick auf Stromerzeugung und Bewässerung. Durch die Diskretisierung von Zufluss und Speicherkapazität erhalten sie ein Optimierungsproblem mit maximal 784 Zuständen ($4 \cdot 4 \cdot 7 \cdot 7$). Um einen dritten Speicher erweitern Kularathna und Bogardi (1990) dieses Problem. Zur Optimierung des Systems muss allerdings die Diskretisierung der Zustandsgrößen so grob ausfallen, dass eine sinnvolle Modellabbildung nicht mehr gewährleistet ist und die Optimierungsergebnisse relativ schlecht sind (siehe Kapitel 4.2). Dieses Vorgehen stellt also keinen sinnvollen Weg zur Optimierung von Speichersystemen dar, auch nicht für kleine Systeme.

Piccardi und Soncini-Sessa (1991) wendeten eine "Standard"-SDP auf ein Problem mit zwei Zustandsvariablen an. Sie passten den Optimierungsalgorithmus zur Anwendung auf Vektor- und Parallelcomputern an und konnten dadurch feine Diskretisierungen mit bis zu 10^4 Systemzuständen lösen. Da der Zugang zu „Supercomputern“ begrenzt ist, stellen Vektorcomputer und Parallelrechner nicht die Lösung des Dimensionsproblems dar. Auch wenn in den letzten Jahren die Leistung moderner Computer erheblich zugenommen hat, so ist die Problematik exponentiell wachsenden Rechenbedarfs damit nicht gelöst. Daher scheinen (zumindest derzeit noch) Verfahren am geeignetesten, die die Größe des zu untersuchenden Lösungsraums verringern.

Eine Möglichkeit zur Reduktion des Dimensionsproblems ist die Verwendung von mehrstufigen Verfahren. Dies bezieht sich nicht nur auf die Kombination von LP und DP bzw. SDP (siehe Kapitel 3.2). In einem zweistufigen Ansatz verwenden Paudyal et al. (1990) IDP (siehe Kapitel 3.2) und SDP zur Optimierung der Energieerzeugung eines Talsperrensystems mit zwei Speichern. Mit Hilfe der IDP maximieren sie für kritische Zeiträume die konstante monatliche Abgabe, indem der Betriebsraum der Speicher begrenzt wird. Das derart verringerte, zu diskretisierende Volumen kann anschließend ausreichend genau in der SDP abgebildet werden. Dieser zweite Optimierungsschritt hat die Maximierung der Jahresenergieproduktion zur Aufgabe.

Karamouz et al. (1992) verwenden die implizite SDP zur Optimierung eines Systems mit zwei Speichern. Vor allem für komplexe Systeme liefert aber das implizite Verfahren schlechtere Ergebnisse als die explizite SDP (Kularathna, 1992). Problematisch ist die geringe Genauigkeit der Regressionsanalyse, um aus den vielen Betriebsregeln die optimale Regel zu ermitteln. Außerdem ist das Generieren mehrerer korrelierter Zulaufpegel schwierig. Teilweise ist es sogar unmöglich, die Kreuzkorrelationen mit ausreichender Genauigkeit wiederzugeben.

Die obigen Beispiele der Betriebsoptimierung von Talsperrensystemen ermöglichen die Berücksichtigung weniger Speicher. Wird aber die Anzahl der betrachteten Speicher etwas größer, so müssen zusätzliche Verfahren zur Reduktion der Dimensionalität eingesetzt werden, um das Optimierungsproblem lösen zu können.

Die einfachste Möglichkeit, die Dimensionalität zu reduzieren, stellt die **Systemvereinfachung** dar. Dabei soll das echte Speichersystem durch ein vereinfachtes Modell wiedergegeben werden. Kelman et al. (1990) optimierten beispielsweise nur den Betrieb eines von

vier Speichern. Dieses Vorgehen ergab sich daraus, dass der eine Speicher ca. 90 % der aktiven Speicherkapazität des Systems darstellte. Für die drei restlichen Speicher wurde angenommen, dass ihr prozentualer Füllstand dem des optimierten Speichers entspricht.

Bei der Optimierung des Shasta-Trinity Systems (USA) berücksichtigten Tejada-Guibert et al. (1993) nur zwei der drei Talsperren im System. Der Grund für die Vernachlässigung des dritten Speichers ist wiederum seine relativ geringe aktive Speicherkapazität. Vergleichbar ist auch das Vorgehen von Kim & Palmer (1997), die nur den größten der drei Speicher des Skagit-Talsperrensystems (Kanada / USA) optimierten. Der historische Betrieb der beiden kleineren Speicher zeigte nur geringe Inhaltsschwankungen und führte so zur Vernachlässigung der aktiven Speicherkapazität.

Ein weiteres Verfahren zur Anwendung der SDP auf Talsperrensysteme ist die **Systemdekomposition**. Dabei wird ein komplexes System in mehrere einfachere, kleinere Teilsysteme zerlegt. Diese Methode fand bereits in einer Vielzahl von Untersuchungen ihre Anwendung und wird eingehend in Kapitel 4 beschrieben.

Die **Aggregation und Disaggregation** ähnelt der Dekomposition insoweit, dass ein komplexes System in einfachere, kleinere Systeme überführt wird. Dies erfolgt im Gegensatz zur Dekomposition nicht durch Zerlegen, sondern durch Zusammenfassen mehrerer Komponenten (Talsperren) zu einer hypothetischen aggregierten Komponente. Nach der Optimierung wird der Betrieb dieser hypothetischen Komponente auf die echten Komponenten zerlegt (disaggregiert).

Kularathna und Bogardi (1989 und 1990) verwendeten dieses Verfahren zur Optimierung des Mahaweli-Talsperrensystems (Sri Lanka). Das System enthält vier serielle Speicher, von denen die beiden mittleren zusammengefasst wurden. Der unterste Speicher wurde wegen seiner geringen Kapazität vernachlässigt. Nach der Bearbeitung des verbleibenden Zwei-Speichersystems wurde mit demselben Optimierungsmodell die Disaggregation des aggregierten Speichers in die beiden ursprünglichen Speicher durchgeführt.

Ähnlich gingen auch Turgeon und Charbonneau (1998) vor. Sie fassten ein Speichersystem mit insgesamt 26 Talsperren in zwei Schritten zu einem Speicher zusammen. Nach der Optimierung des Gesamtsystems erfolgte die Zerlegung in die verschiedenen parallelen Flussläufe durch DP-Optimierung. Diese wurden jeweils in einem weiteren Schritt mittels NLP in die einzelnen Talsperren zerlegt.

Zwei weitere Disaggregationsverfahren wurden von Kularathna (1992) untersucht. Dabei verwendete er neben einer deterministischen Optimierung und der Disaggregation mit SDP-Optimierung auch ein Softwarepaket namens LAST, welches ursprünglich für die statistische Disaggregation mittels Korrelationsanalyse in der hydrologischen Datengenerierung angewendet wurde. Das LAST-Paket erzielte die besten Ergebnisse. Die Ermittlung der notwendigen statistischen Kenngrößen musste dabei aus den historischen Betriebsdaten gewonnen werden, was je nach Anwendungsfall zu schlechten Ergebnissen führen kann. Da die Disaggregation mit SDP-Optimierung nur geringfügig schlechtere Ergebnisse lieferte, war dieses Verfahren vorzuziehen. Die Ergebnisse der deterministischen Optimierung waren erheblich schlechter als die der beiden anderen Verfahren.

Eine weitere Möglichkeit zur Dissaggregation stellen neuronale Netze dar. Saad et al. (1994, 1996) aggregierten ein Fünf-Speichersystem zu einem einzigen Speicher. Nach der SDP-Optimierung wurde der Betrieb dieses Speichers mittels neuronaler Netze (back propagation / radial basis functions) in die einzelnen Speicher disaggregiert. Dazu wurden die neuronalen Netze zunächst mit den Betrieben aus 500, je ein Jahr umfassenden, impliziten SDP-Läufen trainiert.

Neben den hier vorgestellten Untersuchungen verwenden in der Regel auch die kombinierten LP-DP- bzw. LP-SDP-Modelle Aggregation und Disaggregation. Insgesamt liefern alle aggregierten Systeme zu gute Betriebsergebnisse, da die in Wirklichkeit vorkommenden ungünstigen Kapazitätsverteilungen nicht berücksichtigt werden. Daher überschätzen aggregierte Modelle die Leistungsfähigkeit von Speichersystemen. Anwendungstechnisch ist die Disaggregation schwierig. Hier müssen Kenntnisse des Systems verwendet werden, um sinnvolle Ergebnisse zu erhalten.

Eine weitere Gruppe von Methoden zur Reduktion des „Fluchs der Dimensionalität“ sind Verfahren zur **Vereinfachung bzw. Approximation der Zielfunktion**, um die Anzahl der zu untersuchenden diskreten Zustände zu reduzieren.

Saad und Turgeon (1988) sowie Saad et al. (1992) verwendeten die Hauptkomponentenanalyse, um in einem stark korrelierten System die Zustandsvariablen auf die unabhängigen Variablen zu reduzieren. Dadurch war es möglich, die Variablenanzahl in einem 5-Speichersystem von zehn auf vier zu reduzieren. Dadurch konnte der optimale Systembetrieb durch eine konventionelle SDP ermittelt werden.

Einen anderen Weg gingen Pereira und Pinto (1991) bei der Optimierung eines brasilianischen Systems mit 22 Talsperren. Sie verwendeten abschnittsweise lineare Funktionen zur Approximation der Zielfunktion. Dadurch konnte die Anzahl der diskreten Zustände der Zustandsvariablen so weit reduziert werden, dass das System mit einer DP optimiert werden konnte. Tejada-Guibert et al. (1993) untersuchten Spline- und mehrdimensionale lineare Funktionen zur Approximation. Es zeigte sich, dass die Verfahren, abhängig von der Zielfunktion, unterschiedlich gute Ergebnisse lieferten. Insgesamt scheint die Spline-Funktion der mehrdimensionalen linearen Interpolation überlegen zu sein. Sie liefert die besseren Betriebsregeln und benötigt gleichzeitig einen erheblich geringeren Rechenaufwand (Johnson et al., 1993).

Kitanidis und Foufoula-Georgiou (1987) und Foufoula-Georgiou und Kitanidis (1988) verwendeten Polynome zur Approximation in ihrer Gradienten Dynamischen Programmierung (GDP). Dabei kam das Polynom kleinster Ordnung zur Anwendung, das den Wert der Funktion und deren Ableitung an den diskreten Systemzuständen wiedergab. Verglichen mit einer linearen Interpolation benötigt die GDP für gleich gute Ergebnisse nur halb so viele diskrete Zustände.

Insgesamt sind die Approximationsverfahren mathematisch aufwändiger als die anderen Methoden. Weiterhin benötigen sie in der Regel Zusatzinformationen über das zu optimierende System, um z. B. durch Interpolation oder Hauptkomponentenanalyse den Rechenbedarf der Optimierung auf ein handhabbares Maß zu reduzieren.

Bei der Erstellung eines flexiblen Optimierungsmodells sind das System sowie die Ziele und Restriktionen nicht im Voraus bekannt. Daher muss das Modell möglichst variabel sein und mit den unterschiedlichsten Anforderungen arbeiten können. Die Aggregations- und Disaggregationsverfahren sowie die Approximation scheiden zur Systemvereinfachung aus, da für eine gute Disaggregation Informationen über das Talsperrensystem bekannt sein müssen. Bei einem Optimierungsmodell für verschiedenste Talsperrensysteme sind diese Informationen zum Zeitpunkt der Modellerstellung nicht verfügbar.

Auch die Systemvereinfachung stellt kein sinnvolles Werkzeug dar, da sie auf dem Vernachlässigen von Talsperren basiert. Für dieses Vorgehen muss im Voraus bekannt sein, dass die vernachlässigten Talsperren nur einen geringen Einfluss auf das Gesamtsystem haben. Dieses Wissen ist im Rahmen dieser Arbeit zum Zeitpunkt der Modellerstellung nicht verfügbar und kann daher auch nicht ausgenutzt werden.

Die Dekomposition liefert dagegen die geforderte Variabilität, um sich an verschiedenste Systeme anpassen zu können und benötigt nicht bereits im Voraus detaillierte Kenntnisse über das später zu optimierende Talsperrensystem.

3.4 Zusammenfassende Bewertung und bestehendes Forschungsdefizit

Wie in Kapitel 3.1 gezeigt wurde, ist für die Ermittlung von Betriebsregeln in einem dynamischen Umfeld die Optimierung (evtl. in Kombination mit anderen Verfahren) ein sehr effizientes Werkzeug.

Die eingehende Untersuchung der verschiedenen Optimierungsverfahren zeigte, dass es verschiedene Verfahren gibt, die sich in einem dynamischen Umfeld einsetzen lassen. Diese Methoden finden auch in der Wasserwirtschaft schon ihre Anwendung, wobei sie aber in der Regel für ein statisches System genutzt werden und keine interaktive Lösung des Optimierungsproblems ermöglichen. Durch die Anforderung, den stochastischen Zuflusscharakter berücksichtigen zu können, kristallisiert sich die explizite Stochastisch Dynamische Programmierung als sinnvollstes Werkzeug heraus.

Wie die Analyse der Anwendungen der DP im Allgemeinen (Kapitel 3.2) und der expliziten SDP im Speziellen (Kapitel 3.3) zeigt, gibt es bisher keine Erfahrungen in der Anwendung der expliziten SDP auf Talsperrensysteme mit veränderlichen Randbedingungen. Dabei handelt es sich sowohl um die Veränderlichkeit von Betriebszielen, als auch um Veränderungen im System selbst, also in der Anzahl und Konfiguration der Talsperren sowie der Talsperrenzuflüsse. In genau diese Richtung zielt die vorliegende Arbeit.

4 Dekomposition von Speichersystemen bei Stochastisch Dynamischer Programmierung

4.1 Übersicht über verschiedene Dekompositionsansätze

Die Dekomposition von Optimierungsproblemen ist ein häufig verwendetes Verfahren, um Optimierungsaufgaben mit hochgradig komplexen Suchräumen in ein lösbares Problem zu überführen. Neben der Dekomposition des mathematischen Problems (z. B. Benders-Dekomposition) wird im Zusammenhang mit der Stochastisch Dynamischen Programmierung zur Betriebsoptimierung von Talsperrensystemen oft eine physikalische Dekomposition des Talsperrensystems vorgenommen. Dies bedeutet, dass das aus mehreren Elementen bestehende Gesamtsystem mehr oder weniger stark in seine Einzelteile zerlegt wird, die jeweils separat betrachtet werden. Dadurch wird ein unlösbar großes Problem in eine Abfolge kleinerer (lösbarer) Probleme zerlegt. Im Vergleich zu mathematischen Approximationsverfahren benötigt die Dekomposition weniger Rechenaufwand bei steigender Anzahl der Speicher. Der Nachteil der Dekomposition ist das Auffinden eines lokalen Optimums, da durch die Betrachtung der Einzelelemente das Verhalten des Gesamtsystems nicht komplett wiedergegeben werden kann. Eine Vielzahl von Untersuchungen belegt aber, dass die Dekomposition eine qualitativ nur geringfügig schlechtere Lösung, d. h. einen geringfügig schlechteren Wert der Zielfunktion liefert als das globale Optimum und damit ein sinnvolles Vereinfachungsverfahren darstellt.

Die hier vorgestellten Verfahren beziehen sich vorwiegend auf die physikalische Systemdekomposition. Neben der reinen Dekomposition, die das Gesamtsystem in einzelne Speicher zerlegt, werden auch Methoden zur „Aggregation und Dekomposition“ vorgestellt, die ein System in Teilsysteme (bestehend aus mehreren Speichern) zerlegen. Zusätzlich ist die Art der Optimierungsdurchführung von Bedeutung. Dabei werden iterative und nicht-iterative Methoden unterschieden.

4.2 Anwendungsbeispiele der Systemdekomposition

Um die Spannweite der Dekompositionsverfahren zu verdeutlichen, werden nachfolgend einige Beispiele dargestellt.

Als Erstes wird das von Turgeon (1980) entwickelte Verfahren vorgestellt. Er untersuchte ein Talsperrensystem aus mehreren parallelen Flussläufen mit jeweils einem oder mehreren seriellen Speichern (Abb. 4.1) mit Hilfe von SDP. Dazu wurden die seriellen Speicher ei-

nes Flusslaufs zu je einem aggregierten Speicher zusammengefasst und mit zwei verschiedenen Dekompositionsverfahren zerlegt. Die erste so genannte „One-at-a-time“-Methode unterteilt das Talsperrensystem in Einzelspeicher, deren Abgaben unabhängig voneinander optimiert wurden. Um das Systemverhalten nachzuempfinden, wurde diese Optimierung iterativ durchgeführt, bis ein stabiler Zustand aller Systemvariablen erreicht wurde. Die schwierige Disaggregation des gefundenen Betriebs wurde nicht durchgeführt.

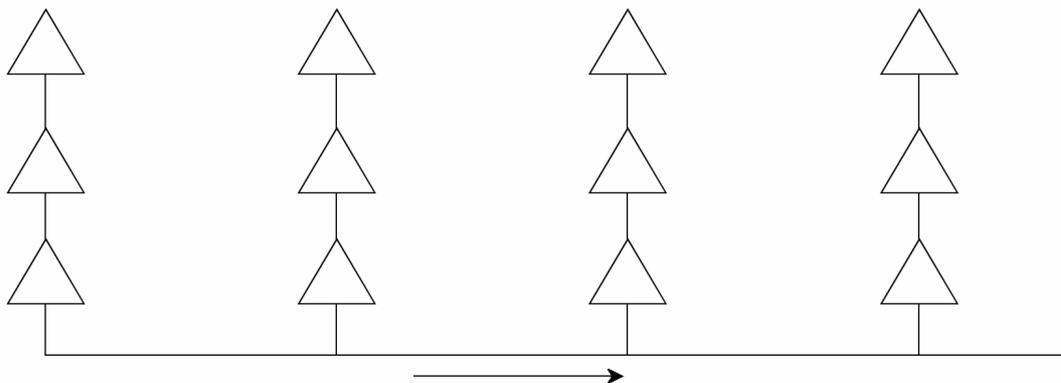


Abb. 4.1: Untersuchtes Talsperrensystem von Turgeon (1980)

Da das Talsperrensystem ausschließlich zur Energieerzeugung verwendet wurde, nutzte Turgeon die potenzielle Energie des gespeicherten Wassers als Zustandsvariable, wobei der Zufluss als unkorrelierter Zufallsprozess betrachtet wurde. Der Zusammenhang zwischen der Speicherfüllung und der potenziellen Energie wurde, abhängig vom Speicher und der aktuellen Periode, als konstant angenommen. Die Diskretisierung von Zufluss und Speicherinhalt erfolgte in neun bzw. 35 Klassen.

Die zweite Methode von Turgeon verwendet Aggregation und Dekomposition. Dabei werden jeweils die Abgaben aus zwei Talsperren gleichzeitig optimiert. Zum einen ist das der aktuell zu optimierende Speicher und zum anderen ein aggregierter Speicher, bestehend aus allen anderen Talsperren. Da dieses Verfahren nicht iterativ durchgeführt wurde, wächst der Rechenaufwand nur linear mit der Anzahl der betrachteten Talsperren.

Im Vergleich der beiden Verfahren von Turgeon lieferte die „Aggregation / Dekomposition“ bessere Ergebnisse, da das Systemverhalten besser nachgebildet wurde. In Bezug auf den Rechenaufwand schneiden beide Verfahren gleich gut ab, weil der Mehraufwand der Iterationen der „One-at-a-time“-Methode durch die Optimierung von nur einer statt zwei Zustandsvariablen der „Aggregations-/Dekompositions“-Methode ausgeglichen wird.

Die „Aggregations-/Dekompositions“-Methode wurde von Turgeon (1981) dahingehend geändert, dass der aggregierte Speicher jeweils aus allen vom aktuellen Speicher flussabwärts liegenden Talsperren besteht. Mit dieser Systemvereinfachung gelang es, sich dem globalen Optimum auf mehr als 99 % anzunähern.

Kularathna und Bogardi (1990) optimierten den Betrieb eines Systems mit vier seriellen Speichern (Abb. 4.2). Die Ziele des Talsperrenbetriebs bestehen neben der Energieerzeugung in der Abflussregulierung an zwei Entnahmestellen für Bewässerungswasser. Bei

allen vier verwendeten Verfahren wurde die Rantembe-Talsperre wegen ihrer relativ geringen Kapazität als reines Laufwasserkraftwerk betrachtet.

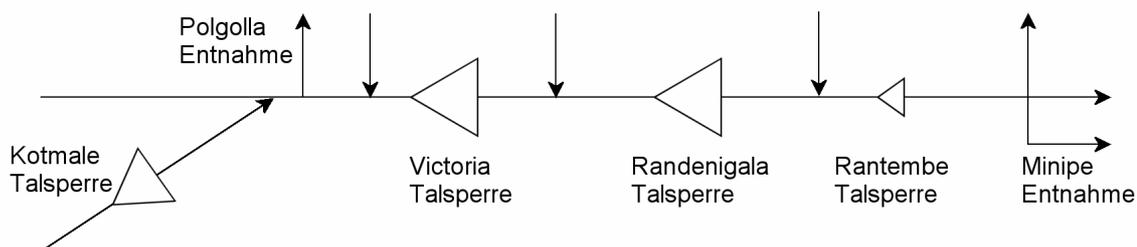


Abb. 4.2: Mahaweli-Talsperrensystem (nach Kularathna & Bogardi, 1990)

Die erste Vereinfachungsmethode aggregiert die Talsperren Victoria und Randenigala zu einem Speicher. Die verbleibenden zwei Talsperren werden gleichzeitig per SDP optimiert. Anschließend wird der Betrieb des aggregierten Speichers mit der gleichen SDP-Optimierung disaggregiert.

Die sequenzielle Optimierung mittels SDP stellt das zweite Verfahren dar. Die einzelnen Speicher werden dabei im „One-at-a-time“-Verfahren (nicht iterativ) optimiert. Die Reihenfolge entspricht der Fließrichtung, startend mit Kotmale über Victoria zur Randenigala-Talsperre.

Das dritte Verfahren arbeitet iterativ und beginnt mit den beiden flussabwärts liegenden Talsperren. Es wurde angenommen, dass an der Polgolla-Entnahme kein Wasser dem Teilsystem zufließt. Der Bewässerungsbedarf in Minipe wird als primäres Ziel verwendet. Die resultierenden Fehlwassermengen werden im nächsten Schritt durch die Optimierung der Kotmale-Talsperre eliminiert. Weiterhin ist der Bedarf in Polgolla Ziel dieser Optimierung. Aus dem Betrieb ergeben sich bei Polgolla Zuflüsse zum unteren Teilsystem, welche im nächsten Iterationsschritt berücksichtigt werden. Die Iteration endet, sobald ein stabiler Systemzustand erreicht wird.

Eine simultane Optimierung der drei Talsperren mit grober Diskretisierung (drei Zuflussklassen für jeden Speicher) wird als die vierte Methode verwendet. Alle Verfahren werden gegen das deterministische Betriebsoptimum aus einer IDP-Optimierung verglichen.

Am besten schneidet die Aggregations-Methode ab. Sie erreicht knapp 96,7 % des deterministischen Optimums bei 290 s Rechenzeit. Das sequenzielle und das iterative Modell liefern 96,3 % bzw. 96,4 % des Optimums und benötigen dafür 353 bzw. 1059 Sekunden. Wegen der sehr groben Diskretisierung erzielt das simultane SDP-Modell mit knapp 93,6 % in 334 Sekunden das schlechteste Ergebnis.

Einen weiteren Vergleich des sequenziellen und des iterativen Verfahrens zog Kularathna (1992) in einem Talsperrensystem mit sechs Speichern (Abb. 4.3). Die Dekomposition lieferte drei Teilsysteme mit je zwei Speichern, die jeweils mit einem simultanen SDP-Optimierungsmodell für zwei Talsperren untersucht wurden. Wie bereits zuvor arbeitete das sequenzielle Verfahren flussabwärts. Es wurde also zunächst das CTK-System berechnet und anschließend die beiden unterhalb liegenden Systeme UBM und VRR. Die iterati-

ve Methode geht ebenfalls wie bei Kularathna und Bogardi (1990) flussaufwärts vor. Auch in dieser Systemkonstellation liefern beide Methoden sehr ähnliche Ergebnisse.

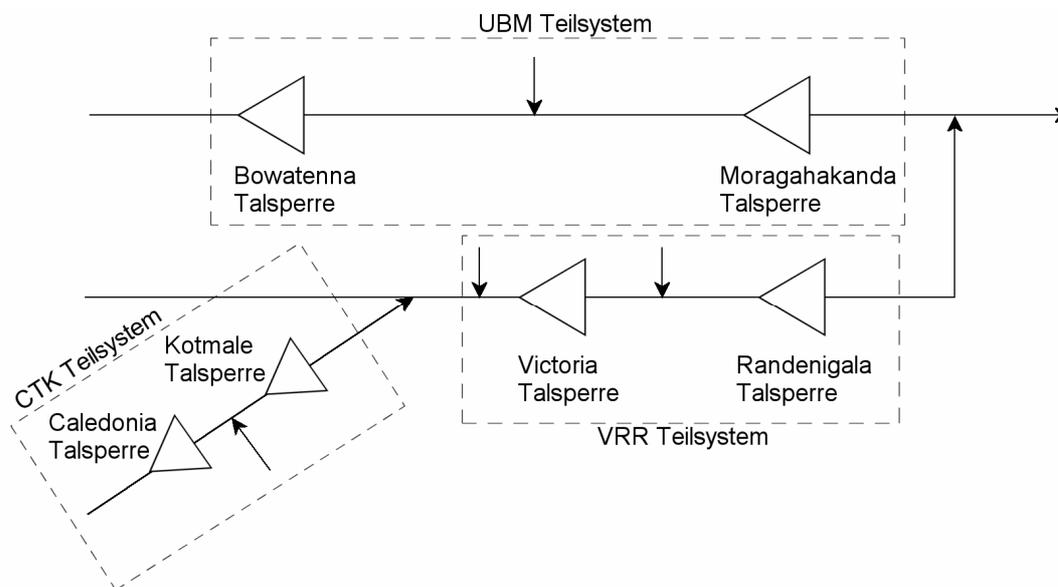


Abb. 4.3: Mahaweli-Talsperrensystem (nach Kularathna, 1992)

Zur Optimierung eines seriellen Talsperrensystems mit drei Speichern verwendeten Adams und Ponnambalam (1994) ein SDP-Modell mit zwei Zustandsvariablen. Durch Aggregation und Dekomposition zerlegen sie ein N-dimensionales Problem in N-1 zweidimensionale Optimierungsaufgaben. Dabei werden in jedem Teilproblem zwei Speicher optimiert. Zum einen der aktuell zu bearbeitende Speicher und zum anderen alle unterhalb liegenden Speicher, die zu einem fiktiven Speicher aggregiert wurden. Dieser Prozess wurde in Fließrichtung fortschreitend ohne Iterationen durchgeführt. Die beiden Zustandsvariablen stellen die Inhalte beider Talsperren dar, und der Zufluss wurde als unabhängiger normalverteilter Zufallsprozess angenommen. Die zeitliche Diskretisierung wählten sie zu fünf Etappen pro Jahr, und die Speicherdiskretisierung wurde zwischen sechs und zehn Klassen variiert. Im Vergleich mit einer SDP-Optimierung ohne Systemvereinfachung erreichte ihr Aggregations-/Dekompositionsmodell zwischen 96 und 98 % des globalen Optimums.

Eine Erweiterung der „Aggregations-/Dekompositions“-Methode von Turgeon (1980, 1981) wurde von Ponnambalam & Adams (1996) entwickelt. In einem mehrstufigen Verfahren optimiert das MAM-DP (Multilevel Approximate Dynamic Programming) ein teilweise aggregiertes Teilsystem (Abb. 4.4) mit wenigen Zustandsvariablen (z. B. zwei bis drei). Eine der Zustandsvariablen stellt dabei immer das aggregierte Potenzial (für z. B. Energieerzeugung oder Bewässerung) des gesamten noch nicht optimierten Restsystems dar.

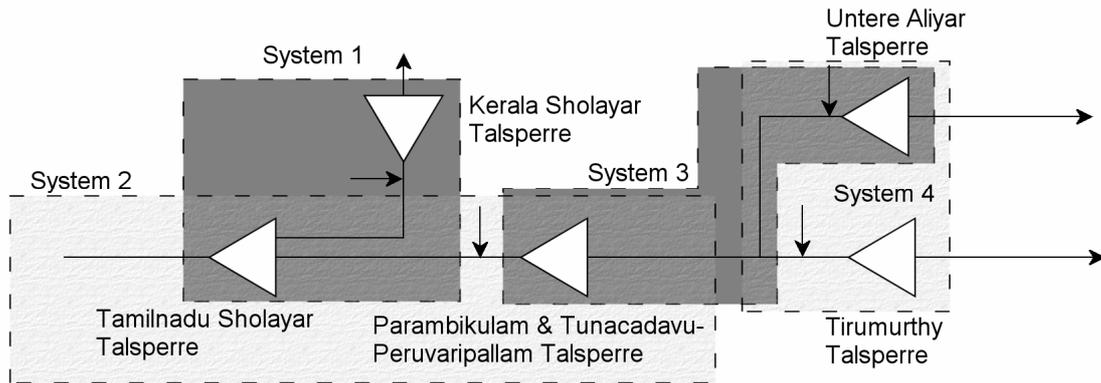


Abb. 4.4: Die wichtigsten Elemente des Parambikulam-Aliyar-Talsperrensystems (nach Ponnambalam & Adams, 1996)

Reine Dekomposition verwendeten Bogardi & Milutin (1995) zur Optimierung einer monatlichen Wasserversorgung durch ein tunesisches System mit sieben Speichern (Abb. 4.5). Sie verwendeten eine SDP mit zwei Zustandsvariablen (Speicherinhalt und Zufluss des Vormonats), zerlegten das System in Einzelspeicher und optimierten es in Fließrichtung flussabwärts. Um das Systemverhalten nachzubilden, erfolgte der Ablauf iterativ in zwei verschiedenen Konstellationen.

Die erste, die „Flussabwärts“-Methode, optimierte jeden Speicher einmal in jedem Durchlauf in der Reihenfolge „Joumine – Ben Metir – Kasseb – Bou Heurtma – Mellegue – Sidi Salem – Siliana“. Die zweite „iterative Flussabwärts“-Methode optimierte den Speicher „Sidi Salem“ jeweils, nachdem ein direkt oberhalb liegender Speicher optimiert wurde („Joumine – Ben Metir – Kasseb – Sidi Salem – Bou Heurtma – Sidi Salem – Mellegue – Sidi Salem – Siliana“). Dadurch wurde die Talsperre „Sidi Salem“ in jedem Iterationsschritt dreimal betrachtet. Als Ziele wurden die zwei Alternativen verwendet: 1. „Minimierung der Jahressumme der monatlichen Fehlwassermengen“ und 2. „Minimierung der Jahressumme der monatlichen Abweichungen zwischen Abgabe und Bedarf“. Die erste Zielfunktion lieferte ca. 40 % geringere Fehlwassermengen als die zweite Zielfunktion. Der Gewinn durch die zweite Dekompositionsmethode betrug 8 %. Diese Verbesserung wurde durch eine 75 %-ige Steigerung der Rechenzeit erkauft.

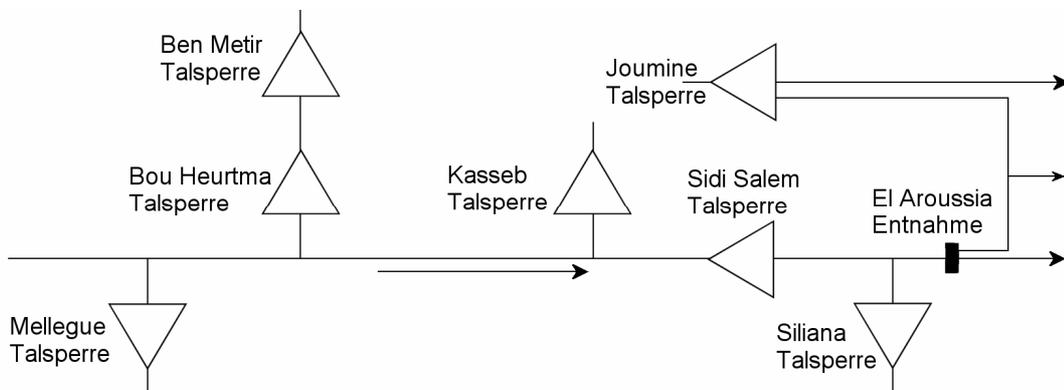


Abb. 4.5: Tunesisches Talsperrensystem (nach Milutin, 1998)

Eine weitere Dekompositionsmethode untersuchte Milutin (1998) ebenfalls mit dem tunesischen Talsperrensystem. Diese „iterative Flussaufwärts- und -abwärts“-Methode geht zunächst entgegen der Fließrichtung vor. Erfüllt ein Speicher seine Ziele nicht, so werden in der weiteren Optimierung die Defizite als Ziele der oberhalb liegenden Talsperre verwendet. Nachdem alle oberhalb einer Talsperre liegenden Speicher optimiert waren, wurde diese Talsperre erneut optimiert. Daraus ergab sich die Reihenfolge „Joumine – Sidi Salem – Kasseb – Bou Heurtma – Ben Metir – Bou Heurtma – Mellegue – Sidi Salem – Siliana“. Ein Vergleich anhand diverser Gütekriterien zeigte, dass diese neue Dekompositionsmethode etwas schlechtere Betriebsregeln erzeugte als die beiden Verfahren aus Bogardi & Milutin (1995).

Die „Flussabwärts“-Dekomposition verglichen Milutin et al. (1996) mit einer vollständigen SDP-Optimierung anhand eines Zwei-Talsperrensystems am Blauen Nil, Sudan (Abb. 4.6). Sie erzeugten für unterschiedliche Annahmen des Wasserbedarfs monatliche Betriebsregeln für beide Speicher. Da die Autokorrelation beider Zuflüsse gering war, wurden sie als unabhängige Zufallsprozesse dargestellt. Der Systemzustand wurde durch den Zufluss und den Speicherinhalt beschrieben. Wegen der hohen Dimensionalität des vollständigen Optimierungsproblems (vier Zustandsvariablen und zwei Entscheidungsvariablen) erfolgte die Diskretisierung der Speicher in nur sechs bzw. 13 Klassen. Da die Vorteile der Dekompositionsmethode (feinere Diskretisierung) nicht genutzt wurden und nur deren Nachteile (schlechtere Systemnachbildung) zum Tragen kamen, lieferte sie erheblich schlechtere Ergebnisse als die vollständige Optimierung.



Abb. 4.6: Talsperrensystem am Blauen Nil, Sudan (nach Milutin et al., 1996)

Einen weiteren Vergleich verschiedener Optimierungs- und Dekompositionsverfahren stellten Archibald et al. (1999) an. Sie verwendeten die verbesserte Simplexmethode (S), die Nested Benders Dekomposition (NBD) sowie eine vollständige SDP-Optimierung (SDP) und SDP mit Dekomposition (SDPD). Das Optimierungsziel war die Maximierung der Energieproduktion in fünf Perioden. Dieses wurde anhand verschiedener Talsperrensysteme mit drei bis 17 Speichern untersucht. Um das Problem mit LP lösen zu können, wurde die Zielfunktion für S und NBD linearisiert. Den Systemzustand beschrieben für alle Verfahren zwei Wetter-/Zuflusszustände, drei Zuflussklassen und die Speicherinhalte der Talsperren (elf Klassen für SDP und SDPD). Die SDPD zerlegte das System in drei Teile. Diese bestanden aus dem aktuell zu optimierenden Speicher sowie aus zwei Gruppen von Speichern, die alle restlichen repräsentierten. Die Aufteilung erfolgte anhand der Fragestellung, ob die Abgaben dem aktuellen Speicher zufließen konnten oder nicht. Der Zustand dieser Speichergruppen wurde nicht durch den absoluten Inhalt, sondern jeweils durch den relativen Füllstand beschrieben.

Trotz der groben Speicherdiskretisierung lag der maximale Fehler der SDPD unter 3,2 % bezogen auf das globale Optimum. Die erforderliche Rechendauer betrug bis zu fünfmal

solange wie für die NBD. Allerdings nimmt der Rechenaufwand der SDPD bei zunehmender Periodenanzahl nur linear zu, bei der NBD hingegen steigt er exponentiell an.

Für die Auswahl des Dekompositionsverfahrens besteht wie bereits bei der Auswahl des grundsätzlichen Verfahrens zur Planung der Talsperrenbewirtschaftung die Schwierigkeit, dass die erforderlichen Kenntnisse über das zu bearbeitende System möglichst gering sein sollen. Nur dadurch ist es möglich, ein sehr flexibles Verfahren erstellen zu können. Es sollen also weder die Anzahl und Anordnung der Speicher noch die Ziele und Restriktionen im Voraus bekannt sein müssen.

Aufgrund der vielen Unbekannten wird die mathematische Herangehensweise mittels Benders-Dekomposition verworfen. Um die größtmögliche Flexibilität zu erzielen, wird aus den verbleibenden Verfahren der Systemdekomposition die „One-at-a-time“-Dekomposition ausgewählt, da sie das größte Potenzial verspricht, die unterschiedlichsten Systemanordnungen bearbeiten zu können.

4.3 Die Optimierungsreihenfolge bei der Dekomposition in Einzelspeicher

Bei der Auswahl der sinnvollsten Optimierungsreihenfolge für die „One-at-a-time“-Dekomposition ist zu erwarten, dass Systemeigenschaften einen Hinweis auf günstige Reihenfolgen geben. Eine häufig verwendete Eigenschaft zur Ermittlung der Optimierungsreihenfolge ist beispielsweise die Lage der Speicher entlang des Flusslaufs. Diverse Untersuchungen gehen flussaufwärts bzw. flussabwärts vor. Das resultiert vermutlich in erster Linie daraus, dass für ein serielles Speichersystem bei der Flussaufwärtsbetrachtung die resultierenden Defizite als Ziele an die oberhalb liegenden Talsperren weitergegeben werden müssen. Dies ist bei der Optimierung in Fließrichtung nicht erforderlich.

Von der technischen Umsetzung abgesehen, könnten die Eigenschaften der Speicher wichtigere Kriterien für die Optimierungsreihenfolge darstellen. Neben dem Zulauf zu den einzelnen Talsperren, sind es des Weiteren deren Kapazität und der Quotient aus beiden Größen, der Ausbaugrad. Bei der Erfüllung von Systemzielen (z. B. Niedrigwasseraufhöhung) kann es beispielsweise sinnvoll sein, zunächst den Speicher mit dem größten Zufluss zu verwenden, und, sollte dieser das Ziel nicht erfüllen können, die anderen Speicher ihrem geringeren Zufluss entsprechend zu nutzen. Die Optimierung in entsprechender Reihenfolge sollte vermutlich am sinnvollsten sein. Da bei der Betrachtung die Speicherkapazität und damit eventuelles Überlaufen unberücksichtigt bleibt, kann auch diese Größe bzw. der Ausbaugrad das wichtigere Kriterium für die Optimierungsreihenfolge sein.

Neben diesen Speichereigenschaften können aber auch Güteindizes aus der Einzelspeicherbetrachtung gute Kriterien für die Reihenfolge sein. Dafür wird zunächst jeder Speicher einzeln mit dem Systemziel optimiert. Daraus können für jeden Index entsprechende Reihenfolgen für die Systemoptimierung hergeleitet werden. So erscheint es beispielsweise durchaus sinnvoll, einen Speicher mit einer hohen Zuverlässigkeit für das Systemziel vor einem Speicher mit geringer Zuverlässigkeit zu optimieren. Diese Überlegung gilt nicht

nur für die Zuverlässigkeit, sondern in gleicher Weise für die anderen Güteindizes (Kapitel 2.4).

5 Das flexible SDP-Modell

5.1 Übersicht

Zur Lösung der gestellten Zielsetzung, ein flexibles Optimierungsmodell (Kapitel 2.5) für den lang- und mittelfristigen Betrieb von Talsperrensystemen zu erstellen, wird das flexible SDP-Modell entwickelt. Da der Kurzfrist- bzw. Onlinebetrieb hier nicht angestrebt wird, werden auch die zugehörigen Ziele, in erster Linie Hochwasserschutz, nur auf der angestrebten Zeitbasis und in der daraus resultierenden Genauigkeit berücksichtigt. Daher ist beispielsweise der Betrieb zur optimalen Ableitung eines einzelnen Hochwasserereignisses nicht Bestandteil der hier vorgestellten Untersuchung. Stattdessen werden mengenwirtschaftliche Ziele des mittel- und langfristigen Betriebs verfolgt. Um das Verfahren möglichst allgemein zu halten, werden dazu elementare Zielgrößen verwendet. Darunter fallen die Einhaltung von Stauinhalten, Abgaben und Entnahmen, wobei Entnahmen im Gegensatz zu den Abgaben nicht ins Unterwasser gelangen und nicht zur Energieerzeugung verwendet werden, sondern z. B. als Trinkwasser aus dem Wasserkörper entnommen werden. Zusätzlich ist es möglich, Ziele bezüglich der Energieerzeugung und Abflussziele an Kontrollpegeln zu berücksichtigen. Dabei handelt es sich um Pegel im Unterlauf der Talsperre, deren Abflüsse in der Zielfunktion oder den Restriktionen berücksichtigt werden.

Das Modell besteht vereinfacht aus den beiden Teilen „Optimierung“ und „Simulation“. Dabei ist die Aufgabe der Optimierung die Erzeugung einer optimalen Betriebsregel anhand von Restriktionen und einer Zielfunktion. Die Aufgabe der Simulation ist die Bewertung der erzeugten Betriebsregel mit Hilfe ausgewählter Gütekriterien. Diese Gütekriterien stellen die Basis zur Beurteilung der Qualität der erzielten Betriebsregel dar (s. Kapitel 2.4).

Die Optimierung (Kapitel 5.2) erfolgt durch explizite SDP nach Loucks et al. (1981), die die Berücksichtigung des stochastischen Charakters der Talsperrenzuflüsse erlaubt. In der hier erstellten Umsetzung kann die zeitliche Auflösung der Optimierung variabel vom Anwender bis auf Tagesbasis definiert werden. Durch Systemdekomposition in Einzelspeicher („one-at-a-time“) wird die Anwendbarkeit dieser Optimierung auf Talsperrensysteme ermöglicht.

Die Simulation (Kapitel 5.3) erfolgt für die gesamte, vorhandene Zuflusszeitreihe oder für einen benutzerdefinierten Abschnitt, z. B. für einen besonders kritischen Zeitbereich. Dabei kann entweder mit dem gleichen Zeitschritt wie in der Optimierung oder mit Tageszeitschritten gearbeitet werden. Dadurch kann der geringere Rechenbedarf der Simulation,

verglichen mit der Optimierung, ausgenutzt werden, um eine möglichst genaue Auswertung des Betriebs zu erhalten. Dies betrifft vor allem das Ziel Niedrigwasseraufhöhung, bei dem ein größerer Betrachtungszeitraum zu größeren Ungenauigkeiten führt als bei den anderen Zielen (Kapitel 6.3). Innerhalb der Simulation wird die Auswertung (Kapitel 5.8) der resultierenden Systemzustände durchgeführt und anschließend abgespeichert.

Die SDP benötigt vor der eigentlichen Optimierung eine Reihe von vorbereitenden Arbeitsschritten. Diese werden vom hier vorgestellten Verfahren in einem Preprocessing durchgeführt. Im Einzelnen handelt es sich dabei um die folgenden Teilschritte:

- Abschätzung des reduzierten Abflusses (Kapitel 5.6). Dabei handelt es sich um den Abfluss ohne die Abgaben der zu optimierenden Talsperre. D. h., dass das Talsperreneinzugsgebiet rechnerisch aus dem Einzugsgebiet des Pegels herausgenommen wird. Im Verlauf der Optimierung wird diese Wassermenge in optimaler Weise wieder abgegeben, sodass die Bilanz korrekt ist.
- Berechnung der mittleren Etappenabflüsse. Da als Eingangsdaten mittlere Tagesabflüsse verwendet werden und die zeitliche Diskretisierung der Optimierung variabel ist, müssen Abflussdaten für die Optimierung auf den verwendeten Zeitschritt aggregiert werden.
- Zuflussdiskretisierung (Kapitel 5.2). Da eine diskrete Form der SDP verwendet wird, werden die Zuflussdaten diskretisiert.
- Berechnung der Übergangswahrscheinlichkeiten (Kapitel 5.2). Da die Übergangswahrscheinlichkeiten des Zuflusses konstant und nicht von den Systemzuständen abhängig sind, werden sie vor der eigentlichen Optimierung berechnet.
- Speicherdiskretisierung (Kapitel 5.5). Wie der Zufluss muss auch der Speicherinhalt zur Verwendung in einer diskreten SDP diskretisiert werden.
- Regressionen zur Abschätzung der Fehlwassermengen (Kapitel 5.6). Um das Ziel der Niedrigwasseraufhöhung an Kontrollpegeln verfolgen zu können, muss in der Optimierung ermittelt werden, wie der Abfluss am Kontrollpegel auf Abgaben aus der Talsperre reagiert.
- Simulation aller diskreten Zustände. Neben der Auswertung der optimierten Betriebsregel wird die Simulation noch zur Reduktion des Rechenaufwands in der Optimierung verwendet. Dazu werden alle diskreten Zustände in der Einzelspeicheroptimierung mit variierenden Zielgewichten (Kapitel 5.7) berechnet und die resultierenden Abgaben und erzeugten Energiemengen gespeichert. Dadurch müssen diese mehrfach benötigten Werte nur einmalig berechnet werden. Die Einzelspeicheroptimierung dient zur Unterstützung des Entscheidungsträgers bei der Vergabe von Zielgewichten für die Mehrzieloptimierung des gesamten Systems.

Die drei Programmteile (Preprocessing, Optimierung und Simulation) laufen für alle Talsperren ab und werden iterativ wiederholt, bis die Optimierung stabil konvergiert. Dabei

kann die Reihenfolge der Talsperren vom Benutzer vorgegeben werden. Einen Überblick über die Einzel- und Systemoptimierung gibt Abb. 5.1.

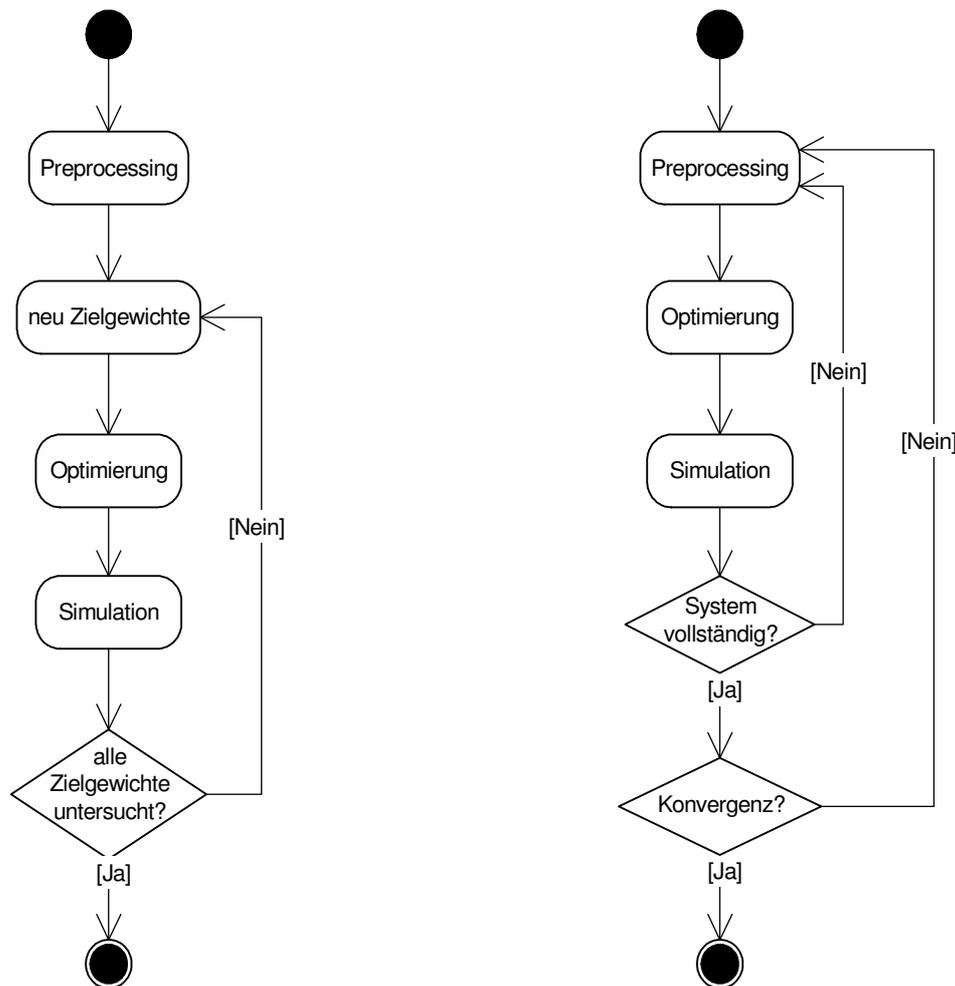


Abb. 5.1: UML-Zustandsdiagramm (links: Einzeloptimierung / rechts: Systemoptimierung)

5.2 Optimierung des Talsperrenbetriebs

Die explizite SDP-Optimierung verwendet den Speicherinhalt zu Etappenbeginn als Zustandsvariable und die Abgabe als Entscheidungsvariable. Innerhalb der Optimierung werden die Talsperrenabgaben nach Gleichung (3.3) berechnet.

Die explizite SDP verwendet als zusätzliche Zustandsvariable den Zufluss zum Speicher. Ihre Rekursionsgleichung ergibt sich gemäß Gleichung (3.4). Im Unterschied zur dort dargestellten Formel wird aber im vorliegenden Modell nicht der Nutzen maximiert, sondern die Anzahl von Strafpunkten minimiert, die sich aus dem Speicherbetrieb ergibt. Die entsprechend abgewandelte Gleichung lautet folgendermaßen:

$$f_t^n(k, i) = \min \left(C_{\text{kilt}} + \sum_j P_{ij}^t f_{t+1}^{n-1}(l, j) \right) \quad \forall k, i; l \text{ möglich} \quad (5.1)$$

mit:	C	Strafpunkte ($C_{\text{kilt}} = \text{Funktion}(\text{Skt}, \text{Qit}, \text{Rkilt}, \text{Sl}, t+1)$)
	P	Übergangswahrscheinlichkeit des Zuflusses
	i	Zuflussklasse während t
	j	Zuflussklasse während t+1
	t	Etappe
	n	Anzahl der verbleibenden Etappen
	k	Speicherinhaltsklasse zu Beginn von t
	l	Speicherinhaltsklasse am Ende von t

Bei der Wahl des Zuflusses als Zustandsvariable ist es möglich, den Zufluss während der vorherigen oder der aktuellen Etappe zu verwenden. Die Verwendung der vorherigen Etappe hat den Vorteil, dass der erforderliche Zufluss bereits bekannt ist. Resultierend daraus muss aber z. B. bei Monatsetappen zum Etappenende mit nahezu einem Monat alten Informationen gearbeitet werden. Bei Anwendung des aktuellen Etappenzuflusses ist das Problem, dass die notwendigen Informationen noch nicht zur Verfügung stehen. Loucks et al. (1981) empfehlen die jeweilige Anpassung des Betriebs, sobald neue Daten zur Verfügung stehen. Stedinger et al. (1984), He et al. (1995) und Tejada-Guibert et al. (1995) weisen den Vorteil der Verwendung des aktuellen Zuflusses gegenüber dem des vorherigen Zuflusses nach. Zusätzlich wird der Einsatz von Vorhersagen möglich. Die dadurch erreichbaren Verbesserungen zeigen unter anderem Untersuchungen von Kim und Palmer (1997) sowie Faber und Stedinger (2001). Diese Verbesserungen kommen aber nur bei korrekten Vorhersagen zum Tragen. Falsche Vorhersagen können zu einer deutlichen Verschlechterung des Betriebs führen (Huang et al., 1991). Daher sollten bei der Verwendung von Vorhersagen auch deren Unsicherheiten in der Anwendung berücksichtigt werden (Krzysztofowicz, 1983).

Auch bei der Wahl der Entscheidungsvariable ergeben sich zwei Möglichkeiten. Neben der Abgabe kann auch der Speicherinhalt am Etappenende verwendet werden. He et al. (1995) untersuchten beide Möglichkeiten und erhielten mit der Abgabe als Entscheidungsvariable bessere Ergebnisse. Dies ist aber von der Zielfunktion abhängig. Beispielsweise ist das Ziel Niedrigwasseraufhöhung direkt von der Abgabe abhängig. Wenn die Entscheidungsvariable einen anzusteuern den Speicherinhalt enthält, können durch die Speicherdiskretisierung bereits relativ große Ungenauigkeiten entstehen. In den Fällen, in denen der aktuelle Speicherinhalt unter dem repräsentativen Klassenwert liegt, werden geringere Abgaben getätigt als in der Optimierung geplant. Diese Fehlermöglichkeit wird eliminiert, indem die Abgabe als Entscheidungsvariable verwendet wird. Bei einer Zielfunktion, die direkt an den Speicherinhalt gekoppelt ist, sind die Verhältnisse dementsprechend umgekehrt. Da Talsperren in den häufigsten Fällen primär für eine Regulierung des Abflusses dienen und die Bevorratung einer gewissen Wassermenge nur ein Nebeneffekt ist, wird im hier entwickelten Modell die Abgabe als Entscheidungsvariable implementiert.

Statt der Verwendung der Übergangswahrscheinlichkeit des Zuflusses wie in der SDP-Version von Loucks et al. (1981) untersuchten beispielsweise Huang et al. (1991), He et al. (1995) und Kim & Palmer (1997) den Einsatz unabhängiger Wahrscheinlichkeiten (keine Markov-Kette). Die drei Untersuchungen ergaben übereinstimmend nur geringe Verbesserungen durch Anwendung der bedingten Wahrscheinlichkeiten bei Zuflusszeitreihen mit geringer Autokorrelation. Das hier entwickelte Modell verwendet bedingte Wahrscheinlichkeiten (Markov-Kette 1. Ordnung), da Etappenlängen von einer Woche angestrebt werden und daher eine relativ hohe Autokorrelation zu erwarten ist. He et al. (1995) zeigen, dass lange Zuflusszeitreihen erforderlich sind, um die Übergangswahrscheinlichkeiten ausreichend genau bestimmen zu können. Die Notwendigkeit dieser langen Zeitreihen wird durch Aggregation (Kapitel 5.4) reduziert.

Die Rückwärtsrechnung der SDP erfolgt mit einem Durchlauf. Die anschließende Vorwärtsrechnung muss iterativ durchgeführt werden, bis ein stationärer Zustand erreicht ist. Dieser ist durch einen konstanten jährlichen Strafpunktzuwachs für alle Etappen, Speicher- und Zuflussklassen während zwei aufeinanderfolgender Iterationsschritte gekennzeichnet. Da diese Konstanz wegen Rechenungenauigkeiten nicht eintritt, ist ein genügend kleiner Grenzwert zu erreichen. Dieser Grenzwert kann im vorliegenden Modell durch den Benutzer vorgegeben werden.

Die zeitliche Definition der Etappen erfolgt auf Tagesbasis. Dabei werden die einzelnen Etappen jeweils durch ihr Startdatum definiert (z. B.: Start Etappe 1 am 01. Januar, Start Etappe 2 am 08. Januar usw.). Die Implementierung der Etappen im gesamten Modell erlaubt unter Berücksichtigung der Tagesbasis die Verwendung beliebig vieler Etappen mit beliebiger (auch unterschiedlicher) Dauer innerhalb eines Rechenlaufs. Die Verwendung von 365 Etappen mit je einem Tag Dauer würde eine sehr große Computerleistung erfordern, da so kurze Etappen eine extrem feine Speicherdiskretisierung erfordern. Daraus resultiert eine hohe Komplexität des Problems und unverhältnismäßig hohe Kosten für dessen Lösung. Weiterhin wäre die Zweckmäßigkeit der SDP für eine Optimierung des Tagesbetriebs vorher zu untersuchen.

Die Optimierung eines Talsperrensystems erfolgt durch Dekomposition des Systems in einzelne Speicher. Diese Einzelspeicher werden in einer vom Benutzer vorzugebenden Reihenfolge iterativ optimiert. Zur geeigneten Wahl der Reihenfolge siehe Kapitel 7.1. Durch das iterative Vorgehen ist eine Reaktion der Speicher aufeinander möglich. Dadurch kann das Systemverhalten der einzelnen Speicher erreicht werden.

5.3 Simulation des Betriebs mit historischen Daten

Die Optimierung des Talsperrenbetriebs wird häufig mit einer anschließenden Simulation kombiniert. Dabei kommt der Simulation die Aufgabe der Auswertung des optimierten Betriebs zu. Diese Auswertung hat für das vorliegende Modell eine große Bedeutung, da es nicht eine optimale Betriebsregel, sondern eine große Anzahl von Betriebsregeln für jeweils unterschiedliche Gewichtungen der verschiedenen Optimierungsziele erzeugt (s. Ka-

pitel 5.7). Anhand der Auswertung dieser Vielzahl von Betriebsregeln ist es dem Anwender möglich, die für seine Bedürfnisse optimale Betriebsregel herauszusuchen (s. Kapitel 5.8). Da alle Auswertungsergebnisse der Simulationsläufe abgespeichert werden, ist es möglich, entscheidungsunterstützende Methoden auf diese Ergebnisse anzuwenden. Dies ist aber kein Bestandteil der vorliegenden Arbeit.

Im Modell ist neben der standardmäßigen Auswertung der vorausgegangenen Optimierung auch die Simulation „externer“ Betriebsregeln möglich. Diese können in das Modell eingelesen und ausgewertet werden. Die Beschreibung der einzelnen untersuchten Gütekriterien enthält Kapitel 5.8.

Die Simulation kann für beliebige Jahre der vorhandenen Datenreihe durchgeführt werden. Dabei kann der verwendete Zeitschritt den Etappen der Optimierung oder einem Tag entsprechen. Die verwendete Speichergleichung lautet:

$$S_{t+1} = S_t + Q_t - R_t - E_t \quad (5.2)$$

mit:	S	Speicherinhalt
	Q	Zufluss
	R	Abgabe
	E	Verdunstung
	t	Zeitpunkt

Die Betriebsregel gibt die Abgaben in Abhängigkeit des Speicherinhalts zu Beginn einer Etappe und des Zuflusses während einer Etappe vor, wobei beide Größen in diskretisierter Form verwendet werden. Sowohl der Speicherinhalt als auch der Zufluss werden während der Simulation nur äußerst selten diese diskreten Werte annehmen. Um dennoch sinnvolle Abgabevorschriften zu erhalten, wird über beide Größen linear interpoliert.

Die Berechnung der Verdunstung basiert auf mittleren monatlichen Verdunstungsraten in Millimetern, die in das Modell eingegeben werden können. Als Wasseroberfläche wird die mittlere Oberfläche während des aktuellen Zeitschritts verwendet: $S_{t, t+1} = (S_t + S_{t+1}) / 2$. Da hierfür der Speicherinhalt am Ende des Zeitschritts bekannt sein muss, erfolgt die Berechnung iterativ bis zu einem maximalen Fehler von 1 m³.

Die durch die Betriebsregel vorgegebenen Abgaben werden in der Simulation, soweit physikalisch möglich (kein Überlauf bzw. Leerlauf), exakt eingehalten. Aufgrund der möglicherweise nur ungenauen Kenntnis von Systemgrößen während der Optimierung (siehe Kapitel 5.6) und der Diskretisierung bedeutet das eine Reduktion der erreichbaren Zielerfüllung. Beispielsweise wird in der Optimierung ein gewisser Abfluss an einem Kontrollpegel angenommen und die Talsperrenabgabe wird so ermittelt, dass das Aufhöhungsziel erreicht wird. In der Simulation wird es Etappen geben, in denen der Kontrollpegelabfluss kleiner ist als angenommen, und dadurch wird evtl. das Aufhöhungsziel dann nicht erreicht.

Diese und ähnliche Details müssen im Echtzeitbetrieb angepasst werden, um das Talsperrensystem optimal zu betreiben. Grundsätzlich könnten solche Anpassungen auch in der

Simulation eingebaut werden. Da aber die Ziele des Talsperrenbetriebs während der Implementierung dieses möglichst allgemein gehaltenen Modells nicht bekannt sind, ist eine sinnvolle Abgabeanpassung hier nicht möglich. Dieser zusätzliche im System und Betrieb vorhandene Nutzen kann bei der Anwendung einer optimierten Betriebsregel durch eine entsprechende Echtzeitsteuerung ausgeschöpft werden.

Fließzeiten vom Talsperrenablauf zu einem Talsperrenzulauf oder einem Kontrollpegel werden als konstant angenommen und können auf Tagesbasis definiert werden.

Als Ausgangssituation für die Simulation werden bis zum Stauziel gefüllte Talsperren angenommen.

5.4 Berücksichtigung des stochastischen Charakters des Zuflusses

Die SDP benötigt zur Ermittlung der optimalen Betriebsregel die Übergangswahrscheinlichkeiten des diskretisierten Zuflusses. Diese Diskretisierung beinhaltet die Einteilung der Daten in Klassen und die Ermittlung eines repräsentativen Wertes, der jeweiligen Klasse. In das flexible SDP-Modell sind für diese Berechnungen je zwei Verfahren integriert. Die einfachste Diskretisierung besteht aus einer Einteilung in equidistante Klassen (equal distant) und der Verwendung des Klassenmittelpunktes $= (\text{untere Grenze} + \text{obere Grenze}) / 2$ als repräsentativen Wert (Abb. 5.2, links). Aus dieser Art der Klasseneinteilung können Probleme bei der Ermittlung der Übergangswahrscheinlichkeiten resultieren, da die Klassen großer Abflüsse nur sehr wenige Mitglieder haben und dadurch die Übergangswahrscheinlichkeiten nur ungenau bestimmt werden können. Daraus ergeben sich zwar nur geringe Auswirkungen auf die Qualität des optimierten Talsperrenbetriebs (Bogardi et al., 1991), aber es besteht die Gefahr, dass die Übergangswahrscheinlichkeiten nicht mehr ergodisch sind (Kapitel 3.3).

Die Probleme bei der Berechnung der Übergangswahrscheinlichkeiten können durch eine Einteilung in Klassen variabler Breite mit jeweils der gleichen Anzahl von Klassenmitgliedern (equal member) umgangen werden (Karamouz & Vasiliadis, 1992), weil alle Klassen die gleiche Auftretenswahrscheinlichkeit besitzen (Abb. 5.2, rechts). Liang et al. (1996) verwenden eine Mischung beider Verfahren, bei der die Breite einer Klasse je einem ganzzahligen Vielfachen einer Diskretisierungseinheit entsprechen soll. Im Rahmen dieser Grenzen wird eine konstante Auftretenswahrscheinlichkeit für alle Klassen angestrebt. Das „Equal-distant“-Verfahren sowie das „Equal-member“-Verfahren sind im hier entwickelten Modell implementiert.

Die Berechnung des repräsentativen Abflusses als Klassenmittelpunkt führt zu einer schlechten Wiedergabe der statistischen Parameter (Mittelwert, Standardabweichung, Schiefe) der Zuflusszeitreihe. Karamouz & Vasiliadis (1992) schlagen stattdessen eine Berechnung des Erwartungswerts jeder Klasse durch Einteilung in Unterklassen vor. Dieses Vorgehen ist im flexiblen SDP-Modell durch die Verwendung des Mittelwerts aller Mitglieder einer Klasse als repräsentativer Abfluss verwirklicht (Abb. 5.2, rechts).

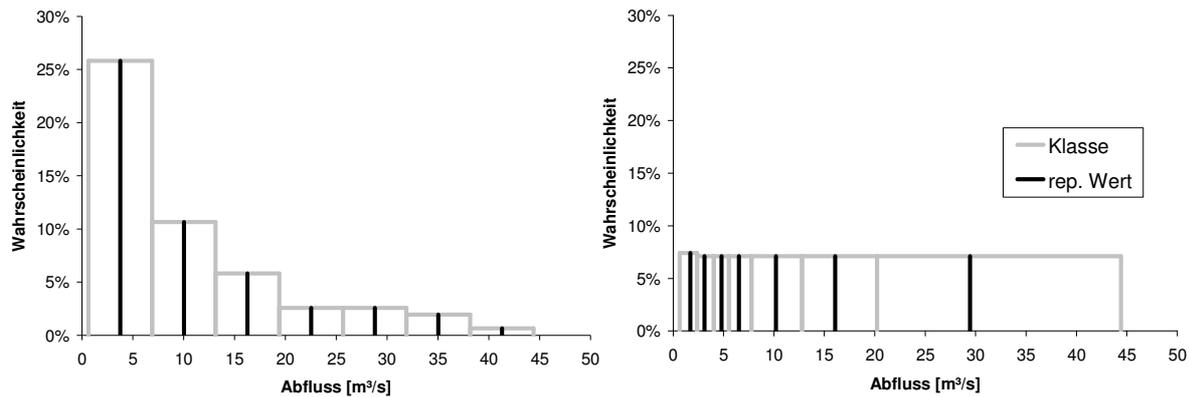


Abb. 5.2: Zuflussdiskretisierung (links: konstante Klassenbreite / rechts: konstante Anzahl der Klasselemente)

Die bereits oben angesprochenen Probleme fehlender Ergodizität resultieren aus einer zu großen Anzahl von Nullelementen in der Matrix der Übergangswahrscheinlichkeiten (He et al., 1995). Da diese Nullelemente entstehen, wenn der betreffende Übergang von einer Klasse i des aktuellen Zeitschritts in die Klasse j des folgenden Zeitschritts nicht stattfindet, ist auch der verfügbare Datenumfang zur Berechnung der Übergangswahrscheinlichkeiten eine wichtige Größe. Häufig ist diese Datenbasis recht begrenzt und dadurch ein möglicher limitierender Faktor bei der Wahl der Anzahl der Zuflussklassen.

Um diese Limitierung zu reduzieren, ist es im hier entwickelten Modell möglich, mehrere Zeitschritte für die Berechnung der Übergangswahrscheinlichkeiten zu aggregieren. Da nicht nur der Abfluss selbst, sondern auch seine Übergangswahrscheinlichkeiten ein persistentes (verharrendes) Verhalten haben, ändern sich diese Daten in der Regel nicht sprungartig. Dies gilt um so stärker, je kürzer das betrachtete Zeitintervall ist. Bei der Verwendung einer Woche als Zeitintervall wird also der positive Effekt einer größeren aggregierten Datenbasis den negativen Effekt einer geringeren zeitlichen Detaillierung überwiegen.

In einem exemplarischen Datensatz des Anwendungsbeispiels (siehe Kapitel 6) mit 19 Jahren Umfang (sieben Klassen, „Equal-member“, Zeitschritt eine Woche) konnte durch die gleitende Aggregation der Zuflussdaten über vier Wochen die mittlere Anzahl von Nullübergängen in den Übergangswahrscheinlichkeiten von 3,9 auf 1,9 reduziert werden (Abb. 5.3). Insbesondere für die mittleren Abflussklassen drei bis fünf zeigte sich eine Reduktion der Wahrscheinlichkeit von Nullübergängen um durchschnittlich 39 % auf 3 %. Insgesamt ergibt sich eine sinnvolle Verteilung der Nullen mit der Tendenz zur Persistenz sowie der geringen Möglichkeit, dass ein sehr großer Abfluss auf einen sehr kleinen folgt und der Unmöglichkeit eines geringen Abflusses direkt nach einem großen Abfluss.

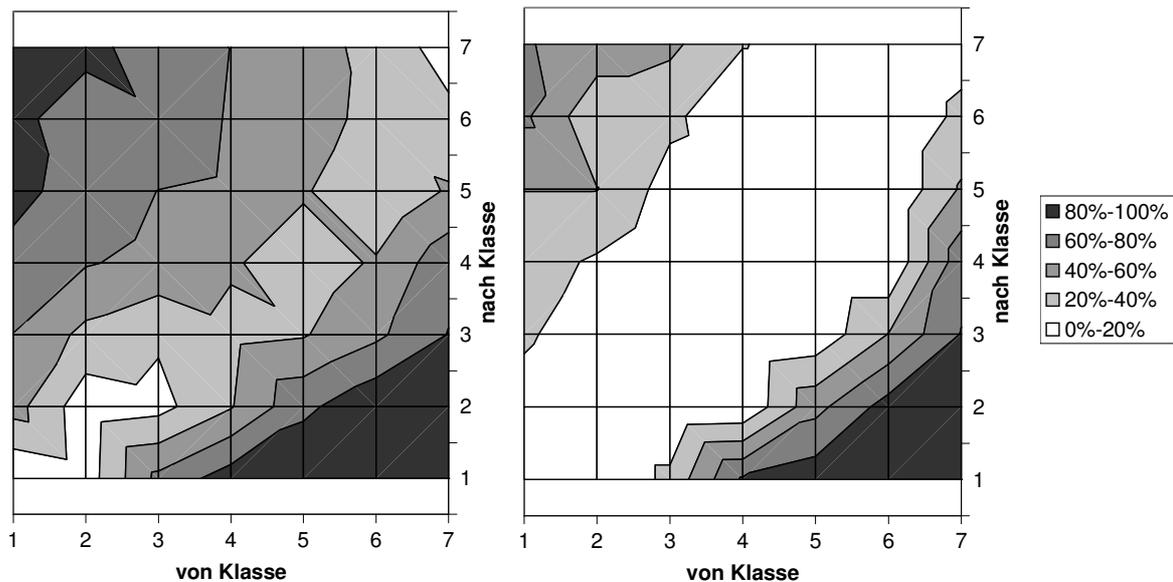


Abb. 5.3: Wahrscheinlichkeit von Nullübergängen bei einem Datenumfang von 19 Jahren (links: ohne Aggregation / rechts: mit gleitender Aggregation über vier Etappen)

Als zweite Maßnahme zur Verbesserung der Konvergenz werden Kontrollen der Übergangswahrscheinlichkeiten durchgeführt und wenn erforderlich, Modifikationen an den Wahrscheinlichkeiten vorgenommen (He et al., 1995).

1. Für den Fall, dass ein Zustand nie eingetreten ist und daher alle Wahrscheinlichkeiten zum Übergang in einen anderen Zustand gleich Null sind, wird stattdessen eine Gleichverteilung angenommen.
2. Sind mehr als 50 % der Übergangswahrscheinlichkeiten eines Zustandes gleich Null, so werden diese auf eine sehr kleine Wahrscheinlichkeit gesetzt (1 %). Die restlichen Wahrscheinlichkeiten ungleich Null werden entsprechend reduziert, um als Summe wieder 100 % zu erhalten.
3. Sind weniger als 50 % der Übergangswahrscheinlichkeiten eines Zustandes gleich Null, so erfolgen keine Veränderungen.

Die Auswirkungen dieser Veränderungen auf die erzeugte Betriebsregel sind minimal und dementsprechend vernachlässigbar.

5.5 Diskretisierung der Speicherinhalte

Wie der Zufluss ist auch der Speicherinhalt zur Verwendung als Zustandsvariable in der SDP zu diskretisieren. Die beiden bekanntesten Verfahren hierfür sind das von Moran (1954) und das von Savarenskiy (nach Milutin, 1998) (Abb. 5.4). Moran verwendet $n + 1$ diskrete Werte bei der Einteilung in n Klassen. Dazu werden die Speicherinhalte im Abstand von $\Delta s = (s_{\max} - s_{\min}) / n$ sowie der minimale und maximale Speicherinhalt verwendet. Savarenskiy benutzt $n + 2$ Werte bei n Klassen. Dabei wird der Bereich um s_{\min} und s_{\max} genauer diskretisiert, indem das Volumen der untersten und der obersten Klasse auf

$\frac{1}{2} \Delta s$ reduziert wird. Die restlichen Klassenabstände betragen wie bei Moran Δs . Beide Verfahren sind im Modell verwirklicht.

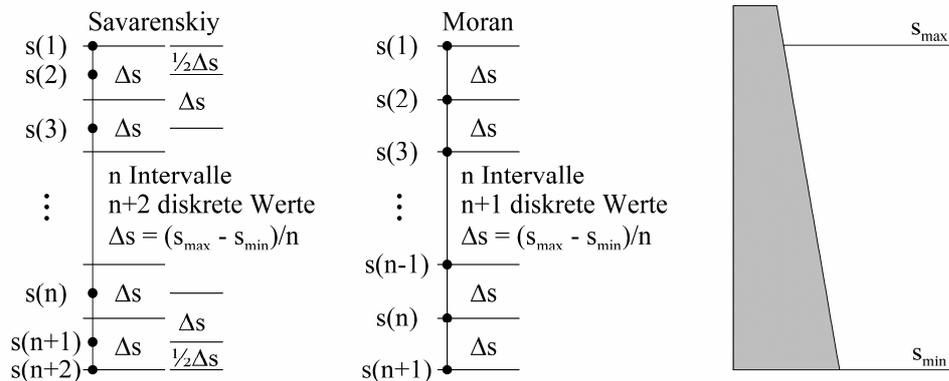


Abb. 5.4: Speicherdiskretisierung (nach Milutin, 1998)

Frühere Untersuchungen von Doran (1975) haben eine Überlegenheit des Savarenskiy-Schemas gezeigt. Karamouz & Vasiliadis (1992) stellten sogar eine Reduktion der erforderlichen Iterationen um 25 % fest. Neben dem verwendeten Verfahren spielt aber auch die Anzahl der Klassen eine wesentliche Rolle. Eine zu geringe Klassenanzahl kann nach Klemeš (1977) nicht nur ungenaue, sondern grundlegend falsche Ergebnisse liefern. Dies bestätigen Goulter und Tai (1985) sowie Tai und Goulter (1987) mit ihren „trapping states“ (Fallenzustände). Diese falschen Ergebnisse entstehen aus zu wenigen und damit zu großen Speicherklassen und dem Zusammenhang, dass der Zufluss zwar den Speicherinhalt vergrößert, aber nicht ausreichend, um ihn in die nächste Klasse zu heben. Shrestha et al. (1990) finden im Gegensatz zu Karamouz & Houck (1987) keine Abhängigkeit der erforderlichen Klassenanzahl vom Ausbaugrad. Auch das Vorhandensein spezieller Klassenanzahlen (Bogardi et al., 1988), welche in Kombination mit passender Zuflussklassenanzahl gute Ergebnisse liefern, konnte nicht verallgemeinert werden. Stattdessen werden Zusammenhänge zwischen der Speicherdiskretisierung und dem hydrologischen Regime, der Zielfunktion und der Form des Speichers vermutet. Tendenziell ergibt eine größere Klassenanzahl genauere Ergebnisse. Dies wird auch von Piccardi & Soncini-Sessa (1991) bestätigt. Sie empfehlen zur Auswahl der Klassenanzahl diverse Testläufe mit unterschiedlichen Klassenanzahlen. Die „richtige“ Anzahl soll anhand der Konvergenz der Ergebnisse festgestellt werden.

5.6 Berücksichtigung von Abflusszielen im Unterlauf

Die Optimierung von Zielen, die direkt an die Abgabe aus einem Speicher gekoppelt sind (z. B. Maximierung der Energieerzeugung und Einhaltung von Mindestabgaben), ist bei vielen Betriebsoptimierungsmodellen für Talsperrensysteme üblich. Die im hier entwickelten Modell implementierte Berücksichtigung von Abflusszielen im Unterlauf (z. B. Niedrigwasseraufhöhung) ist hingegen nur selten vorhanden (Sahu & Gupta, 2001 sowie Schultz & Harboe, 1989). Um dies zu verwirklichen, erfolgt die Optimierung in zwei Schritten.

Zunächst wird der reduzierte Abfluss am Kontrollpegel ermittelt. Dies ist der Abfluss am Kontrollpegel ohne Speicherabgabe. Dazu werden die Speicherabgaben nach dem bisherigen Betrieb unter Berücksichtigung einer mittleren Fließzeit vom Abfluss am Kontrollpegel abgezogen.

Im zweiten Schritt werden die Abgaben des Speichers in optimaler Weise realisiert und unter Beachtung der Fließzeit zum reduzierten Abfluss addiert. Somit werden die Talsperrenabgaben unter Berücksichtigung der Speicherwirkung wieder zum Kontrollpegel hinzugefügt.

Da bei SDP-Optimierung nicht wie bei DP direkt mit gemessenen Abflussdaten, sondern mit den Übergangswahrscheinlichkeiten des Zuflusses gearbeitet wird, ist der reduzierte Kontrollpegelabfluss während der Optimierung nicht bekannt. Er muss demzufolge aus bekannten Größen geschätzt werden. Da der reduzierte Abfluss am Kontrollpegel häufig eine hohe Kreuzkorrelation zum Talsperrenzufluss aufweist, kann er aus diesem ermittelt werden. Dies geschieht über eine Polynomregression 4. Grades.

5.7 Definition und Aggregation der Ziele

Die Ziele der Betriebsoptimierung können mit der verwendeten Software ohne Eingriff in den Quellcode und somit ohne Programmierkenntnisse über die Benutzeroberfläche verändert werden. Sie können die Talsperrenabgabe (über Turbinen), die Entnahme (unter Umgehung der Turbinen), die Energieerzeugung, den Speicherinhalt und den Abfluss an einem Pegel im Unterlauf (Kontrollpegel) betreffen und jeweils kleiner, größer oder gleich einem Zielwert sein. Mit diesen wassermengewirtschaftlichen Zielen können auch weitere Ziele abgebildet werden, da sie sich vielfach auf die mengenwirtschaftlichen Ziele zurückführen lassen. Dies betrifft beispielsweise die Freizeitnutzung. Für die Freizeitnutzung ist es erforderlich, dass der Speicher während der Sommermonate einen möglichst hohen Füllstand aufweist, was über die Zielgröße Speicherinhalt optimiert werden kann. Gleiches gilt auch für den mittel- bis langfristigen Hochwasserschutz, welcher als freizuhaltender Hochwasserschutzraum durch die Zielgröße Speicherinhalt berücksichtigt werden kann. Die Umsetzung des Ziels Schifffahrt ist davon abhängig, ob Schifffahrt auf dem Speichersee oder dem unterhalb liegenden Fluss zu berücksichtigen ist. Sie wird entsprechend über Speicherinhaltsziele oder Abgabeziele realisiert. Ähnlich verhält es sich auch mit ökologischen Zielen, je nachdem, ob sie den Wasserkörper im Speicher oder das unterhalb liegende Gewässer betreffen.

Da die hier zu berücksichtigenden Zielgrößen unterschiedliche Einheiten haben (Speicherinhalt m^3 , Abgabe m^3/s , Energieerzeugung kWh), wurde in der Optimierung keine physikalische oder monetäre Größe verwendet, sondern abstrakte Strafpunkte genutzt. D. h., dass die Nichterreicherung eines Ziels, also ein Versagen, mit Strafpunkten belegt wird.

Zur Vergabe der Strafpunkte nach Gleichung (5.3) gibt es zwei Möglichkeiten. Wenn die Schwere eines möglichen Versagens unwichtig ist, kann im Versagensfall ein konstanter Strafwert vergeben werden (z. B. 0,5). Ist aber die Schwere eines Versagensereignisses von

Bedeutung, so kann die Abweichung des erreichten Werts vom Zielwert als Grundlage der Strafpunktvergabe genutzt werden. Zusätzlich besteht die Möglichkeit, diese Abweichung mit einem beliebigen Faktor zu potenzieren. Dies ermöglicht, z. B. durch eine quadratische Bestrafung einen geringen langfristigen Fehler einem einzelnen kurzen, aber extremen Fehler vorzuziehen.

$$s = \begin{cases} 0 & \text{Zielwert erreicht} \\ \left\{ \begin{array}{l} w \\ ((m - z)^w) \end{array} \right. & \begin{array}{l} \text{Typ = konst.} \\ \text{Typ = Abweichung} \end{array} \end{cases} \quad \text{Zielwert nicht erreicht} \quad (5.3)$$

- mit:
- s Strafpunkte
 - w Wert (entweder konstanter Strafwert bei Typ Konstant oder Exponent bei Typ Abweichung)
 - m Messwert
 - z Zielwert

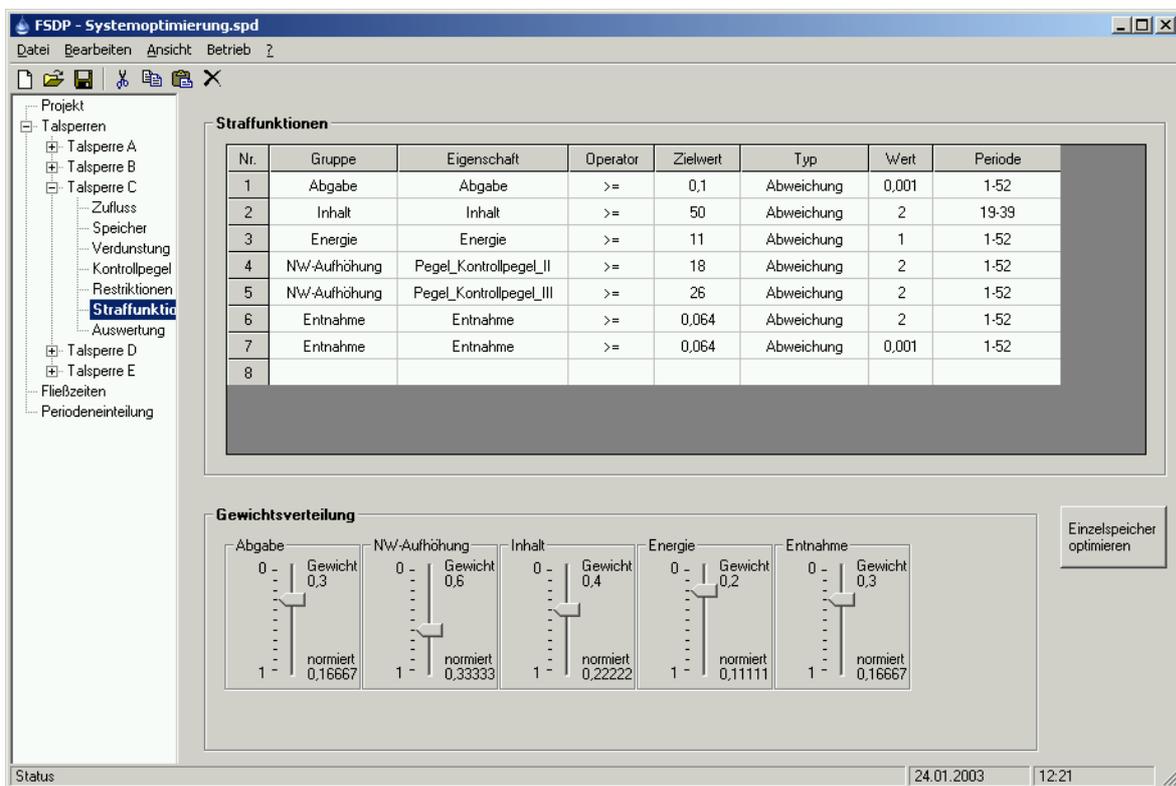


Abb. 5.5: Eingabe der Straffunktionen

Abb. 5.5 zeigt exemplarisch die Realisation der Strafpunktvergabe. Die Ziele werden unter den Eigenschaften, der zu erreichende Wert unter Zielwert und der Zusammenhang der beiden Daten unter Operator eingetragen. Die Art der Bestrafung ist im Programm unter Typ (Konstant oder Abweichung) und der zugehörige Zahlenwert unter Wert einzugeben.

Zusätzlich ist es möglich, den Geltungszeitraum für jedes Ziel einzuschränken und dadurch beispielsweise zur Freizeitnutzung einen möglichst großen Speicherinhalt im Sommer als Ziel zu definieren (Eintrag der Gültigkeit im Feld Periode). Über die Zuordnung einzelner Ziele zu Gruppen (Feld Gruppe) können Ziele zusammengefasst werden (Abb. 5.5).

Soll beispielsweise ein Speicherinhalt von 50 hm³ im Sommer nicht unterschritten und im Versagensfall quadratisch bestraft werden, so ist in die Maske folgendes einzutragen: Eigenschaft Inhalt / Operator > = / Zielwert 50 / Typ Abweichung / Wert 2 / Periode 19-39.

Zur Realisation der Mehrzieloptimierung verwendet das Modell einen nutzwertanalytischen Ansatz. Dabei wird unter Verwendung von Zielgewichten (Wertebereich zwischen 0 und 1) eine Aggregation der Strafpunkte aller Ziele gemäß Gleichung (5.4) durchgeführt. Der Wert jedes einzelnen Gewichts kann beliebig zwischen 0 und 1 gewählt werden. Zur Aggregation der Strafpunkte werden die Gewichte normiert (Summe = 1). Die resultierende Strafpunktsumme wird durch die Optimierung minimiert.

$$s_{ges} = \sum_{i=1}^n g_i \cdot s_i \quad (5.4)$$

mit:	n	Anzahl der Ziele
	g _i	Zielgewicht für Ziel i
	s _i	Strafpunkte für Ziel i
	s _{ges}	aggregierte Strafpunkte aller Ziele

Da die Auswirkungen von verschiedenen Zielgewichten auf das Systemverhalten für einen Entscheidungsträger nicht unmittelbar vorherzusagen sind, ist eine A-priori-Vergabe dieser Zielgewichte nicht sinnvoll. Zur Handhabung dieses Problems kann für jeden einzelnen Speicher eine Vielzahl von Optimierungsläufen mit automatisch variierten Zielgewichten durchgeführt werden (Laabs & Schultz, 1992), wobei sowohl die Unter- und Obergrenze als auch die Schrittweite für jedes Gewicht vorgegeben werden kann. Da (wie in Kapitel 5.3 beschrieben) die Optimierung selbst nur unzureichende Aussagen über die Qualität einer Betriebsregel macht, wird jede so erhaltene Betriebsregel simuliert, und die gewonnenen Auswertungskriterien (siehe Kapitel 5.8) werden abgespeichert. Nach diesen Rechenläufen stehen die Auswertungen von vielen Gewichtskombinationen (z. B. über 13.000 Kombinationen bei vier Gewichten und 10 Schritten) zur Verfügung. So kann ein Entscheidungsträger durch Anpassen der einzelnen Zielgewichte und die unmittelbar angezeigten Auswertungskriterien die Reaktionen des Talsperrensystems auf die Änderung der Zielgewichte sehen und sich iterativ an die für ihn (subjektiv) optimalen Gewichtsverteilung herantasten. Diese Arbeit könnte gegebenenfalls durch Entscheidungsunterstützungssysteme vereinfacht werden, da alle Auswertungsergebnisse als abgespeicherte Daten vorliegen.

5.8 Möglichkeiten zur Beurteilung der optimierten Betriebsregel

Wie bereits in Kapitel 2.4 beschrieben, ist die Aussagekraft des Zielfunktionswertes zur Beurteilung der erzeugten Betriebsregeln wichtig, jedoch nicht hinreichend. Im hier entwickelten Modell bestehen durch Simulation die Auswertungsmöglichkeiten des optimierten Talsperrenbetriebs. Dazu stehen neben der Ermittlung von Gütekriterien auch die Auswer-

tung von Unterschreitungswahrscheinlichkeiten von Zielgrößen (ähnlich zu Dauerlinien) zur Verfügung.

Die verwendeten Güteindizes werden für jedes Ziel separat ausgewertet, da eine Aggregation der möglicherweise inkommensurablen Zielgrößen nicht sinnvoll ist. Im Einzelnen werden die folgenden Kriterien verwendet:

- Zuverlässigkeit liefert die zeitbasierte prozentuale Wahrscheinlichkeit (auf Tagesbasis), dass das Ziel vollständig erfüllt wird.

$$PI_1 = 1 - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Z, \text{ mit } Z = \begin{cases} 1 & \text{bei Versagen} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

- Versagenhäufigkeit ist die absolute Anzahl der Versagensereignisse für dieses Ziel. Der Wert bezieht sich auf den gesamten betrachteten Zeitraum.

- Versagensdauer ist die mittlere Dauer eines einzelnen Versagensereignisses

$$PI_3 = \frac{\sum_{j=0}^t Z}{t+1} = \frac{\sum_{n=1}^N D(n)}{N}, \text{ mit } D(n) = \text{Dauer des n-ten Versagens, } N = \text{Anzahl der Ereignisse}$$

- Mittlere Versagensschwere ist die Abweichung vom Ziel, gemittelt über den gesamten Zeitraum aller Versagensereignisse

$$PI_4 = \frac{\sum_{t=0}^T |DEF(t)|}{\sum_{n=0}^N D(n)}, \text{ mit } DEF(t) = \text{Abweichung vom Ziel zum Zeitpunkt } t$$

- Maximale Versagensschwere ist die maximale Abweichung vom Ziel während der gesamten Zeit aller Versagensereignisse

$$PI_5 = \max(|DEF(t)|)$$

- Zeit ohne Versagen ist die Zeit zwischen zwei Versagensereignissen, gemittelt über alle „Erfolgs“-Ereignisse

$$PI_6 = \frac{\sum_{n=0}^N DE(n)}{NE}, \text{ mit } DE(n) = \text{Dauer des n-ten Erfolgs, } NE = \text{Anzahl der Erfolge}$$

- Jahresfehlwassermenge ist das jährliche Defizit zur Erreichung des Ziels, gemittelt über den gesamten betrachteten Zeitraum

$$PI_7 = \frac{\sum_{t=0}^T DEF(t) \cdot \Delta t}{NA}, \text{ mit } NA = \text{Anzahl der untersuchten Jahre}$$

Zur Anpassung der Zielgewichte werden für diese Güteindizes die Werte angezeigt, die zur ausgewählten Gewichtung gehören (Abb. 5.6). Zusätzlich wird die Bandbreite aller erzielten Werte (skaliert auf einen Bereich von 0 bis 100) dargestellt, um die Qualität der aus-

gewählten Gewichtsverteilung gegenüber den anderen untersuchten Verteilungen abschätzen zu können. Die Zuverlässigkeit wird dabei ohne Skalierung dargestellt. Die mittlere und max. Schwere werden mit Hilfe des Zielwertes skaliert. Zum Beispiel kann bei dem Ziel eines Mindestspeicherinhalts von 120 hm^3 die mittlere Schwere maximal einen Wert von 120 hm^3 (= 100 %) annehmen. Minimal kann die mittlere Schwere den Wert 0 (= 0 %) annehmen, wenn kein Versagensereignis eingetreten ist. Für die verbleibenden Indizes wird der Maximalwert zu 100 % angenommen.

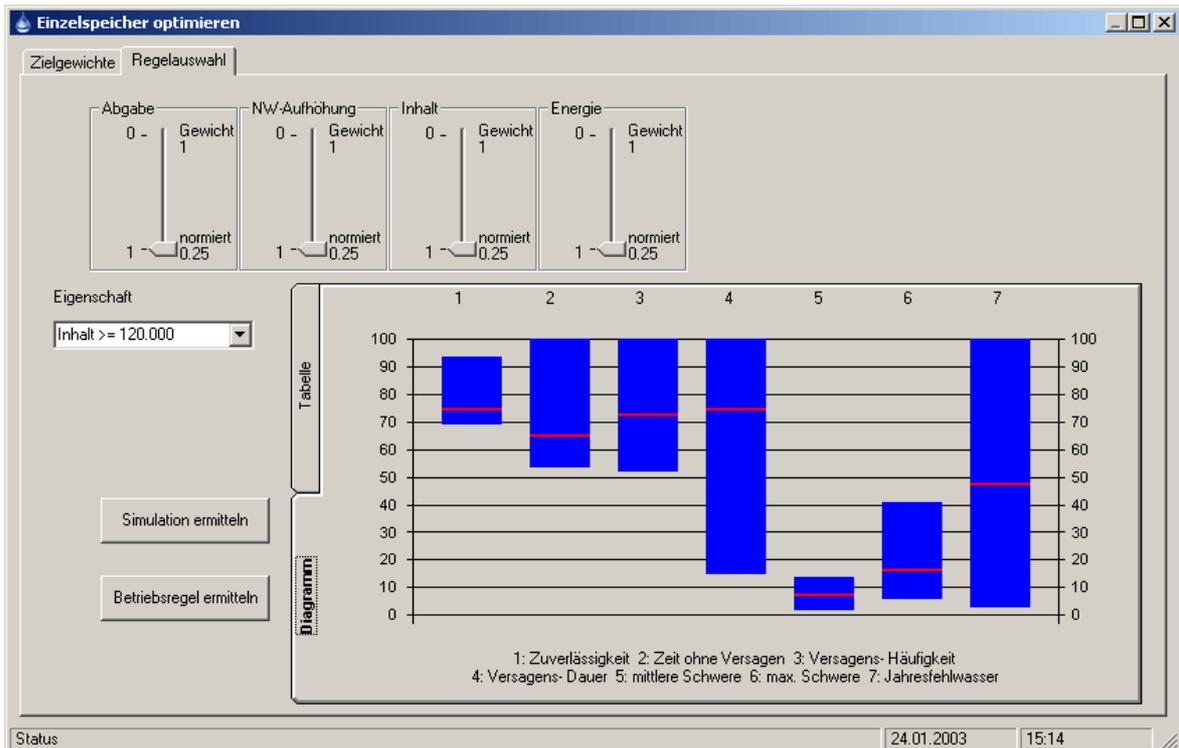


Abb. 5.6: Auswertung der Einzelspeicheroptimierung

Die Ermittlung der Unterschreitungswahrscheinlichkeiten steht für die Eigenschaften zur Verfügung, die auch in die Zielfunktion aufgenommen werden können (siehe Kapitel 5.7). Dabei wird eine beliebige Anzahl von Werten angegeben, für die die Wahrscheinlichkeit berechnet wird. Beispielhaft ist in Abb. 5.7 eine solche Auswertung dargestellt.

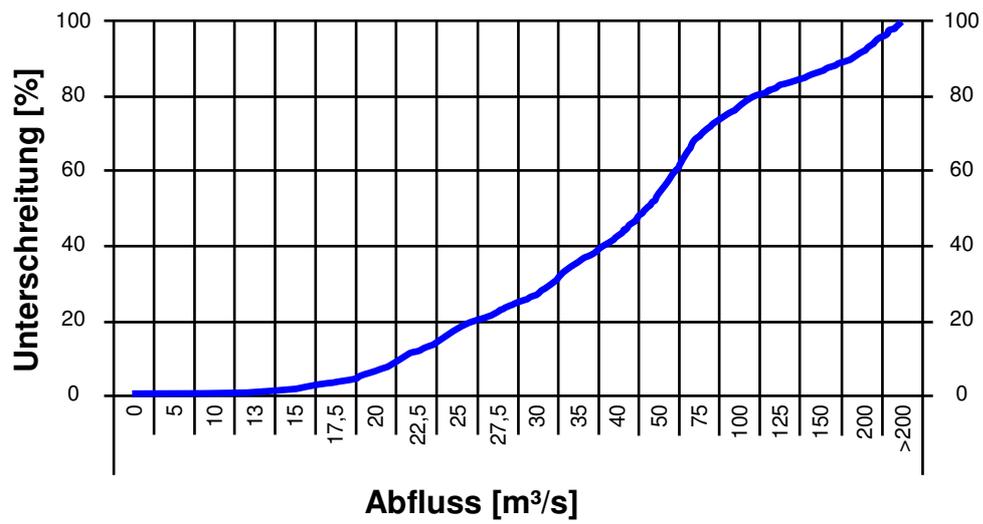


Abb. 5.7: Unterschreitungswahrscheinlichkeiten für den Kontrollpegel III (Anwendungsbeispiel, Kapitel 6)

6 Anwendungsbeispiel

6.1 Beschreibung des untersuchten Talsperrensystems

Der Nutzen des flexiblen-SDP-Modells wurde anhand von Anwendungsbeispielen untersucht. Dazu konnte ein Talsperrensystem aus Deutschland verwendet werden. Die zur Verfügung stehende Datenbasis erlaubte die Untersuchung von fünf Speichern. Einen Überblick gibt die Systemskizze in Abb. 6.1.

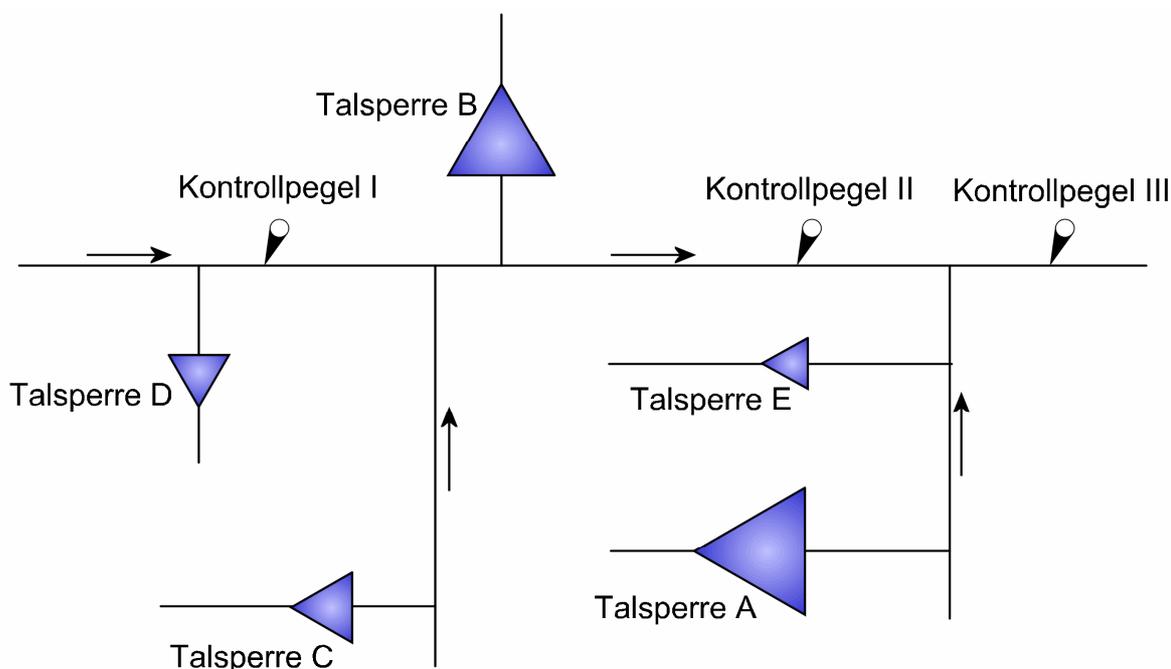


Abb. 6.1: Skizze des untersuchten Talsperrensystems

Das Einzugsgebiet liegt in einem Mittelgebirge und hat eine Größe von ca. 4500 km². Der durchschnittliche Niederschlag beläuft sich auf ca. 1050 mm mit ausgeprägten Niederschlägen im Winterhalbjahr.

Pegeldaten aus den Talsperreneinzugsgebieten standen für die Wasserwirtschaftsjahre 1980–1998 (19 Jahre), bzw. für den Bereich der Talsperre A bereits ab dem Wasserwirtschaftsjahr 1968 (31 Jahre) als mittlere Tagesabflüsse zur Verfügung. Die Zuflüsse zu den Speichern wurden aus den beobachteten Teilgebieten flächenproportional hochgerechnet (Tab. 6.1). Die resultierenden mittleren monatlichen Talsperrenzuflüsse sowie deren statistische Charakteristika sind in Tab. 6.2 und Tab. 6.3 dargestellt. Das Winterhalbjahr (November–April) hat am Jahresabfluss einen Anteil von 71 %. Dementsprechend beträgt der

6 Anwendungsbeispiel

Abfluss im Sommer 29 %, wobei der trockenste Monat (August) nur 3 % des Jahresabflusses beiträgt. Die Abflussschwankungen von Jahr zu Jahr sind mit Variationskoeffizienten zwischen 0,217 und 0,267 nicht sehr stark ausgeprägt. Verdunstungsraten standen als mittlere Monatswerte für das Gesamtgebiet zur Verfügung und können Tab. 6.4 entnommen werden.

Tab. 6.1: Anteil des durch Pegel beobachteten Einzugsgebiets am Gesamteinzugsgebiet der Talsperre

Talsperre	A	B	C	D	E
Anteil	75 %	82 %	76 %	82 %	46 %

Tab. 6.2: Mittlere monatliche Zuflusssummen der Talsperren (1980-1998) [hm³/Monat]

Tsp.	Nov.	Dez.	Jan.	Feb.	Mrz.	Apr.	Mai	Jun.	Jul.	Aug.	Sep.	Okt.
A	25,162	38,246	35,874	24,127	30,705	16,753	9,698	9,384	9,546	5,423	10,510	18,158
B	14,823	27,663	30,166	22,770	27,739	19,988	13,521	12,808	11,152	7,028	10,109	12,415
C	3,711	7,037	7,700	5,351	6,521	4,136	2,214	2,093	2,152	1,108	1,701	2,851
D	4,822	8,889	8,944	5,989	7,839	5,564	2,939	2,622	2,776	1,501	2,534	3,822
E	2,152	3,429	3,295	2,233	2,846	1,650	0,881	0,894	1,069	0,539	1,023	1,783
Σ	50,670	85,265	85,980	60,470	75,650	48,092	29,253	27,802	26,694	15,598	25,877	39,029

Tab. 6.3: Statistische Kenngrößen der jährlichen Talsperrenzuflüsse (1980-1998)

Talsperre	Min. [hm ³ /Jahr]	Max. [hm ³ /Jahr]	Mittelwert [hm ³ /Jahr]	Standardabw. [hm ³ /Jahr]	Variationskoef. [-]
A	104,495	309,328	233,587	52,707	0,226
B	110,670	277,232	210,185	45,577	0,217
C	16,929	63,938	46,576	12,415	0,267
D	28,849	74,240	58,242	12,944	0,222
E	11,230	31,694	21,793	5,155	0,237
System	272,173	719,374	570,381	125,065	0,219

Tab. 6.4: Mittlere monatliche Verdunstung [mm]

	Nov.	Dez.	Jan.	Feb.	Mrz.	Apr.	Mai	Jun.	Jul.	Aug.	Sep.	Okt.
Verdunstung	20	15	15	15	22	30	45	63	58	58	41	33

Die Talsperren haben einen gesamten Betriebsraum von ca. 395 hm³ (Tab. 6.5). Ihr primärer Zweck ist neben der Trinkwasserversorgung die Niedrigwasseraufhöhung an den Kon-

trollpegeln I bis III. Stromerzeugung und Freizeitnutzung stellen die sekundären Ziele des Betriebs dar. In den Wintermonaten November–April stellt das Talsperrensystem einen Hochwasserschutzraum von maximal 49 hm³ bereit.

Tab. 6.5: Kenngrößen der Talsperren

Talsperre	Betriebsraum [hm ³]	Ausbau- grad [%]	max. HWSR [hm ³]	Trinkwasser- entnahme [hm ³ /Jahr]	Schluckvermögen Turbine(n) [m ³ /s]	max.
						Fallhöhe Turbi- ne(n) [m]
A	143,7	62	32	4	39,0	53,00
B	120	57	10	0	28,0	32,84
C	65,4	140	0	2	17,2	62,03
D	35,7	61	7	0	4,4	52,53
E	30,2	139	0	12,3	1,0	53,98
System	395	69	49	18,3		

Die Abflussdaten der Kontrollpegel waren ab 1980 verfügbar. Für die Pegel I und III reicht die Zeitreihe bis 1998, für den Pegel II bis 1996. Sie haben eine Einzugsgebietsfläche von 760, 2009 bzw. 4118 km². Die beiden Kontrollpegel II und III werden durch eine nicht zu vernachlässigende Entziehung beeinflusst. Das heißt, dass aus dem Einzugsgebiet entnommenes (Trink-)Wasser nicht wieder in dieses zurückgelangt, sondern nach dem Verbrauch über die Abwasserableitung in benachbarte Einzugsgebiete exportiert wird. Diese Entziehung wurde für die weiteren Untersuchungen rechnerisch aus den Abflussdaten entfernt. Dies geschah, indem die bekannten entzogenen Wassermengen zu den entsprechenden Pegelabflüssen addiert wurden. Aus den resultierenden Daten wurden anschließend die (von den Talsperren) unbeeinflussten Abflüsse ermittelt (Tab. 6.6).

Tab. 6.6 Mittlere monatliche Abflüsse der Kontrollpegel, ohne Beeinflussung durch Talsperrenabgaben (I & III: 1980-1998 / II: 1980-1996) [m³/s]

KP	Nov.	Dez.	Jan.	Feb.	Mrz.	Apr.	Mai	Jun.	Jul.	Aug.	Sep.	Okt.
I	15,24	27,58	30,35	22,15	23,70	18,58	9,75	9,35	8,74	4,96	7,64	9,77
II	30,95	56,72	66,14	49,34	51,52	40,36	23,62	22,54	20,57	12,21	16,95	20,96
III	80,97	134,33	150,82	114,46	124,22	87,81	52,36	49,68	46,17	28,29	44,41	62,99

Die Saisonalität der Abflusszeitreihen entspricht derjenigen der Talsperrenzuflüsse. Im Winterhalbjahr fließen 71–73 % des Jahresabflusses ab, und der trockenste Monat ist ebenfalls der August mit 3 % des Jahresabflusses. Daraus resultiert auch das Ziel der Niedrig-

wasseraufhöhung. Einen genaueren Überblick über die Abflusssituation an den drei Kontrollpegeln gibt Abb. 6.2. Die x-Achsen der Diagramme sind jeweils ca. ab dem mittleren Abfluss gestaut (grauer Bereich).

Für die Anwendung der SDP sollten die verwendeten Talsperrenzuflüsse nicht trendbehaftet sein. Um dies zu prüfen, wurden für die mittleren Jahreszuflüsse der fünf Talsperren (Abb. 6.3) mehrere Trendanalysen für linearen Trend und sprunghafte Veränderungen durchgeführt.

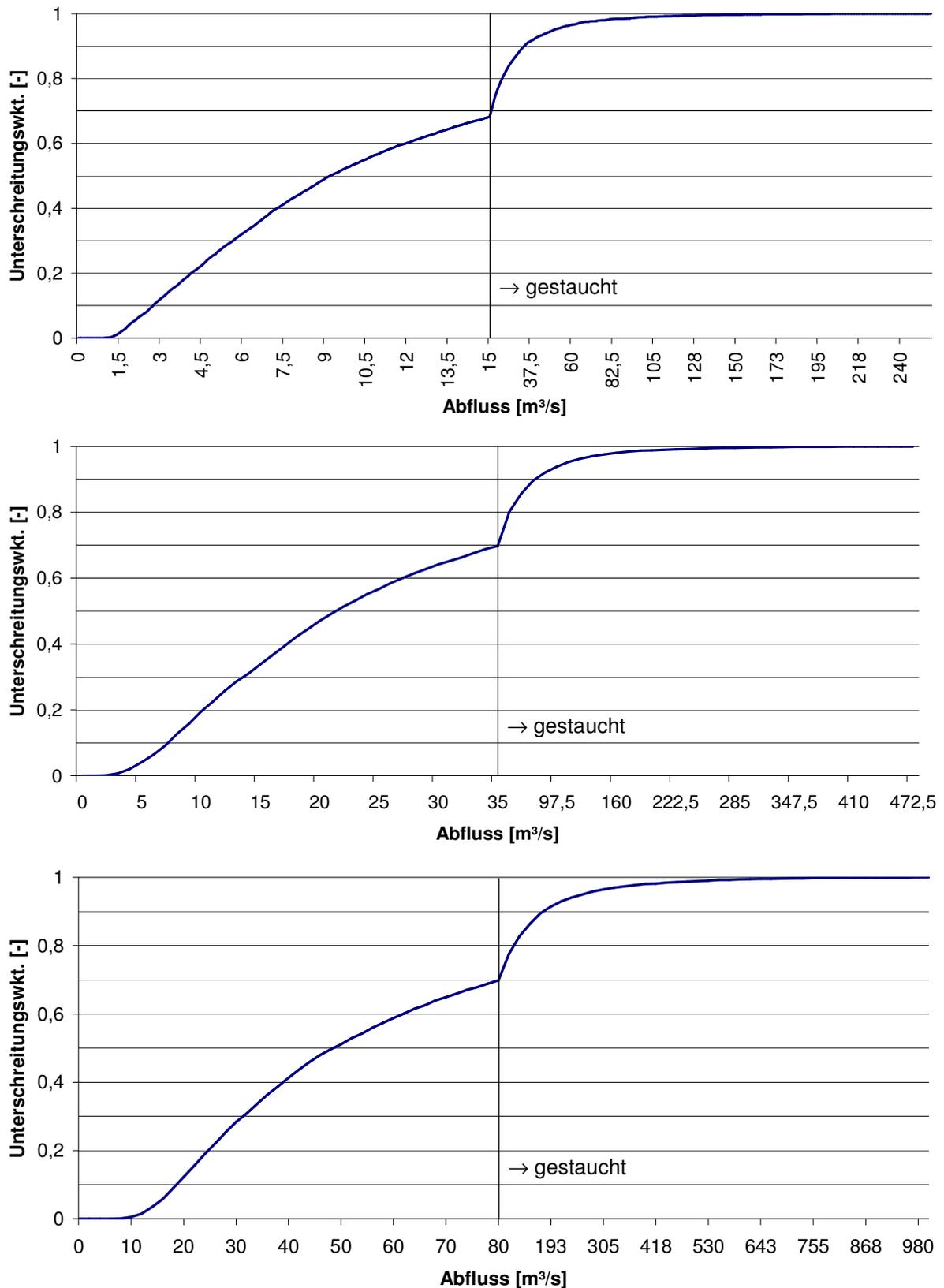


Abb. 6.2: Unterschreitungswahrscheinlichkeiten der unbeeinflussten Pegel, gestaucht ab MQ (oben: Kontrollpegel I, Mitte: Kontrollpegel II, unten: Kontrollpegel III)

6 Anwendungsbeispiel

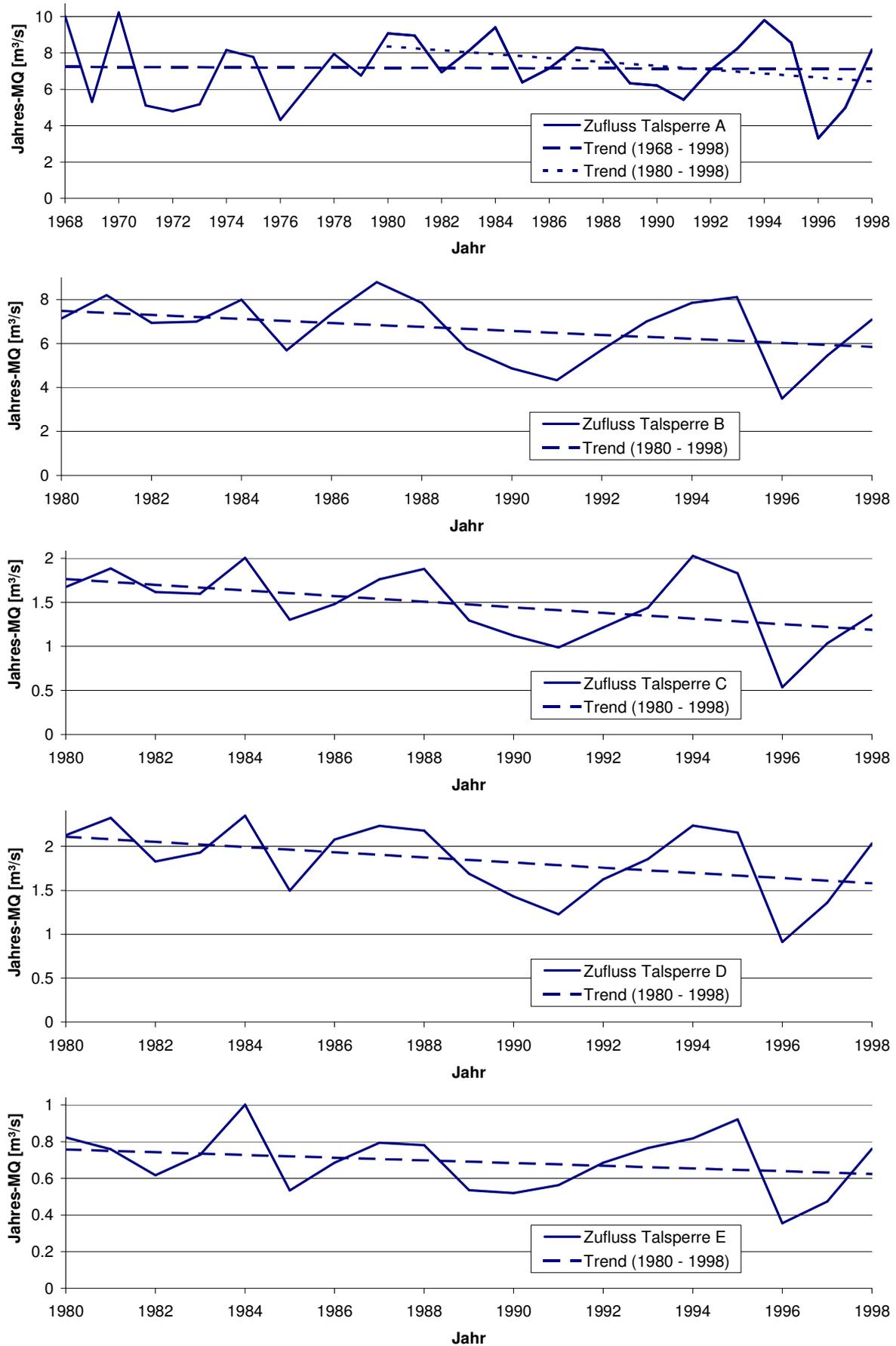


Abb. 6.3: Talsperrenzuflüsse mit Trendlinien

Als Erstes wurden die Zeitreihen mittels linearer Regressionsanalyse und t-Test auf linearen Trend untersucht. Als zweiter Test wurde der Cox & Stuart Vorzeichentrend-Test (Hartung, 1998) durchgeführt. Dazu wird die zu untersuchende Zeitreihe des Umfangs n gedrittelt. Der Vergleich eines jeden Elements des ersten Drittels mit dem zugehörigen Element des letzten Drittels liefert positive und negative Abweichungen. Die maximale Anzahl der positiven bzw. negativen Abweichungen liefert nach Gleichung (6.1) den Testwert, der als normalverteilt angenommen wird.

$$\hat{Z} = \frac{|s - n/6|}{\sqrt{n/12}} \quad ; \text{ wenn } n \geq 30$$

$$\hat{Z} = \frac{|s - n/6| - 0,5}{\sqrt{n/12}} \quad ; \text{ wenn } n < 30$$
(6.1)

mit:	\hat{Z}	Prüfgröße
	s	Max (pos. Abweichungen; neg. Abweichungen)
	n	Anzahl der Stichprobenelemente

Der Cochran-Test (Cochran, 1954) wurde für die Talsperren B–E zum Auffinden eines Sprunges in den Zeitreihen angewendet. Dazu wurden die Zeitreihen in zwei Teile zerlegt (1980-1988 und 1989-1998). Für beide Teile wird eine signifikante Veränderung des Mittelwerts untersucht. Die Prüfgröße ergibt sich nach Gleichung (6.2) und wird mit der χ^2 -Verteilung bewertet.

$$\hat{\chi}^2 = \frac{n_1 \cdot n_2}{n} \cdot \frac{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^2}{\bar{x}}$$
(6.2)

mit:	$\hat{\chi}$	Prüfgröße
	\bar{x}	Mittelwert
	n	Anzahl der Stichprobenelemente

Die Prüfgrößen aller Tests und deren kritische Werte sind in Tab. 6.7 dargestellt. Nur die lineare Regressionsanalyse des Talsperrenzuflusses C lehnt die Nullhypothese (kein Trend) bei einem Signifikanzniveau von $\alpha = 0,05$ ab. Ein Vergleich der beiden Trendlinien in Abb. 6.3 (Talsperre A) lässt aber vermuten, dass eine längere Zeitreihe nicht zur Ablehnung geführt hätte. Auch die hohe Kreuzkorrelation der Talsperrenzuläufe (Tab. 6.8) spricht gegen einen Trend in nur einer Zeitreihe. Da also kein Trend vermutet wird, kann ein kritischeres Signifikanzniveau von $\alpha = 0,01$ gewählt werden (Haberlandt, 2003). Der erneute Test lehnt die Nullhypothese nicht ab. Damit ist ein evtl. durch Abb. 6.3 suggerierter Trend für den Zeitraum 1980–1998 widerlegt, bzw. nicht statistisch signifikant. Die Forderung nach nicht trendbehafteten Zuflüssen ist entsprechend erfüllt.

Tab. 6.7: Prüfgrößen der Trendtests

	lineare Regressionsanalyse	Cox & Stuart	Cochran
Nullhypothese („kein Trend“) wird verworfen, wenn	$ \hat{t} > \text{krit. Wert}$	$\hat{Z} > \text{krit. Wert}$	$\hat{\chi} > \text{krit. Wert}$
krit. Wert ($\alpha = 0,05$)	2,045	1,960	3,841
krit. Wert ($\alpha = 0,01$)	2,756	2,576	6,635
Zufluss Tsp. A	-0,116	1,141	-
Zufluss Tsp. B	-1,566	1,060	1,164
Zufluss Tsp. C	-2,128	1,060	0,430
Zufluss Tsp. D	-1,828	1,060	0,360
Zufluss Tsp. E	-1,091	0,265	0,038

Tab. 6.8: Kreuzkorrelation der Talsperrenzuflüsse

	Zufluss A	Zufluss B	Zufluss C	Zufluss D	Zufluss E
Zufluss A	1	0,817	0,888	0,869	0,931
Zufluss B	0,817	1	0,927	0,923	0,810
Zufluss C	0,888	0,927	1	0,958	0,894
Zufluss D	0,869	0,923	0,958	1	0,879
Zufluss E	0,931	0,810	0,894	0,879	1

Die primären und sekundären Ziele des Betriebes dieses Talsperrensystems sind in Tab. 6.9 dargestellt. Ihre Berücksichtigung in der Optimierung erfolgt über die Zielfunktion und die Restriktionen. Für einige Ziele bzw. Randbedingungen des Talsperrenbetriebs ist es offensichtlich, ob sie in der Zielfunktion oder in den Restriktionen zu berücksichtigen sind. Dies betrifft in erster Linie physikalische Randbedingungen, beispielsweise die Abgaben aus den Speichern. Da keine Pumpen vorhanden sind, die das Wasser entgegen der Schwerkraft vom Unterwasser in den Speicher pumpen könnten, können Abgaben aus den Talsperren immer nur positiv sein, also aus dem Speicher ans Unterwasser. Diese Bedingung ist daher eine typische Restriktion des Talsperrenbetriebs.

Tab. 6.9: Einzelziele des Talsperrenbetriebs

Talsperre	Trinkwasserabgabe	Mindestabgabe	Niedrigwasseraufhöhung auf			sommerlicher Speicherinhalt	Energie
			KP I	KP II	KP III		
[-]	[hm ³ /Jahr]	[m ³ /s]	[m ³ /s]	[m ³ /s]	[m ³ /s]	[hm ³]	[MW]
A	4,0	1,0	-	-	26,0	120	Max
B	-	0,5	-	18,0	26,0	100	Max
C	2,0	0,1	-	18,0	26,0	50	Max
D	-	0,06	2,5	18,0	26,0	30	Max
E	12,3	0,05	-	-	26,0	20	Max

Sofern bauliche Veränderungen am System nicht Bestandteil der Untersuchung sind, ist auch die maximale Kapazität der Hochwasserentlastungsanlage und, wenn vorhanden, das maximale Schluckvermögen der Turbinen eine solche Restriktion.

Für sekundäre Ziele eines Talsperrenbetriebs ist die Entscheidung, ob die Berücksichtigung in den Restriktionen oder der Zielfunktion stattfindet, in der Regel sehr einfach. Da es sich bei diesen Zielen um solche handelt, die nur verfolgt werden, sofern die wichtigen primären Ziele ausreichend sichergestellt sind, finden sie Eingang in die Zielfunktion. Dort können sie mit entsprechend geringer Priorität berücksichtigt werden.

Entscheidungsspielraum gibt es teilweise bei den primären Zielen. Diese Ziele sind für den Talsperrenbetrieb sehr wichtig und sollen möglichst gut erfüllt werden. Im vorliegenden Beispiel fallen die Trinkwasserversorgung und die Niedrigwasseraufhöhung in diese Kategorie. Da die Niedrigwasseraufhöhung in der angestrebten Höhe in erster Linie dem Umweltschutz und nicht der Befriedigung menschlicher Grundbedürfnisse dient, findet sie in der Zielfunktion Berücksichtigung.

Für die Trinkwasserversorgung ist das weitestgehend anders. Sie wird für das dargestellte Beispiel als so wichtig betrachtet, dass sie auf jeden Fall erfüllt werden soll. Dementsprechend soll die Darstellung dieses Ziels in den Restriktionen erfolgen. Erste Optimierungsläufe zeigten, dass das nicht möglich ist. Aufgrund des Vorgehens der dynamischen Programmierung, dass sie alle für das Optimierungsziel Erfolg versprechenden Wege durchrechnet, werden auch Situationen mit extrem geringem Speicherinhalt und zusätzlich extrem geringem Zufluss betrachtet. Dank der Berücksichtigung der Übergangswahrscheinlichkeiten ist der SDP bekannt, dass diese Situationen nur mit geringer Wahrscheinlichkeit auftreten. Dennoch müssen Restriktionen auch in solchen Situationen immer eingehalten werden. Genau das ist aber, für das untersuchte Talsperrensystem, unter den verwendeten Trinkwasserentnahmemengen nicht für alle Talsperren möglich. Als Konsequenz erfolgt für die Talsperre C und E die Optimierung der Trinkwasserentnahme durch Berücksichtigung in der Zielfunktion. Um der Trinkwasserversorgung dennoch einen herausragenden

Stellenwert zu geben, wird ein Versagen mit außergewöhnlich hohen Strafen belegt. So wird ein ähnliches Verhalten wie bei der Berücksichtigung als Restriktion erzielt und das Problem der Restriktionen umgangen. Eine Übersicht über die Art der Zielberücksichtigung und die Zielgewichte gibt Tab. 6.10.

Tab. 6.10: Zielgewichte des Talsperrenbetriebs

Talsperre	Trinkwasserabgabe	Mindestabgabe	Niedrigwasseraufhöhung auf	sommerlicher Speicherinhalt	Energie
A	Restriktion	0,4	0,4	0,4	0,6
B	-	0,2	0,6	0,4	0,4
C	0,3	0,3	0,6	0,4	0,2
D	-	0,0	0,6	0,4	0,0
E	0,8	0,2	0,0	0,1	0,0

Aus der Kombination der obigen Ziele und Zielgewichte ergibt sich die verwendete Rekursionsgleichung:

$$\begin{aligned}
 f_t^n(k, i) = & \min(0,4 \cdot \text{MinQ}_{\text{kilt}}^A + 0,4 \cdot \text{NQ}_{\text{kilt}}^A + 0,4 \cdot \text{SS}_{\text{kilt}}^A + 0,6 \cdot \text{POW}_{\text{kilt}}^A \\
 & + 0,2 \cdot \text{MinQ}_{\text{kilt}}^B + 0,6 \cdot \text{NQ}_{\text{kilt}}^B + 0,4 \cdot \text{SS}_{\text{kilt}}^B + 0,6 \cdot \text{POW}_{\text{kilt}}^B \\
 & + 0,2 \cdot \text{DQ}_{\text{kilt}}^C + 0,2 \cdot \text{MinQ}_{\text{kilt}}^C + 0,6 \cdot \text{NQ}_{\text{kilt}}^C + 0,4 \cdot \text{SS}_{\text{kilt}}^C + 0,6 \cdot \text{POW}_{\text{kilt}}^C \\
 & + 0,6 \cdot \text{NQ}_{\text{kilt}}^D + 0,4 \cdot \text{SS}_{\text{kilt}}^D \\
 & + 0,2 \cdot \text{DQ}_{\text{kilt}}^E + 0,2 \cdot \text{MinQ}_{\text{kilt}}^E + 0,6 \cdot \text{NQ}_{\text{kilt}}^E + 0,4 \cdot \text{SS}_{\text{kilt}}^E + 0,6 \cdot \text{POW}_{\text{kilt}}^E \\
 & + \sum_j P_{ij}^t f_{t+1}^{n-1}(l, j) \Big) \quad \forall k, i; l \text{ möglich}
 \end{aligned} \tag{6.3}$$

mit:	MinQ	Strafpunkte aus Mindestabgabe
	NQ	Strafpunkte aus Niedrigwasseraufhöhung
	SS	Strafpunkte aus sommerlicher Speicherfüllung
	POW	Strafpunkte aus Energiegewinnung
	DQ	Strafpunkte aus Trinkwasserentnahme
	P	Übergangswahrscheinlichkeit des Zuflusses
	i	Zuflussklasse während t
	j	Zuflussklasse während t+1
	t	Etappe
	n	Anzahl der verbleibenden Etappen
	k	Speicherinhaltsklasse zu Beginn von t
	l	Speicherinhaltsklasse am Ende von t
	A, B, C, D, E	Bezeichnung der Talsperre

Anhand des dargestellten Beispiels wird deutlich, dass eine Berücksichtigung von Zielen in den Restriktionen, für die Optimierung mittels dynamischer Programmierung, zu gewissen Problemen führen kann. Dies kann aber in der dargestellten Art und Weise über eine entsprechende Integration in die Zielfunktion umgangen werden.

6.2 Zufluss- und Speicherdiskretisierung

Die Diskretisierung der Zustandsgrößen ist für korrekte Optimierungsergebnisse von großer Bedeutung. Da die Einflüsse von Systemeigenschaften auf die erforderliche Klassenanzahl sehr vielfältig und die genauen Zusammenhänge bisher nicht ausreichend untersucht sind, ist die Bestimmung durch einen iterativen Prozess erforderlich. Zu diesem Zweck wurde eine Vielzahl von Kombinationen mit vier bis zehn Zuflussklassen und 50 bis 300 Speicherklassen untersucht. Der Speicherinhalt wurde nach Savarenskiy und die Zuflüsse nach dem Equal-member-Verfahren diskretisiert. Die nicht untersuchten Kombinationen (z. B. zehn Zuflussklassen und 300 Speicherklassen) konnten wegen zu großer Speicheranforderungen nicht berechnet werden. Die Diskretisierungen wurden für die vorhandenen Zuflusszeitreihen optimiert und für die Jahre 1984 bis 1996 simuliert und ausgewertet.

Tab. 6.11: Untersuchte Zufluss- und Speicherdiskretisierungen

		Zuflussklassen			
		4	6	8	10
Speicherklassen	50	X	X	X	X
	100	X	X	X	X
	150	X	X	X	X
	200	X	X	X	
	250	X	X		
	300	X			

Die Auswahl der zu verwendenden Diskretisierung erfolgt mit Hilfe der ausgewerteten Güteindices der jeweiligen Betriebsregeln. Dabei werden aber nur die zeitliche Zuverlässigkeit, die mittlere und die maximale Versagensschwere sowie die Jahresfehlwassermenge benutzt, weil die anderen Parameter für das vorliegende Anwendungsbeispiel als weniger relevant eingestuft werden. So ergeben sich beispielsweise für die sommerliche Speicherausfüllung der Talsperre A die zeitlichen Zuverlässigkeiten gemäß Tab. 6.12.

Tab. 6.12: Zeitliche Zuverlässigkeit der sommerlichen Speicherfüllung der Talsperre A [%]

		Zuflussklassen			
		4	6	8	10
Speicherklassen	50	75,6	74,7	72,9	71,3
	100	89,4	89,2	87,1	88,4
	150	95,5	95,2	92,7	89,3
	200	95,9	96,2	96,1	
	250	96,0	96,0		
	300	96,7			

Die teilweise zu beobachtende Reduktion der Zuverlässigkeit bei feiner werdender Diskretisierung ist vermutlich auf die Wahl der Entscheidungsvariable zurückzuführen. Im vorliegenden Modell wird die Talsperrenabgabe als Entscheidungs- und der Talsperreninhalt als Zustandsvariable verwendet. Dadurch kann es zur beobachteten Verschlechterung der Güteindizes des Speicherinhalts kommen.

Trotz dieser Beschränkung auf vier Gütekriterien erfordert der Umfang der resultierenden Daten die Anwendung eines systematischen Bewertungsverfahrens. Dazu wird ein nutzwertanalytischer Ansatz verwendet, der insgesamt folgende Schritte umfasst:

- Transformation Güteindex \rightarrow Zielerfüllungsgrad
- Summation der Zielerfüllungsgrade über alle Talsperren
- Summation der Zielerfüllungsgrade über alle gewichteten Ziele
- Summation der Zielerfüllungsgrade über alle gewichteten Güteindizes

Im Einzelnen ergibt sich das Vorgehen folgendermaßen. Jeder einzelne Güteindex wird in Abhängigkeit seiner Spannbreite in einen dimensionslosen Wert (Zielerfüllungsgrad, hier zwischen -2 und $+2$) transformiert (Abb. 6.4).



Abb. 6.4: Beispiel einer Transformationsfunktion der zeitlichen Zuverlässigkeit in den Zielerfüllungsgrad

Für die Zuverlässigkeiten aus Tab. 6.12 folgen durch diese Transformation die Zielerfüllungsgrade gemäß Tab. 6.13.

Tab. 6.13: Zielerfüllungsgrade der sommerlichen Speicherfüllung der Talsperre A

		Zuflussklassen			
		4	6	8	10
Speicherklassen	50	-1,324	-1,472	-1,753	-2
	100	0,845	0,812	0,491	0,689
	150	1,81	1,769	1,373	0,829
	200	1,876	1,918	1,909	
	250	1,893	1,885		
	300	2			

Diese Zielerfüllungsgrade werden über die verschiedenen Talsperren summiert. Dadurch ergeben sich die Zielerfüllungsgrade des Talsperrensystems für die verschiedenen Diskretisierungen pro Ziel und Güteindex.

Die nächste Aggregation bezieht sich auf die verschiedenen Ziele. Diese werden unter Verwendung der Zielgewichte aus Tab. 6.14 (rechts) zusammengefasst. Die Gewichte werden bei der Aggregation verwendet, um die unterschiedliche Bedeutung der Zielgrößen zu berücksichtigen. Ihre Größe wird in Anlehnung an die Betriebsziele des Talsperrensystems festgelegt.

Als letzter Schritt zum Erhalten des Nutzwertes wird über die vier verwendeten Güteindizes summiert. Dies erfolgt ebenfalls unter Berücksichtigung von Zielgewichten (Tab. 6.14, links). Die beiden Güteindizes Zuverlässigkeit und das maximale Versagen werden dabei

wichtiger eingeschätzt als das mittlere Versagen und die Jahresfehlwassermenge. Den Gesamtablauf der Aggregation gibt Gleichung (6.4) wieder:

$$N(nk, ni) = \sum_{\text{Güteindex}} \left(\text{WG} \cdot \sum_{\text{Zielgrößen}} \left(\text{WZ} \cdot \sum_{\text{Talsperren}} \text{EG}(nk, ni) \right) \right) \quad (6.4)$$

- mit:
- N Nutzwert
 - EG Zielerfüllungsgrad
 - WZ Gewicht der Zielgröße
 - WG Gewicht des Güteindex
 - nk Anzahl der Speicherklassen
 - ni Anzahl der Zuflussklassen

Tab. 6.14: Zielgewichte zur Aggregation (links: für Güteindizes / rechts: für Zielgrößen)

Güteindex	Gewicht	Zielgröße	Gewicht
Zuverlässigkeit	1,5	Trinkwasserentnahme	1,5
mittl. Versagen	1,0	Mindestabgabe	1,5
max. Versagen	1,5	Aufhöhung KP II	1,0
Fehlwasser	1,0	Aufhöhung KP III	1,0
		sommerlicher Speicherinhalt	0,5
		max. Energieerzeugung	0,5

Die resultierenden Nutzwerte (Tab. 6.15) zeigen sehr deutlich, dass für die beabsichtigte Optimierung die Verwendung von 50 Speicherklassen zu schlechten Ergebnissen führt. Auch eine Begrenzung auf vier Zuflussklassen liefert, bei der Betrachtung aller berücksichtigten Ziele, im Vergleich zu sechs Zuflussklassen relativ schlechte Werte.

Tab. 6.15: Nutzwerte der Zufluss- und Speicherdiskretisierungen

		Zuflussklassen			
		4	6	8	10
Speicherklassen	50	6,506	10,869	10,916	13,345
	100	22,82	25,74	27,272	25,518
	150	26,558	28,408	24,259	28,057
	200	25,511	29,082	29,141	
	250	27,888	26,106		
	300	26,636			

Wie auch in Tab. 6.12 basieren die dargestellten Zahlen teilweise auf Zielen, die nicht die Entscheidungsvariable betreffen. Das ist vermutlich der Grund, für die teilweise zurückgehenden Nutzwerte bei zunehmender Diskretisierungsgenauigkeit.

Den besten Nutzwert erzielt die Kombination aus acht Zufluss- und 200 Speicherklassen. Ähnlich gute Ergebnisse liefert auch die Verwendung von sechs Zuflussklassen und 200 Speicherklassen. Zur weiteren Beurteilung der zu verwendenden Zuflussklassenanzahl werden die statistischen Eigenschaften der gemessenen – und der diskreten Zeitreihen miteinander verglichen. Zur Ermittlung von Mittelwert, Standardabweichung und Schiefe der diskreten Zeitreihen werden die gemessenen Zeitreihen jeweils in die diskreten Formen umgewandelt. Dafür wird jeder Messwert entsprechend der Klassengrenzen zunächst in eine Klasse eingeteilt und anschließend durch den repräsentativen Wert dieser Klasse ersetzt. Die statistischen Kenngrößen werden danach für diese diskreten Zeitreihen bestimmt.

Die Verwendung von sechs Zuflussklassen erzeugt eine schlechtere Wiedergabe der statistischen Eigenschaften der Zuflusszeitreihen als diejenige mit acht Klassen (Tab. 6.16). Vor allem die bessere Reproduktion der Schiefe profitiert von der größeren Klassenanzahl. So wird z. B. die Abweichung der Schiefe des Zuflusses B von 0,723 auf 0,524 um 8 % (bezogen auf die Schiefe der gemessenen Zeitreihe) reduziert. Im Mittel ergibt sich eine Verbesserung um 6,3 %. Bei der Verwendung von zehn statt acht Klassen geht diese Verbesserung auf 2,8 % zurück. Auch die Standardabweichung wird durch acht Klassen besser als durch sechs Klassen abgebildet. Der erzeugte Fehler verringert sich dabei um 2,6 % (1,1 % bei zehn statt acht Klassen). Der Mittelwert der Zeitreihen wird durch alle Klasseneinteilungen mit weniger als 2 % Abweichung wiedergegeben. Aufgrund der Vorteile bei der Reproduktion der statistischen Eigenschaften der Abflusszeitreihen und dem maximalen Nutzwert wird für die weiteren Untersuchungen eine Diskretisierung mit acht Zuflussklassen und 200 Speicherklassen verwendet. Die Verwendung von zehn Zuflussklassen bringt war eine leichte Verbesserung der Abflussrepräsentation, aber in Kombination mit den möglichen Speicherklassen (Begrenzung durch den vorhandenen Hauptspeicher des verfügbaren Computers) liefern sie ein schlechteres Ergebnis als die Kombination aus acht Zuflussklassen und 200 Speicherklassen.

Tab. 6.16: Fehler in der Reproduktion statistischer Kenngrößen durch Diskretisierung

		Messwerte	Fehler durch Diskretisierung in X Zuflussklassen			
			4	6	8	10
Zufluss A	Mittelwert	7,174	-0,019	-0,030	-0,050	-0,019
	Stdabw.	8,728	0,937	0,623	0,305	0,310
	Schiefe	2,523	0,829	0,610	0,461	0,370
Zufluss B	Mittelwert	6,664	-0,026	-0,007	-0,041	-0,061
	Stdabw.	6,615	0,867	0,608	0,340	0,219
	Schiefe	2,509	0,940	0,723	0,524	0,468
Zufluss C	Mittelwert	1,476	-0,001	-0,014	-0,007	0,003
	Stdabw.	1,876	0,229	0,120	0,090	0,090
	Schiefe	2,758	0,924	0,715	0,559	0,450
Zufluss D	Mittelwert	1,846	0,007	-0,022	0,008	-0,007
	Stdabw.	2,208	0,283	0,150	0,142	0,096
	Schiefe	2,618	0,848	0,677	0,519	0,469
Zufluss E	Mittelwert	0,690	-0,008	-0,003	0,002	0,000
	Stdabw.	0,872	0,099	0,066	0,054	0,036
	Schiefe	2,622	0,884	0,658	0,500	0,436

6.3 Abschätzen des reduzierten Abflusses

Die Abschätzung des reduzierten Kontrollpegelabflusses mit einer zeitlich konstanten Regression liefert im vorliegenden Fall gute Ergebnisse. Der Zusammenhang zwischen dem mittleren wöchentlichen Zufluss zur Talsperre A (siehe Kapitel 6.1) und dem mittleren wöchentlichen reduzierten Abfluss am Kontrollpegel III über einen Zeitraum von 19 Jahren ist exemplarisch in Abb. 6.5 dargestellt. Zusätzlich enthält das Diagramm das an die Daten angepasste Regressionspolynom.

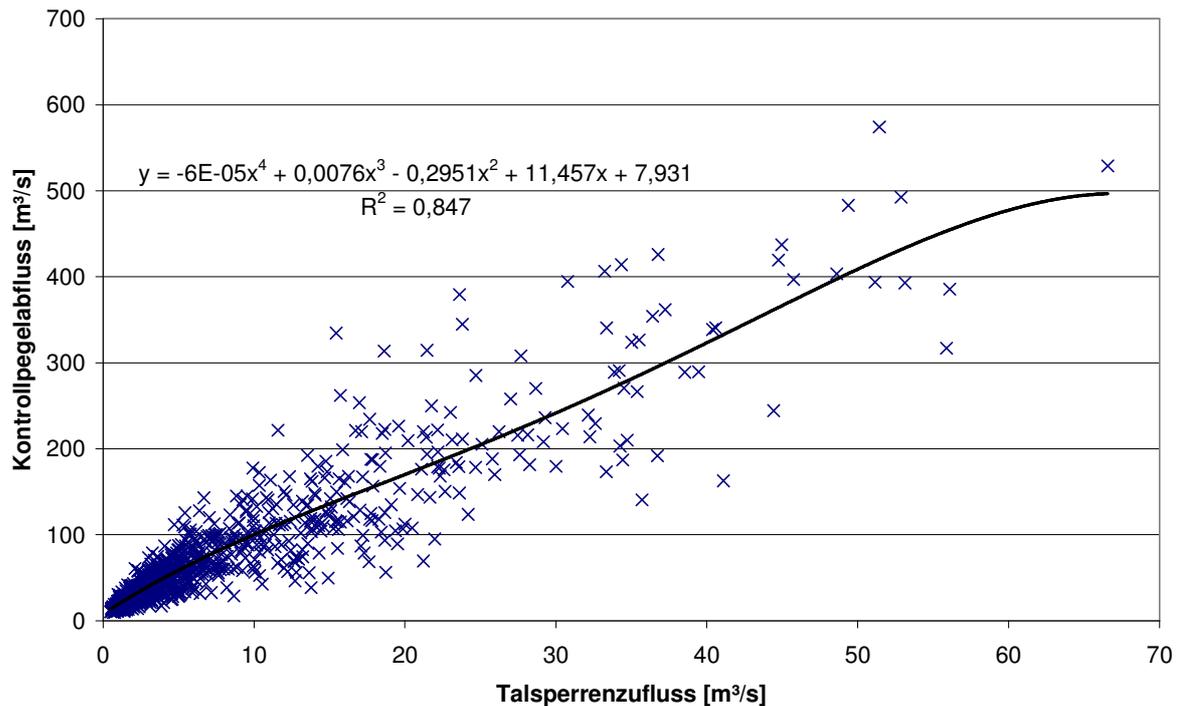


Abb. 6.5: Zusammenhang zwischen dem reduzierten Kontrollpegelabfluss und dem Talsperrenzufluss (Polynomregression 4. Grades)

Das Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 0,847$ besagt, dass knapp 85 % der Streuung des Kontrollpegelabflusses durch die Variation des Talsperrenzuflusses begründet werden können. Damit stellt der Zusammenhang eine gute Grundlage zur Ermittlung des abhängigen Kontrollpegelabflusses dar.

Die Verwendung eines Regressionspolynoms 4. Grades ergibt in Bezug auf das Bestimmtheitsmaß keine wesentliche Verbesserung gegenüber einer linearen Regression ($R^2 = 0,844$). Wie allerdings Abb. 6.6 zeigt, gelingt vor allem die Abbildung niedriger Kontrollpegelabflüsse ($< 0,5$ MQ) mit dem Polynom 4. Grades deutlich besser als mit einer linearen Regression.

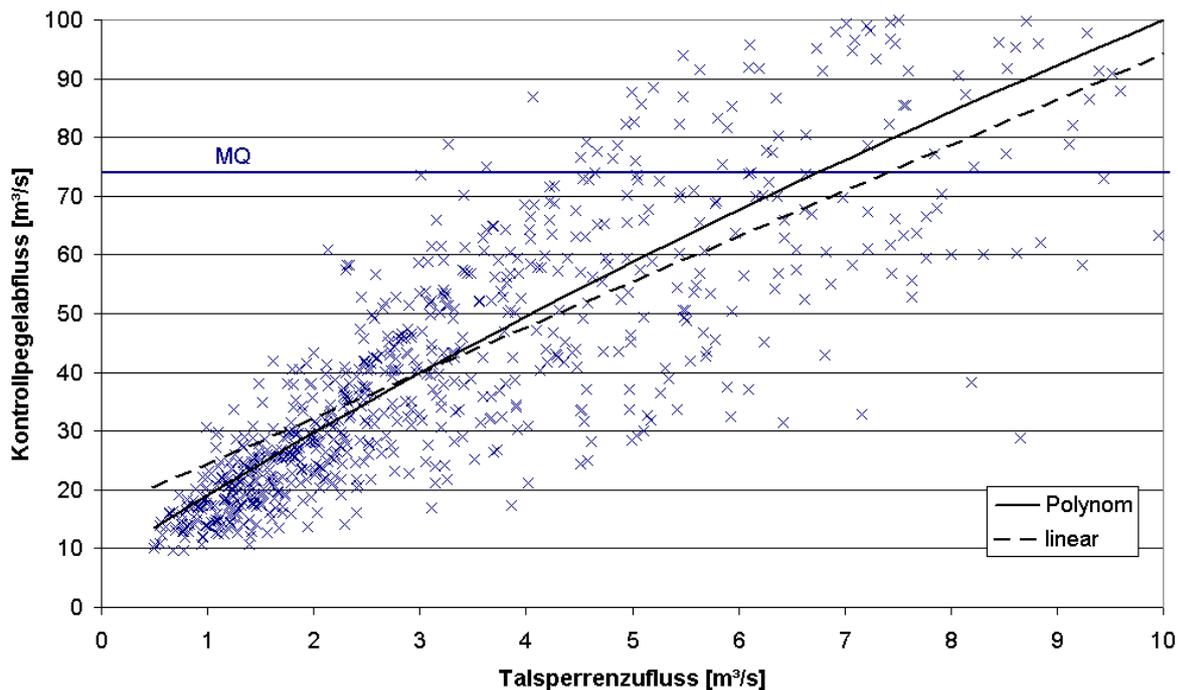


Abb. 6.6: Vergleich zwischen linearer Regression und Polynomregression 4. Grades

Neben dem zeitlich konstanten Zusammenhang wurde untersucht, ob sich die Saisonalität der Abflussdaten auf die Regression auswirkt. Dazu wurden drei unterschiedliche Regressionsrechnungen verwendet. Als Ausgangspunkt dient die oben genannte Verwendung des gesamten Datensatzes zur Bestimmung eines Polynoms. Alternativ dazu werden die Daten in die einzelnen Monate aufgeteilt und für jeden Monat eine separate Gleichung bestimmt. Die dritte untersuchte Möglichkeit stellt die Aufteilung in gleitende Dreimonatsabschnitte mit jeweils einem Regressionspolynom dar.

Durch die Berechnung von separaten Regressionen für verschiedene Zeitabschnitte ist zumindest für einige Zeiträume eine bessere Anpassung zu erreichen (Tab. 6.17). Im dargestellten Beispiel ist das Bestimmtheitsmaß nur in den Monaten August und September schlechter als bei der Berechnung auf Jahresbasis ($R^2 = 0,847$). Dies lässt eine genauere Wiedergabe des reduzierten Kontrollpegelabflusses durch saisonale Zusammenhänge vermuten.

Tab. 6.17: Bestimmtheitsmaß für monatliche Regression (Zulauf Talsperre A – Kontrollpegel III)

Monat	Nov.	Dez.	Jan.	Feb.	Mrz.	Apr.	Mai	Jun.	Jul.	Aug.	Sep.	Okt.
R^2	0,742	0,857	0,854	0,862	0,867	0,745	0,943	0,847	0,928	0,843	0,830	0,915

Die Fehlerbetrachtung liefert aber für die Jahresbasis geringere Fehler (geschätzter Wert – Messwert) als bei der Berücksichtigung saisonaler Schwankungen (Tab. 6.18). Hier ergibt sich nur für den vorzeichenbehafteten Fehler der Kontrollpegel I und III mit der gleitenden Drei-Monats-Regression ein Vorteil. Dementsprechend wird für diese Fälle die Tendenz zum Unterschätzen des Abflusses geringer. Der absolute Fehler nimmt aber in allen Fällen deutlich zu.

Tab. 6.18: Mittlere Fehler [% MQ] bei der Abschätzung der reduzierten Abflüsse (links: vorzeichenbehaftet / rechts: absolut)

	Fehler			Fehler		
	KP I	KP II	KP III	KP I	KP II	KP III
Jahr	-2%	-4%	-9%	16%	20%	28%
3-Monate	0%	14%	-2%	20%	36%	36%
1-Monat	-2%	4%	-26%	23%	40%	62%

Ein möglicher positiver Effekt der gleitenden Drei-Monats-Regression wurde mit Hilfe von Gütekriterien zur Beurteilung der erzeugten Betriebsregel weiter untersucht. Dabei wurde ausschließlich die Niedrigwasseraufhöhung als Ziel angegeben. Die Gütekriterien führen zu einer uneinheitlichen Beurteilung (Tab. 6.19). Während für den Kontrollpegel II mit einer Reduktion der mittleren bzw. maximalen Versagensschwere um 9-10 % und einer um 4 % geringeren Fehlwassermenge insgesamt gute Werte erzielt werden, zeigen sich für die beiden anderen Pegel auch deutlich negative Tendenzen. Dies sind für den Pegel I die Zunahme der mittleren Versagensschwere um gut 9 % und für den Pegel III die um 18 % vergrößerte Jahresfehlwassermenge. Allerdings liegt die Zielerreichung für die beiden letztgenannten Pegel mit einer Zuverlässigkeit von $\geq 98\%$ auch im Bereich der kompletten Zielerfüllung. Daher können die negativen Resultate evtl. auch innerhalb der sonstigen Modellgenauigkeit liegen. Zur genauen Aufklärung des Zusammenhangs sind weitere Untersuchungen nötig, die nicht mehr in den Rahmen dieser Arbeit fallen. Da die gewonnenen Ergebnisse nicht deutlich für eine Berücksichtigung der Saisonalität sprechen, wird hier im Folgenden nur eine Regressionsrechnung für die gesamte Zeitspanne verwendet.

Tab. 6.19: Veränderung durch die gleitende Drei-Monats-Regression im Vergleich zur Verwendung der gesamten Zeitreihe

Ziel	Zuverlässigkeit	mittlere Schwere	maximale Schwere	Jahresfehlwasser
KP I $\geq 2.5 \text{ m}^3/\text{s}$	0,2 %	9,4 %	1,5 %	-15,6 %
KP II $\geq 18.0 \text{ m}^3/\text{s}$	-1,3 %	-8,7 %	-9,8 %	-4,1 %
KP III $\geq 26.0 \text{ m}^3/\text{s}$	-0,3 %	0,9 %	-3,0 %	18,2 %

Neben der Untersuchung der Saisonalität wurden auch Versuche hinsichtlich der Verwendung einer „einhüllenden“ Funktion gemacht. Diese Funktion ist ein zeitlich nicht variables Polynom 4. Ordnung und basiert auf den unteren einhüllenden Datensätzen der Punktwolke (Abb. 6.7).

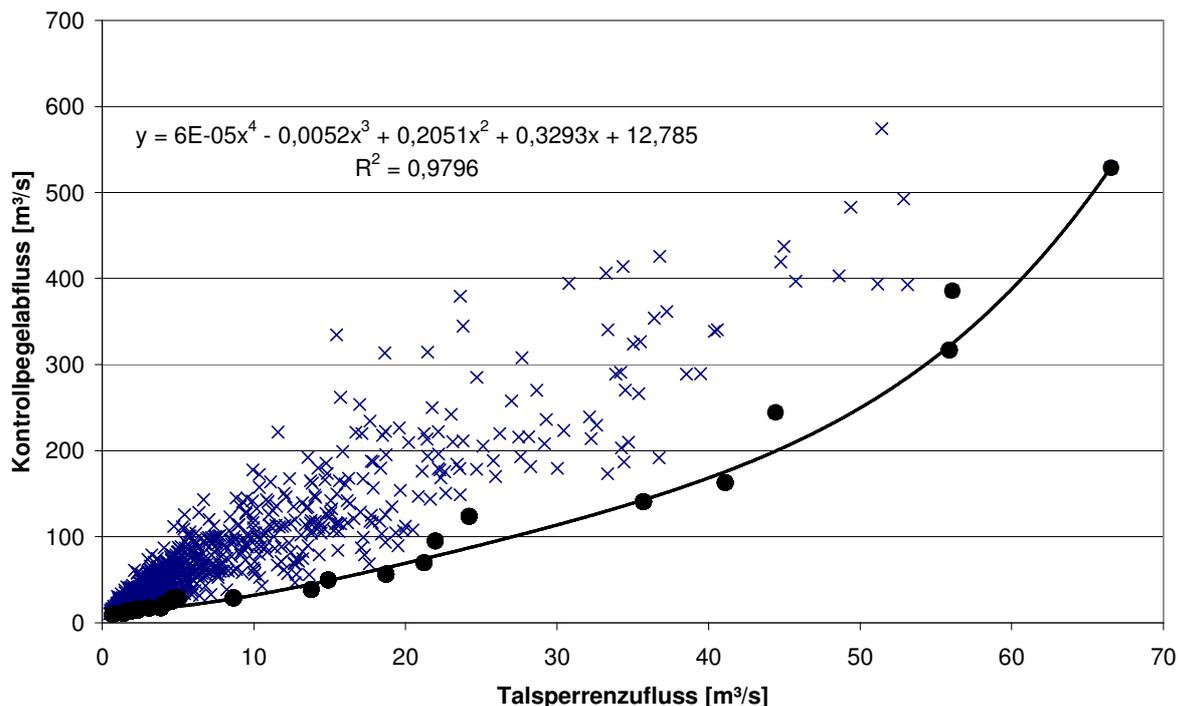


Abb. 6.7 Regressionspolynom des Zusammenhangs zwischen dem reduzierten Kontrollpegelabfluss und dem Talsperrenzufluss auf Basis der unteren einhüllenden Punkte (Polynomregression 4. Grades)

Eine Ermittlung des reduzierten Abflusses auf Grundlage dieser Funktion liefert natürlich einen Schätzwert auf der sicheren Seite, d. h. der reduzierte Abfluss wird unterschätzt. Daraus ergeben sich größere erforderliche Aufhöhungsmengen zum Ausgleich der rechnerischen Fehlwassermenge. Dies hat auf die resultierende Betriebsregel zwei unterschiedliche Auswirkungen. Zum einen wird nicht mehr wegen Abschätzungsfehlern zu wenig Wasser abgegeben. Zum anderen wird aber fast immer mehr Wasser abgegeben, als zur Erfüllung des Aufhöhungsziels erforderlich ist. Dadurch wird Wasser verschwendet, was im wirklichen Bedarfsfall nicht mehr vorhanden ist. Daher ist bei solch einem Vorgehen eine entsprechend eingreifende Echtzeitsteuerung unerlässlich.

Werden neben der Niedrigwasseraufhöhung noch andere Ziele verfolgt (z. B. max. Speicherfüllung), so hat ein Regressionspolynom auf Basis der unteren Einhüllenden auf diese weiteren Ziele durchweg negative Auswirkungen.

Da die verfolgten Ziele einer mit dem Modell durchgeführten Talsperrenoptimierung zur Entwicklungszeit nicht bekannt sind, wird dieser letzte Ansatz verworfen. Für die weiteren Untersuchungen wird das auf der gesamten Datengrundlage basierende Polynom 4. Ordnung zur Abschätzung des reduzierten Abflusses verwendet.

Im Anschluss an die Bestimmung des reduzierten Abflusses wird die resultierende Fehlwassermenge berechnet. Dies erfolgt im Rahmen der vorliegenden Arbeit auf dem Zeitschritt der Optimierung. Dabei wird der mittlere Etappenabfluss des aufzuhöhenden Pegels verwendet. Bei einer einfachen Berechnung nach Gleichung (6.5) besteht tendenziell die Gefahr zur Unterschätzung der abzugebenden Wassermenge (Harboe, 1988).

$$D = T - Q \quad (6.5)$$

mit:	D	Defizit
	T	Aufhöhungsziel
	Q	Zufluss

Dieses Problem wird in Abb. 6.8 verdeutlicht. Im linken Teil der Abbildung liegt der mittlere Wochenabfluss aufgrund des großen Abflusses am 6. Tag mit $28,5 \text{ m}^3/\text{s}$ über dem Aufhöhungsziel von $26 \text{ m}^3/\text{s}$. Daher scheint eine Aufhöhung nicht notwendig zu sein. Unter Verwendung der Tagesdaten zeigt sich aber für den 3. und 4. Tag die Notwendigkeit, den Abfluss aufzuheben.

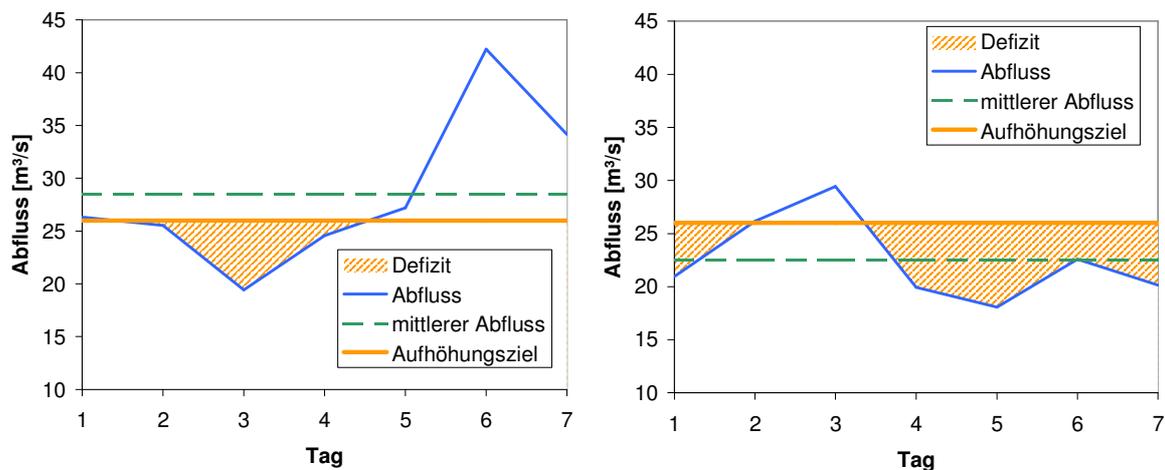


Abb. 6.8: Fehlwasserberechnung aus gemittelten Abflussdaten (links: mittlerer Abfluss > Aufhöhungsziel, rechts: mittlerer Abfluss < Aufhöhungsziel)

Auch wenn sich aus den Wochenwerten eine erforderliche Aufhöhung ergibt, kann es zu Unterschätzungen kommen. Dies ist der Fall, wenn der mittlere Wochenabfluss geringer als das Aufhöhungsziel ist, aber einzelne Tageswerte über dem Zielwert liegen. Dieses Wasser geht zwar in die Mittelwertberechnung mit ein, trägt aber nicht zur Zielerreichung bei (rechter Teil der Abb. 6.8).

Um diesem Problem zu begegnen, wurden unterschiedliche Lösungsmöglichkeiten anhand historischer Daten untersucht und in Abb. 6.9 dargestellt. In dieser Abbildung befinden sich auf der Abszisse die mittleren reduzierten Wochenabflüsse am Kontrollpegel III und auf der Ordinate die aus Tagesabflüssen berechneten Fehlwassermengen für ein Aufhöhungsziel von $26 \text{ m}^3/\text{s}$. Die erste Anpassung verwendet zur Berechnung der Fehlwassermenge eine Anhebung des Aufhöhungsziels um einen Faktor a . Dabei erfolgt zwar keine verbesserte Anpassung an die Form der Messwerte, aber die tendenzielle Unterschätzung kann beseitigt werden. Als zweite Anpassung wurde eine Parabel 2. Ordnung mit der Gleichung $y = a + b \cdot x^2$ verwendet. Diese Funktion liefert neben der reduzierten Unterschätzungstendenz eine verbesserte Abbildung der Form der Fehlwassermengen aus Tageswerten. Die für beide Anpassungsarten erforderlichen Koeffizienten müssen für unterschiedliche Kontrollpegel und Aufhöhungsziele jeweils neu ermittelt werden.

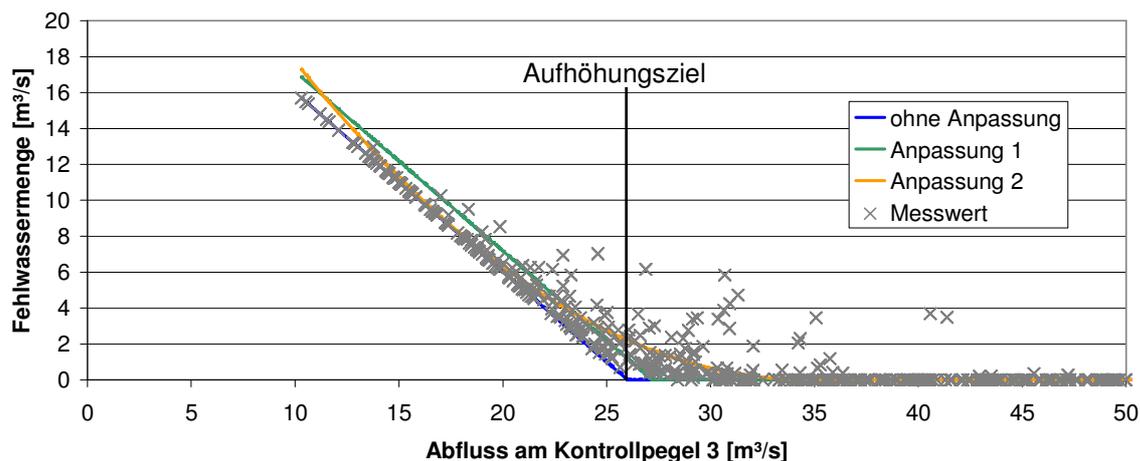


Abb. 6.9: Fehlwasserermittlung aus Kontrollpegelabfluss

Um den rechentechnischen Aufwand zu begrenzen, sollten die Koeffizienten aus Eigenschaften der Zeitreihe (Mittelwert, Standardabweichung, Schiefe, ...) ermittelt werden. Dazu wurde zu fünf reduzierten Abflüssen der drei Kontrollpegel zu je neun verschiedenen Aufhöhungszielen eine Anpassung der Parameter vorgenommen. Die so erhaltenen Koeffizienten wurden mit den Eigenschaften Mittelwert, Standardabweichung, Schiefe, Kurtosis und Autokorrelation der jeweiligen Abflusszeitreihe korreliert. Um die unterschiedlichen Abflussgrößenordnungen verwenden zu können, erfolgten die Berechnungen ausschließlich mit standardisierten Abflusswerten. Diese wurden folgendermaßen berechnet:

$$Q'(t) = \frac{Q(t)}{\text{Stabw}(Q)} - MQ \quad (6.6)$$

mit: Q' standardisierter Abfluss
 $\text{Stabw}(Q)$ Standardabweichung des Abflusses
 MQ mittlerer Abfluss
 t Zeit

Für die Anpassung 1 ergibt sich in der Regressionsrechnung ein Bestimmtheitsmaß von 0,992. Die verwendete Gleichung lautet:

$$a = 0,92676 + 0,0159365 / \text{Aufhöhungsziel} + 0,022016 \cdot \text{Schiefe} \quad (6.7)$$

Die Regression für die Anpassung 2 ergibt ein Bestimmtheitsmaß von 0,999 für Koeffizient a und 0,878 für b. Die resultierenden Gleichungen lauten:

$$a = 1,4461 + 1,5196 \cdot Z + 0,6561 \cdot Z^3 + 0,9895 \cdot Z^4 - 0,4142 \cdot C - 0,0455 \cdot s^2 + 0,0273 \cdot K \quad (6.8)$$

$$b = 39,0936 - 15,2895 \cdot Z^3 + 16,4624 \cdot C - 1,08034 \cdot K \quad (6.9)$$

mit: Z Aufhöhungsziel
 s^2 Varianz
 C Schiefe
 K Kurtosis

Die Auswertung der angepassten Fehlwasserberechnung erfolgt mit den Koeffizienten aus der Korrelationsrechnung. Dabei ergeben sich deutliche Unterschiede zwischen den beiden untersuchten Verfahren. Abb. 6.10 stellt beispielhaft den mittleren Fehler der Fehlwasserberechnung für den Pegel KP II dar. Dabei gibt die x-Achse das standardisierte Aufhöhungsziel am Kontrollpegel wieder und die y-Achse den mittleren vorzeichenbehafteten Fehler der Fehlwasserberechnung.

Diese Auswertung zeigt auch ohne Anpassung schon einen relativ geringen Fehler. Dieser kann durch die Anpassung 1 weiter reduziert werden. Anpassung 2 hingegen liefert insgesamt schlechte Ergebnisse und zeigt überwiegend eine Verschlechterung gegenüber den ursprünglichen Werten. Dies gilt in besonderem Maße für Aufhöhungsziele zwischen 0,7 MQ und 0,9 MQ.

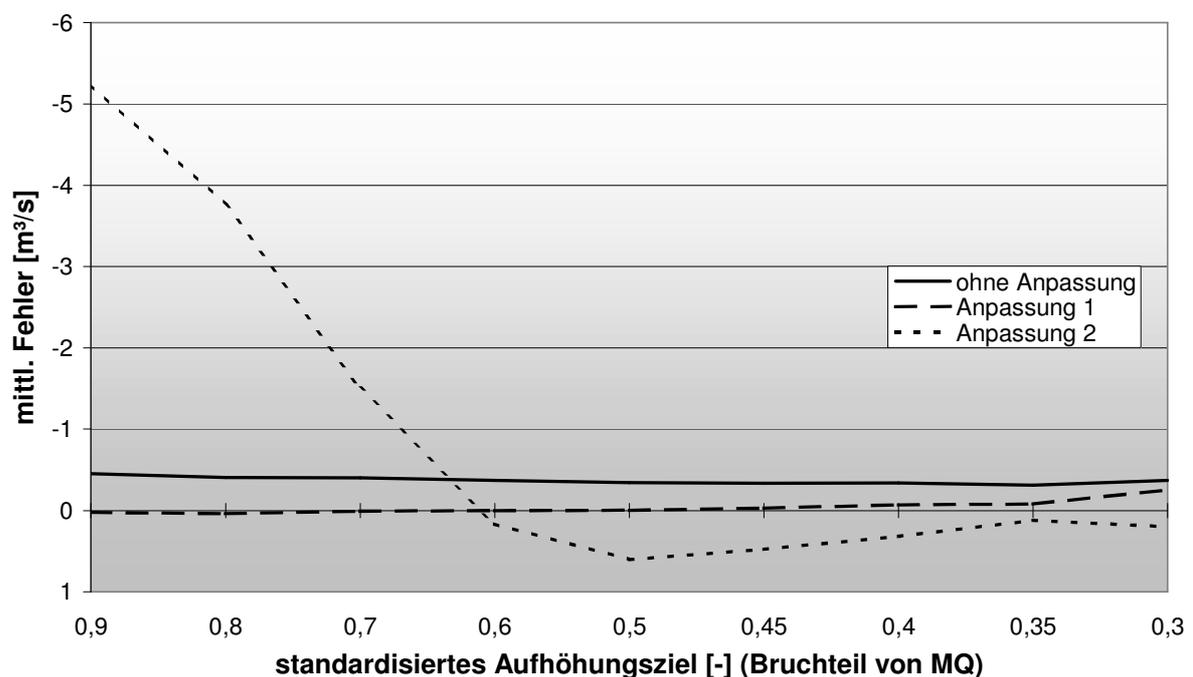


Abb. 6.10: Mittlere Fehler der Fehlwasserberechnung mit Vorzeichen für den Pegel KP II

Da aus der Betrachtung eines einzelnen Pegels nur sehr spezifische Rückschlüsse gezogen werden können, stellt Abb. 6.11 eine vergleichbare Übersicht über verschiedene Pegel dar. Die Diagramme zeigen auf der x-Achse das standardisierte Aufhöhungsziel am Kontrollpegel und auf der y-Achse den jeweiligen Pegel. Dabei bedeutet das führende „O“ der Pegelnamen, dass die Parameter für diesen Pegel optimiert wurden und damit in die Regressionsrechnung eingingen. Das führende „V“ steht für Validierung; diese Zeitreihen wurden also in der Parameteroptimierung nicht verwendet. Das Kürzel „un“ steht für den unbeeinflussten Abfluss an diesem Pegel und „-TspX“ für den um Talsperre X reduzierten Abfluss. Die z-Achse stellt den mittleren Fehler der Fehlwasserberechnung in m^3/s dar, wobei die Diagramme links nicht vorzeichenbehaftet sind und die rechts mit Vorzeichen berechnet wurden. Bei den Pegeln „KP3-TspA“ und „KP3-TspB“ fehlen die Aufhöhungsziele 0,3 MQ, da für diese Ziele keine Aufhöhung notwendig ist.

Anpassung 1 stellt für die absoluten Fehler praktisch keine Veränderung gegenüber der Berechnung ohne Anpassung dar (Abb. 6.11). Die Anpassung 2 bringt für den Pegel „KP3-TspB“ eine deutliche Verschlechterung um ca. 6 m³/s bei dem Aufhöhungsziel 0,35 MQ. Die deutlich größeren Fehler für Ziele > 0,5 MQ zeigen in diesem Bereich eine schlechte Anpassung. Es ist aber zu berücksichtigen, dass Aufhöhungsziele der Größenordnung 0,8 bzw. 0,9 MQ nur mit geringen Zuverlässigkeiten oder sehr großen Speichern zu erfüllen sind und daher diese Werte nur geringe Bedeutung haben.

Das tendenzielle Unterschätzen der Fehlwassermenge ohne Anpassung ist dem vorzeichenbehafteten Fehler in der rechten Abbildung zu entnehmen. Auffällig sind die großen Fehler für den Kontrollpegel III. Die beiden Anpassungen liefern deutlich geringere Unterschätzungen, wobei wiederum die Methode 1 die besten Ergebnisse liefert.

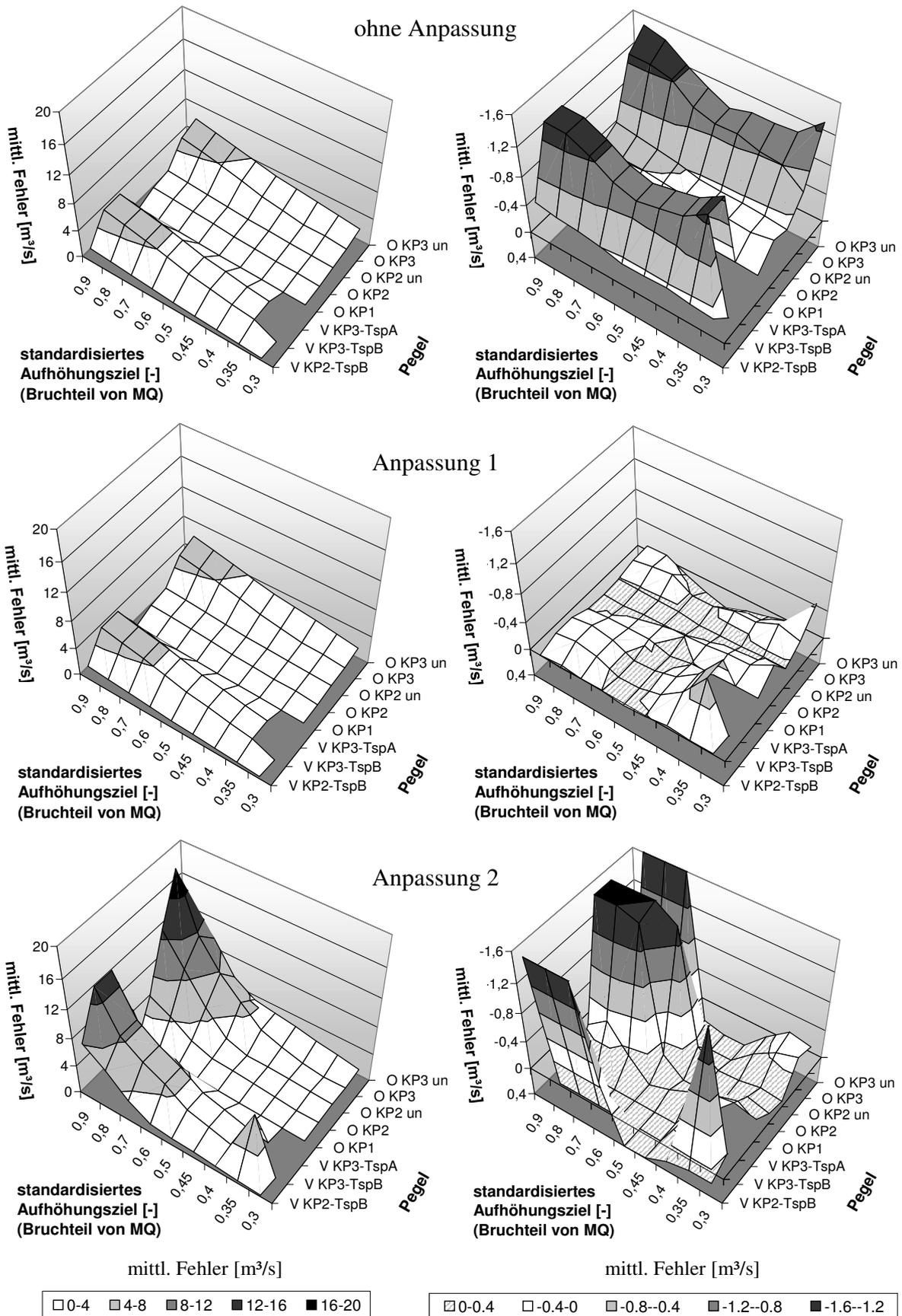


Abb. 6.11: Mittlere Fehler der Fehlwasserberechnung (links: ohne Vorzeichen / rechts: mit Vorzeichen)

Wegen der Diskretisierung in der verwendeten Optimierung liefert ein Einsatz der Anpassung 1 im Modell geringere Verbesserungen als in Abb. 6.11 dargestellt. Tab. 6.20 enthält die erreichten Veränderungen gegenüber der ursprünglichen Berechnung. Die deutlichsten Verbesserungen werden bei der mittleren Versagensschwere (bis zu 6,6 % Reduktion) und der Jahresfehlwassermenge (bis zu 8,9 % Reduktion) erreicht. Die Zunahme der Fehlwassermenge des Kontrollpegels I ist auf die schon ursprünglich erreichte Zuverlässigkeit von 99,3 % zurückzuführen. Die Vergrößerung der Jahresfehlwassermenge um 6,8 % entspricht einer Menge von 6300 m³/a oder 0,2 l/s und ist damit kleiner als die angestrebte Genauigkeit. Da diese Art der Fehlwasserermittlung auch im Optimierungsmodell eine Verbesserung ergibt, wird sie im Folgenden eingesetzt.

Tab. 6.20: Prozentuale Veränderung der Gütekriterien der Fehlwasserberechnung durch Anpassung 1 gegenüber ohne Anpassung (Basis sind die Daten ohne Anpassung)

Ziel	Zuverlässigkeit	mittlere Schwere	max. Schwere	Jahresfehlwasser
KP I \geq 2.5 m ³ /s	0,0 %	0,3 %	0,1 %	6,8 %
KP II \geq 18.0 m ³ /s	1,1 %	-1,3 %	0,1 %	-5,0 %
KP III \geq 26.0 m ³ /s	0,0 %	-6,6 %	-0,9 %	-8,9 %

6.4 Untersuchung der Optimierungsreihenfolgen

6.4.1 Die verwendeten Reihenfolgen

Bei der Diskretisierung eines Speichersystems durch das „One-at-a-time“-Verfahren wird die Reihenfolge der Einzelspeicheroptimierung nicht vorgegeben. Da Auswirkungen der Reihenfolge auf das Ergebnis bzw. auf die Konvergenz möglich sind, wird dieser Einfluss untersucht.

Zur Untersuchung der sinnvollsten Reihenfolge der Talsperren für die Systemoptimierung wurden zwei unterschiedliche Zielsysteme verwendet. Das erste Zielsystem beinhaltet ausschließlich die Niedrigwasseraufhöhung (Einzieloptimierung). Als Kontrollpegel wurden KP II und KP III verwendet. Der Kontrollpegel I wurde nicht berücksichtigt, weil er nur von der Talsperre D beeinflusst wird. Vorangegangene Untersuchungen zeigten, dass die Simulation des auf Wochenbasis optimierten Talsperrenbetriebs mit Tageswerten für die Abflussaufhöhung am Pegel III auf 26 m³/s eine Zuverlässigkeit von über 95 % erreicht. Um aus dem Fehlerbereich der zeitlichen Diskretisierung (Tages- / Wochenschritt) herauszukommen, wurde für die folgenden Untersuchungen das Aufhöhungsziel am Kontrollpegel III auf 40 m³/s angehoben.

Die Auswahl der beiden Ziele der Niedrigwasseraufhöhung erfolgte unter dem Gesichtspunkt, die Auswirkung der Optimierungsreihenfolge auf Systemziele zu analysieren. Ziele, die einzelnen Talsperren zuzuordnen sind, wurden dementsprechend nicht verfolgt.

Das zweite Zielsystem besteht aus sämtlichen Zielen (Mehrzieloptimierung) des Talsperrensystems (siehe Kapitel 6.1). Dadurch kann der Effekt unterschiedlicher Optimierungsreihenfolgen auf individuelle Ziele und Systemziele untersucht werden.

An möglichen Reihenfolgen wurden 14 unterschiedliche Varianten verwendet (Tab. 6.21). Diese ergaben sich aus der Kapazität der einzelnen Speicher, ihrer Lage in Bezug auf den Flusslauf, ihrer mittleren jährlichen Zuflusssumme und ihrem Ausbaugrad. Hinsichtlich des Ausbaugrads wurden zwei unterschiedliche Berechnungsgrundlagen verwendet. Neben der konventionellen Berechnung $\beta = \text{Kapazität} / \text{Jahreszufluss}$ wurde für die Berechnung des modifizierten Ausbaugrads vom Jahreszufluss die Entnahmemenge für die Trinkwasserversorgung abgezogen, da diese mit 100 % Zuverlässigkeit erreicht werden soll. Dadurch steht diese Wassermenge der Optimierung nicht zur Verfügung. Weil eventuell auch die Güteindizes einen Einfluss auf die Optimierung anzeigen können, wurden für die Einzieloptimierung auch diese als Kriterium untersucht. Dabei wurden die Indizes hinsichtlich des Systemziels Niedrigwasseraufhöhung verwendet. Daraus ergeben sich für das Testsystem teilweise die gleichen Reihenfolgen wie für die zuvor genannten Systemkriterien. Alle Kriterien wurden in jeweils aufsteigender und absteigender Reihenfolge untersucht.

Tab. 6.21: Untersuchte Optimierungsreihenfolgen (zur Lage der Talsperren siehe Abb. 6.1)

Nr.	Kriterium	absteigend	aufsteigend
1	Kapazität / mittl. Schwere (NW) / Fehlwassermenge (NW)	ABCDE	EDCBA
2	Flusslauf	DCBAE	EABCD
3	Zufluss / Versagenshäufigkeit (NW) / Versagensdauer (NW) / Zeit ohne Versagen (NW)	ABDCE	ECDBA
4	Ausbaugrad	CEDAB	BADEC
5	modifizierter Ausbaugrad (ohne TW)	BADCE	ECDAB
6	Zuverlässigkeit (NW)	ABECD	DCEBA
7	max. Schwere (NW)	BACDE	EDCAB

6.4.2 Ergebnisse der Einzieloptimierung

Die unterschiedlichen Optimierungsreihenfolgen führen nur in Ausnahmefällen zu identischen (also exakt gleichen) Betriebsregeln für einzelne Talsperren (Tab. 6.22). Dieses Verhalten wird nur für die beiden Talsperren A und B beobachtet. Ein möglicher Grund für dieses Verhalten ist ihre große Speicherkapazität und ihr großer mittlerer jährlicher Zufluss. Daraus resultiert ein besonders großer Einfluss auf die Niedrigwasseraufhöhung der

6 Anwendungsbeispiel

Kontrollpegel II und III. Der Einfluss der anderen Speicher ist geringer und damit auch austauschbarer.

Tab. 6.22: Talsperren, für die bei verschiedenen Reihenfolgen identische Betriebsregeln erstellt wurden

		Reihenfolge														
		ABDCE	ABCDE	ABECD	DCBAE	DCEBA	BADCE	BADEC	BACDE	CEDAB	EABCD	EDCAB	EDCBA	ECDAB	ECDBA	
Reihenfolge	ABDCE			B												
	ABCDE													A		
	ABECD	B														
	DCBAE															
	DCEBA															
	BADCE															
	BADEC															
	BACDE															
	CEDAB														B	
	EABCD												A			A
	EDCAB															
	EDCBA										A					A
	ECDAB		A									B				
	ECDBA										A		A			

Obwohl also überwiegend verschiedene Betriebsregeln erzeugt wurden, ergeben sich für die Güteindizes der beiden Niedrigwasseraufhöhungsziele nur unwesentliche Unterschiede. Tab. 6.23 gibt die gesamte Spannbreite der Veränderungen als absolute Werte und in Prozent (Spannbreite und schlechtester Wert) wieder. Für den Kontrollpegel II liegt die maximale Abweichung unter 0,2 %. Auch die absoluten Zahlen belegen die praktisch nicht vorhandenen Veränderungen. So variiert die mittlere Versagensschwere um 0,005 m³/s und die Jahresfehlwassermenge um 0,034 hm³/a.

Etwas größer fallen die Unterschiede für den Kontrollpegel III aus. Hier liegt die maximale Abweichung unter 0,9 % (Jahresfehlwassermenge). Dies entspricht einer Veränderung der Jahresfehlwassermenge um 0,388 hm³/a bzw. 0,012 m³/s und zeigt somit die geringe Größenordnung des Unterschiedes. Die zweitgrößte Abweichung betrifft die Versagensdauer mit 0,890 % bzw. 0,037 Tagen.

Tab. 6.23: Bandbreite von Veränderungen der Güteparameter der Niedrigwasseraufhöhung durch die verschiedenen Optimierungsreihenfolgen (Ziel Niedrigwasseraufhöhung / oberer Wert: absolute Veränderung / unterer Wert: prozentuale Veränderung = Spannbreite ÷ schlechtester Wert)

		KP II	KP III
Zuverlässigkeit	[%]	0,000	0,109
	[%]	0,000	0,142
Versagenshäufigkeit	[-]	0,000	2,000
	[%]	0,000	0,746
Versagensdauer	[d]	0,000	0,037
	[%]	0,000	0,890
mittlere Schwere	[m ³ /s]	0,005	0,025
	[%]	0,175	0,440
max. Schwere	[m ³ /s]	0,000	0,000
	[%]	0,000	0,000
Zeit ohne Versagen	[d]	0,000	0,071
	[%]	0,000	0,527
Jahresfehlwasser	[hm ³ /a]	0,034	0,388
	[%]	0,175	0,897

Die Konstanz in der Erfüllung der Ziele spiegelt sich auch in den erreichten mittleren jährlichen Strafpunktsummen wider. Hier liegt die resultierende Spannbreite bei 0,03 %.

Da alle Optimierungsreihenfolgen die gestellten Ziele praktisch gleich gut erfüllen, wurde der Rechenaufwand der iterativen Optimierung untersucht. Dabei ergaben sich deutliche Unterschiede hinsichtlich der erforderlichen Iterationsschritte. Tab. 6.24 zeigt die Summe der Iterationsschritte bis zum Erreichen einer stabilen Betriebsregel an. Diese Summe setzt sich aus der iterativen Systemoptimierung und der iterativen Einzelspeicheroptimierung zusammen. Die schnellste Konvergenz zeigt die Reihenfolge ECDAB (5 aufsteigend) mit 156 Schritten. Praktisch gleich schnell sind DCBAE (2 absteigend), BADCE (5 absteigend) und BADEC (4 aufsteigend) mit 157 bzw. 158 Iterationen. Abgesehen von EABCD (2 aufsteigend) mit 222 Schritten und DCEBA (6 absteigend) mit 220 Schritten benötigen die anderen Varianten ca. 190 Durchgänge.

Tab. 6.24: Anzahl der erforderlichen Iterationsschritte

	ABDCE	ABCDE	ABECD	DCBAE	DCEBA	BADCE	BADEC	BACDE	CEDAB	EABCD	EDCAB	EDCBA	ECDAB	ECDBA
Iterations- schritte	190	191	190	157	220	158	158	190	188	222 Max.	189	189	156 Min.	188

6.4.3 Ergebnisse der Mehrzieloptimierung

Auch für das komplexe Zielsystem mit allen Zielen werden für die Mehrzahl der Reihenfolgen unterschiedliche Betriebsregeln erzeugt (Tab. 6.25). Die Ausnahmen stellen vor allem die Talsperre E und die Reihenfolgen DCBAE (2 aufsteigend) sowie DCEBA (6 aufsteigend) dar. Für die Talsperre E erzeugt jede der untersuchten Reihenfolgen identische Betriebsregeln. Die Kombinationen DCBAE und DCEBA liefern für alle Speicher den gleichen Betrieb. In einigen weiteren Fällen wird auch für Talsperre A eine identische Betriebsweise erzielt.

Tab. 6.25: Talsperren, für die bei verschiedenen Reihenfolgen identische Betriebsregeln erstellt wurden

		Reihenfolge													
		ABDCE	ABCDE	ABECD	DCBAE	DCEBA	BADCE	BADEC	BACDE	CEDAB	EABCD	EDCAB	EDCBA	ECDAB	ECDBA
Reihenfolge	ABDCE		E	E	E	E	E	E	AE	E	E	E	E	E	AE
	ABCDE	E		E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E
	ABECD	E	E		E	E	E	E	E	E	E	E	E	AE	E
	DCBAE	E	E	E		alle	E	E	E	E	E	E	E	E	E
	DCEBA	E	E	E	alle		E	E	E	E	E	E	E	E	E
	BADCE	E	E	E	E	E		ABE	E	E	E	AE	E	E	E
	BADEC	E	E	E	E	E	ABE		E	E	E	AE	E	E	E
	BACDE	AE	E	E	E	E	E	E		E	E	E	E	E	AE
	CEDAB	E	E	E	E	E	E	E	E		E	E	E	E	E
	EABCD	E	E	E	E	E	E	E	E	E		E	E	E	E
	EDCAB	E	E	E	E	E	AE	AE	E	E	E		E	E	E
	EDCBA	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E		E	E
	ECDAB	E	E	AE	E	E	E	E	E	E	E	E	E		E
	ECDBA	AE	E	E	E	E	E	E	AE	E	E	E	E	E	

Für die immer gleiche Betriebsregel des Speichers E gibt es zwei Gründe. Zum einen werden 58 % des mittleren Jahreszuflusses zur Talsperre als Trinkwasser entnommen. Zum anderen ist der Einfluss der Talsperre E mit einem mittleren Zufluss von ca. 0,7 m³/s auf den Kontrollpegel II (MQ ca. 34 m³/s) ohnehin sehr begrenzt. Daher haben die Systemziele

der Niedrigwasseraufhöhung in der Optimierung keinen Einfluss auf die erzeugte Betriebsregel. Dadurch wird die Talsperre E im Prinzip immer als Einzelspeicher optimiert.

Die Gütekriterien für die Niedrigwasseraufhöhung weisen nur geringfügige Veränderungen auf (Tab. 6.26). Die größte Veränderungsspannbreite zeigt sich bei Kontrollpegel II. Die maximale prozentuale Veränderung beträgt 2,3 %, was einer Verringerung der mittleren Versagensdauer von 0,131 Tagen (ca. 3 ¼ Stunden) entspricht. Zusätzlich zur Versagensdauer variieren nur die Versagenshäufigkeit (2,0 %) und die Zeit ohne Versagen (2,0 %) um mehr als 0,3 %, wobei die Spannbreite der Versagenshäufigkeit fünf Ereignisse beträgt.

Die maximale Streuung der Gütekriterien des Kontrollpegels III beträgt 1,7 % für die Zeit ohne Versagen. Absolut entspricht das 0,7 Tagen. Der einzige weitere Wert mit mehr als 1,0 % Schwankung ist die mittlere Versagensschwere mit 1,1 %, was 0,028 m³/s entspricht.

Dem konstanten Betrieb der Talsperre E entsprechend zeigt der Kontrollpegel I praktisch keine Veränderungen auf. Die beiden Ausnahmen (mittlere Schwere und Jahresfehlwasser, je 0,001 %) beruhen auf Rechenungenauigkeiten, die zu Differenzen in der 6. Nachkommastelle geführt haben.

Tab. 6.26: Bandbreite von Veränderungen der Güteparameter der Niedrigwasseraufhöhung durch die verschiedenen Optimierungsreihenfolgen (Verwendung aller Ziele / oberer Wert: absolute Veränderung / unterer Wert: prozentuale Veränderung = Spannbreite ÷ schlechtester Wert)

		KP I	KP II	KP III
Zuverlässigkeit	[%]	0,000	0,085	0,069
	[%]	0,000	0,120	0,072
Versagenshäufigkeit	[-]	0,000	5,000	1,000
	[%]	0,000	2,049	0,962
Versagensdauer	[d]	0,000	0,131	0,010
	[%]	0,000	2,261	0,483
mittlere Schwere	[m³/s]	0,000	0,008	0,028
	[%]	0,001	0,280	1,060
max. Schwere	[m³/s]	0,000	0,000	0,000
	[%]	0,000	0,000	0,000
Zeit ohne Versagen	[d]	0,000	0,271	0,711
	[%]	0,000	1,991	1,656
Jahresfehlwasser	[hm³/a]	0,000	0,030	0,031
	[%]	0,001	0,118	0,860

Für die Mindestabgabe und die Trinkwasserentnahme zeigen die Güteindizes der verschiedenen Reihenfolgen untereinander keine Unterschiede auf. Demzufolge werden diese beiden Ziele nicht durch die Reihenfolge der Optimierungsläufe beeinflusst. Auch für die Energieerzeugung sind die Schwankungen sehr gering und liegen unter 0,03 %.

Das verbleibende Ziel der sommerlichen Speicherfüllung wird für die Talsperren A, D und E für alle untersuchten Reihenfolgen mit identischen Ergebnissen erfüllt (Tab. 6.27). Für Talsperre B gibt es kleine Veränderungen der mittleren Versagensschwere und der Jahresfehlwassermenge. Allerdings betragen diese weniger als 0,2 %. Die maximale Schwankung für Talsperre C betrifft die mittlere Versagensdauer, welche um bis zu 5,6 % (2,4 Tage) zunimmt. Einen ebenfalls großen prozentualen Wert erreicht die mittlere Versagensschwere mit 4,8 % (0,157 hm³). Die restlichen Schwankungen belaufen sich auf weniger als 0,8 %.

Tab. 6.27: Bandbreite von Veränderungen der Güteparameter der sommerlichen Talsperrenfüllung durch die verschiedenen Optimierungsreihenfolgen (Verwendung aller Ziele)

		Talsperre A	Talsperre B	Talsperre C	Talsperre D	Talsperre E
Zuverlässigkeit	[%]	0,000	0,000	0,628	0,000	0,000
	[%]	0,000	0,000	0,708	0,000	0,000
Versagenshäufigkeit	[-]	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	[%]	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Versagensdauer	[d]	0,000	0,000	2,400	0,000	0,000
	[%]	0,000	0,000	5,556	0,000	0,000
mittlere Schwere	[hm ³]	0,000	0,010	0,157	0,000	0,000
	[%]	0,000	0,145	4,842	0,000	0,000
max. Schwere	[hm ³]	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	[%]	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Zeit ohne Versagen	[d]	0,000	0,000	2,400	0,000	0,000
	[%]	0,000	0,000	0,708	0,000	0,000
Jahresfehlwasser	[hm ³ /a]	0,000	0,035	0,082	0,000	0,000
	[%]	0,000	0,145	0,749	0,000	0,000

Eine Untersuchung der Jahresstrafpunktsummen der unterschiedlichen Optimierungen liefert ebenfalls nur sehr geringe Variationen. Der resultierende Schwankungsbereich liegt bei 0,001 %.

Wie bei den verschiedenen Optimierungsreihenfolgen der Einzielloptimierung weisen auch bei der Mehrzielloptimierung die erforderlichen Iterationsschritte zum Erreichen einer stabilen Betriebsregel die größten Unterschiede auf. Fast alle Kombinationen benötigen 290 Iterationen. Die beiden Reihenfolgen ABCDE (1 absteigend) und EABCD (2 aufsteigend) konvergieren aber erheblich schneller und benötigen mit 232 Iterationen 20 % weniger Schritte zum Auffinden des Optimums.

Tab. 6.28: Anzahl der erforderlichen Iterationsschritte

	ABDCE	ABCDE	ABECD	DCBAE	DCEBA	BADCE	BADEC	BACDE	CEDAB	EABCD	EDCAB	EDCBA	ECDAB	ECDBA
Iterationsschritte	290	232	290	289	289	290	290	290	290	232	289	289	290	290

6.5 Anpassung des Betriebs an Dargebots- und Bedarfsänderungen

6.5.1 Beschreibung der Dargebots- und Bedarfsänderungen

Die Flexibilität der hier vorgestellten Betriebsoptimierung für Talsperrensysteme erlaubt die Anpassung der Optimierung an veränderliche Randbedingungen. Der Nutzen dieser Anpassungsfähigkeit wird mit der folgenden Fallstudie analysiert. Dabei liegt der Schwerpunkt nicht auf veränderlichen Zielen des Talsperrenbetriebs, sondern auf der Beibehaltung konstanter Ziele unter variierten Zuflussituationen. Diese Zuflussveränderungen resultieren in der folgenden Untersuchung aus diversen Klimaänderungsszenarien.

Schumann und Antl (2001) sowie Schumann et al. (2001) ermittelten die Auswirkungen möglicher Klimaänderungen auf die Abflusssituation des Pegels „Berg“ der oberen Donau (Einzugsgebietsfläche ca. 4090 km²) für die Jahre 2070 bis 2100. Da es sich bei der Studie um eine probabilistische Beurteilung der Unsicherheiten von Klimaänderungsprognosen handelt, wurden mehrere Klimamodelle, verschiedene Emissionsszenarien und diverse Klimasensitivitäten mit jeweils zugehörigen Wahrscheinlichkeiten untersucht. Die 14 verwendeten Klimamodelle stammen zum einen aus den in Tab. 6.29 aufgelisteten Modellen und zum anderen aus acht Läufen des Hadley-Modells, welche als separate Modelle betrachtet wurden. Diese Mehrfachverwendung des Hadley-Modells diente zur Untersuchung der Auswirkungen unterschiedlicher Start- und Randbedingungen (je vier Läufe von zwei verschiedenen Emissionsszenarien).

Tab. 6.29: Von Schumann & Antl (2001) verwendete Klimamodelle

Modell	Beschreibung
CCSR-98	Japanese Centre for Climate Research Studies Model
CGCM1	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis GCM #1
CISRO-MK2	Australian Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation, Model #2
ECHAM4	German Climate Research Centre, European Centre/Hamburg Model #4
GFDL-R15	US Geophysical Fluid Dynamics Laboratory, R-15 Resolution Model
HadCM2	UK – Hadley Centre for Climate Prediction and Research, Coupled Model #2
NCAR	US National Centre for Atmospheric Research Model

Vier Emissionsszenarien (Abb. 6.12) mit jeweils gleicher Wahrscheinlichkeit wurden in der Untersuchung berücksichtigt. Die verwendeten Szenarien A1, A2, B1 und B2 (IPCC, 2000) des Special Report on Emissions Scenarios (SRES) beinhalten die folgenden Annahmen:

- Szenario A1 (globale Ökonomie) basiert auf sehr starkem ökonomischem Wachstum und schneller Einführung neuer effizienterer Technologien. Die Weltbevölkerung erreicht zur Mitte des Jahrhunderts ihr Maximum und schrumpft anschließend. Es gibt weltweit einen starken sozialen und kulturellen Austausch sowie eine deutliche Reduktion der regionalen Einkommensunterschiede.
- Szenario A2 (regionale Ökonomie) beinhaltet eine sehr heterogene Welt. Wirtschaftliches Wachstum ist regional begrenzt und Austausch bzw. Angleichung der Regionen sind sehr gering. Die Bevölkerung wächst konstant.
- Szenario B1 (globales nachhaltiges Wirtschaften) geht von dem gleichen Bevölkerungswachstum wie Szenario A1 aus, aber die Wirtschaft verändert sich stark in Richtung Dienstleistung und Information mit wenig Ressourcenverbrauch und Umweltverschmutzung. Globale Lösungen hinsichtlich Wirtschafts-, Sozial- und Umweltproblemen (Nachhaltigkeit) werden gesucht. Besondere Maßnahmen zum Klimaschutz werden nicht ergriffen.
- Szenario B2 (regionales nachhaltiges Wirtschaften) verwendet lokale Lösungen von Wirtschafts-, Sozial- und Umweltproblemen (Nachhaltigkeit). Das Bevölkerungswachstum ist konstant, aber geringer als in Szenario A2. Die Wirtschaft verändert sich langsamer und differenzierter als in B1, wobei ein mittleres Wachstum vorliegt.

Neben diesen Szenarien werden mögliche Auswirkungen des Kyoto-Protokolls (Umsetzung: ja / nein) untersucht.

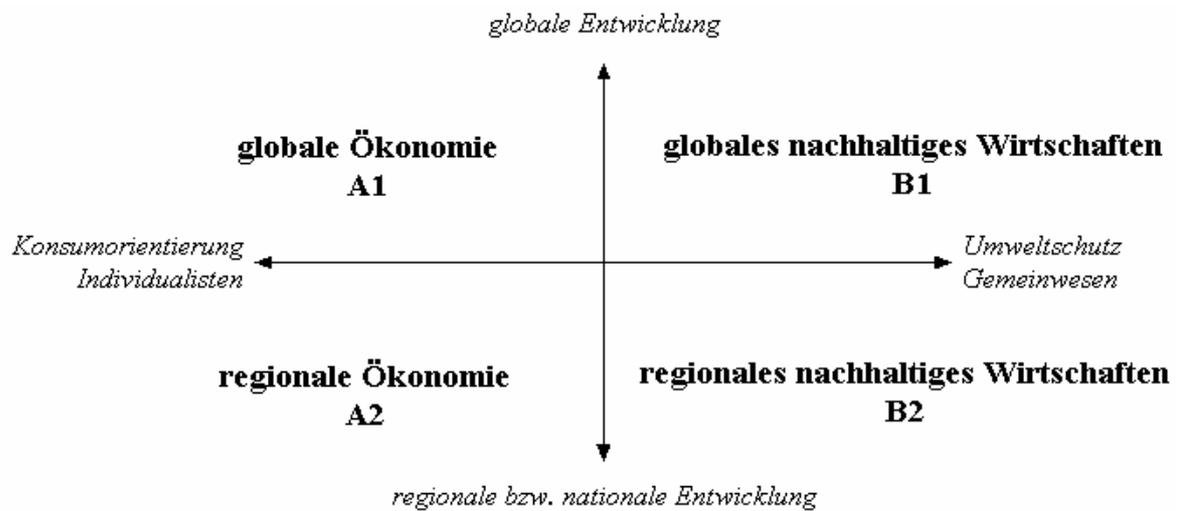


Abb. 6.12: Von Schumann et al. (2001) verwendete Emissionsszenarien des IPCC

Da die Klimasensitivität noch nicht genau bekannt ist, wurden auch hier Annahmen getroffen. Es wurde eine mögliche Spannbreite der globalen mittleren Temperaturzunahme (1,0-5,0 °C) bei Verdoppelung der CO₂-Konzentration in der Atmosphäre in neun Klassen eingeteilt. Die zugehörige Wahrscheinlichkeitsverteilung wurde als Dreiecksverteilung (Zentrum bei 3 °C) angenommen.

Wegen der großen Datenmenge und des erforderlichen Rechenbedarfs wurde nicht für jede Kombination aus Klimasensitivität und Emissionsszenarium die globale Temperaturänderung mit jedem Klimamodell berechnet. Stattdessen wurde nur eine dieser Kombinationen mit jedem Modell berechnet bzw. der Datenbank des IPCC Data Distribution Centre (2003) entnommen. Die verbleibenden Kombinationen wurden aus diesen Daten mit dem reduzierten Klimamodell MAGICC (Model for the Assessment of Greenhouse gas Induced Climate Change, Hulme & Raper, 1995; Hulme et al., 2000) ermittelt. Dieses Modell verwendet vereinfachte Modellansätze, welche aber die Verhaltensstrukturen komplexer Klimamodelle aufweisen und die wesentlichen atmosphärischen und ozeanischen Prozesse berücksichtigen. Die so erhaltenen Daten wurden noch um die natürliche Klimavariabilität erweitert. Dazu wurden die Temperatur und Niederschlagsverhältnisse aus 1400 Jahren in 46 verschiedenen Szenarien zur natürlichen Klimavariabilität mit einer Dauer von je 30 Jahren zerlegt. Auf Grundlage dieser Daten wurden anschließend die MAGICC-Ergebnisse variiert. Insgesamt ergaben sich durch die Kombination der verschiedenen Szenarien insgesamt 25.000 regionale Klimaänderungsszenarien (14 Klimamodelle · 4 Emissionsszenarien · 9 Klimasensitivitätsszenarien · 46 Klimavariabilitätsszenarien). Eine genaue Übersicht über die Häufigkeiten der verwendeten Szenariokombinationen ist in Schumann et al. (2001) enthalten.

Die meteorologischen Daten aller Szenarien wurden als Antrieb für das Bochumer Wasserhaushaltsmodell verwendet. Dieses physikalisch basierte Modell ist in der Lage, naturräumliche Eigenschaften wie Höhen- und Landnutzungsverhältnisse flächendetailliert zu berücksichtigen. Durch die Verwendung hydrologisch ähnlich reagierender Einheiten wird trotz der Flächendetaillierung die für diese Studie erforderliche hohe Rechengeschwindigkeit

keit erreicht (Geyer & Schumann, 2001). Dadurch konnten die aus den Klimaszenarien resultierenden Abflusszuszenarien auf Tagesbasis ermittelt werden. Eine Übersicht über das gesamte Vorgehen gibt Abb. 6.13.

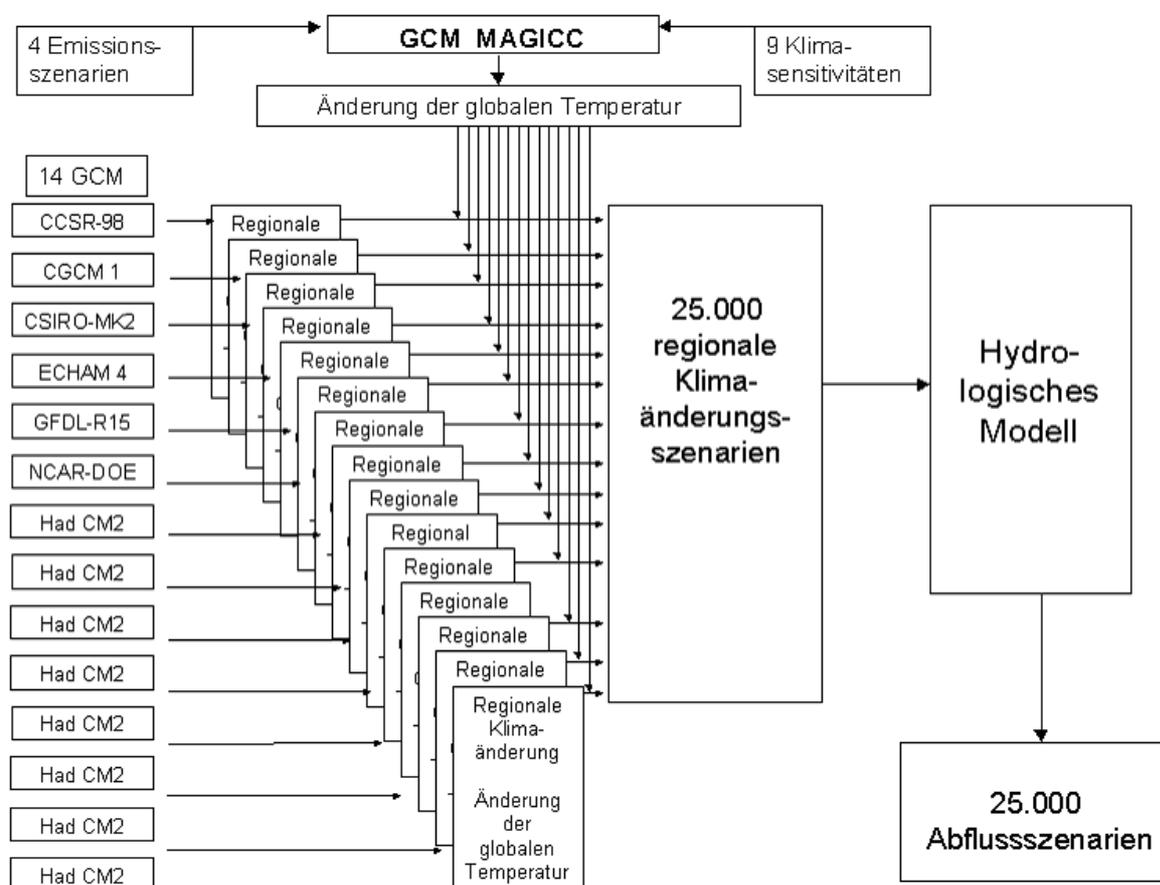


Abb. 6.13: Schema der Generierung der 25.000 Abflussszenarien (Schumann et al., 2001)

Die Spannweite der so ermittelten möglichen Abflussänderungen ist sehr groß. Sie reicht von einer Zunahme um 46 % bis zu einer Reduktion um 47 % im Jahresmittel. Abb. 6.14 zeigt die relativen Änderungen für das Sommer- und Winterhalbjahr separat. Für die Untersuchung des Nutzens einer Anpassung des Talsperrenbetriebs an eine neue Abflusssituation werden aus der umfangreichen Datenbasis fünf Szenarien exemplarisch herausgesucht. Es wird angenommen, dass alle Szenarien die gleiche Auftretenswahrscheinlichkeit besitzen. Um einen Eindruck über die Auswirkungen möglicher Klimaänderungen zu erhalten, werden neben den beiden extremsten Szenarien diejenigen ausgewählt, die dem 25-, 50- und 75 % Quantil entsprechen.

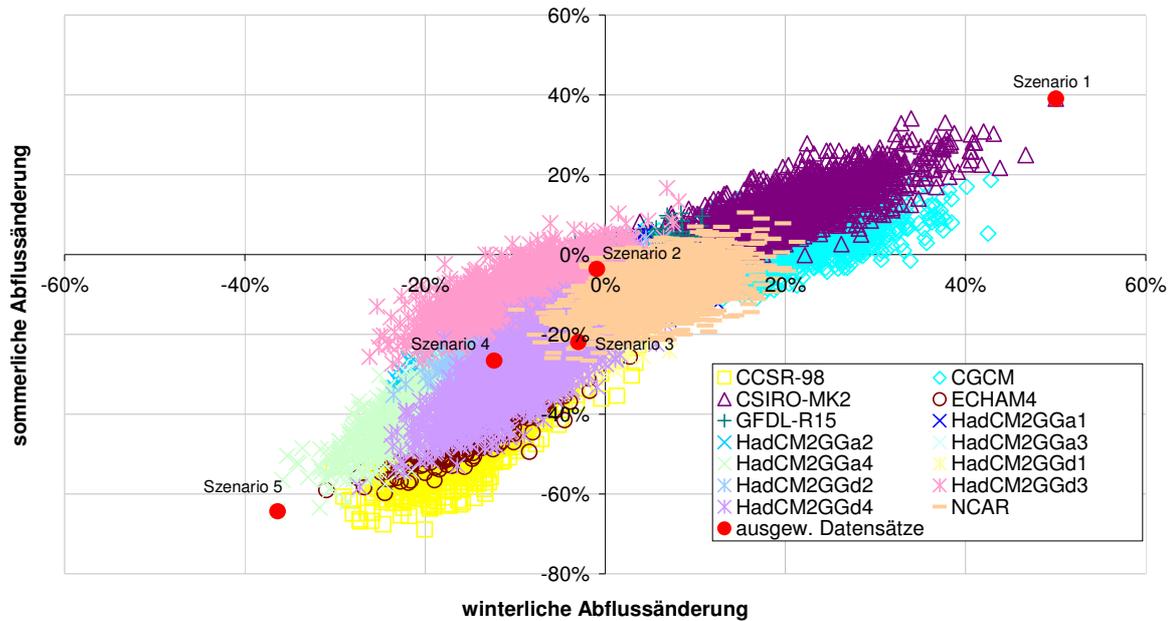


Abb. 6.14: Relative sommerliche und winterliche Abflussänderung für die Jahre 2070 bis 2100 (nach Schumann & Antl (2001))

Eine Übersicht über die zugrunde liegenden Klimamodelle, die angenommene Klimasensitivität sowie die angenommenen Emissionsszenarien der ausgewählten Datensätze gibt Tab. 6.30.

Tab. 6.30: Entstehung der ausgewählten Szenarien

Szenario	Klimamodell	Klimasensitivität	SRES (Abb. 6.12) Emissionsszenario	Unterschreitungs- wahrscheinlichkeit
1	CSIRO-MK2	5 °C	A2	0,00004
2	HadCM2GGa1	1,5 °C	A2	0,25
3	CCSR-98	1,5 °C	B2	0,5
4	HadCM2GGa3	3,5 °C	B1	0,75
5	HadCM2GGa4	4,5 °C	A2	1

Die monatlichen Abflussänderungen der ausgewählten Datensätze spiegeln die sehr große Bandbreite der möglichen Abflussveränderungen wider (Tab. 6.31). Sie reichen von einer mittleren jährlichen Abflusszunahme von 46 % für das Szenario 1 bis zu einer Abnahme um 47 % für das Szenario 5. Die Veränderungen der mittleren Monatsabflüsse sind noch größer und umfassen einen Bereich von 89 % Zunahme (Szenario 1, November) bis zu einer Reduktion um 72 % (Szenario 5, August). Insgesamt sind die Szenarien überwiegend durch einen Rückgang der Abflüsse geprägt. Von besonderem Interesse ist auch das Szenario 2, da sich der Jahresabfluss nur um 2 % verringert und damit der Ausgangssituation sehr ähnlich ist. Allerdings zeigen die Monatsabflüsse eine Veränderung von +9 bis –12 %.

Die dargestellten Abflussänderungen werden im folgenden Anwendungsbeispiel auf die Abflüsse des untersuchten Talsperrensystems angewendet.

Tab. 6.31: Monatliche Abflussänderungen der ausgewählten Szenarien [%]

Szenario	Jan.	Feb.	Mar.	Apr.	Mai	Jun.	Jul.	Aug.	Sep.	Okt.	Nov.	Dez.	Jahr
1	77	46	26	21	24	26	35	39	51	82	89	67	46
2	5	-2	-9	-5	3	-1	-6	-11	-2	-12	9	2	-2
3	13	8	-11	-18	-26	-20	-20	-20	-24	-20	-5	-4	-10
4	4	-14	-24	-32	-25	-10	-31	-41	-40	-23	6	-1	-18
5	-17	-30	-50	-56	-62	-57	-67	-72	-68	-65	-31	-26	-47

Hinsichtlich der Betriebsanpassung an mögliche Bedarfsänderungen wurden verschiedene Annahmen in Bezug auf eventuelle Veränderungen des Trinkwasserbedarfs untersucht. Neben dem derzeitigen Wasserbedarf (Status quo) wurden sowohl eine Vergrößerung der Nachfrage als auch eine Reduktion betrachtet. Im Einzelnen wurden Bedarfszunahmen um 50 % und 100 % sowie die Abnahme um 50 % verwendet.

Die unterschiedlichen Szenarien der Veränderung des Dargebots und des Bedarfs wurden kombiniert und als Eingangsdaten für einen Vergleich des bisherigen Betriebs (optimiert für den Status quo) mit dem jeweils angepassten Betrieb (reoptimiert für das jeweilige Szenario) genutzt. Im Rahmen der Reoptimierung wurden primär die Ziele Trinkwasserversorgung und Niedrigwasseraufhöhung verfolgt. Dabei wurden die Zielgewichte so angepasst, dass diese beiden Ziele (soweit möglich) mit vergleichbarer Zuverlässigkeit wie im Status quo erfüllt wurden. Dementsprechend ergeben sich dadurch verstärkte Änderungen der sekundären Ziele Energieerzeugung und Freizeitnutzung (sommerliche Speicherfüllung).

6.5.2 Ergebnisse der Betriebsanpassung

Im Folgenden werden beispielhaft einzelne Ergebnisse der Betriebsanpassung an die Annahmen hinsichtlich der Dargebots- und Bedarfsänderungen dargestellt. Die Diagramme in Abb. 6.15 bis Abb. 6.17 geben Mittelwerte für alle Talsperren bzw. alle Kontrollpegel wieder. Das obere Diagramm enthält je ein Gütekriterium des reoptimierten Betriebs. In der unteren Darstellung wird der Nutzen aus der Reoptimierung im Vergleich zum Originalbetrieb angegeben. Dieser ermittelt sich zu: Nutzen = Güte (reoptimiert) – Güte (original). Eine detaillierte Darstellung der erhaltenen Ergebnisse findet sich in Anhang B.

Abb. 6.18 und Abb. 6.19 beziehen sich ausschließlich auf die Talsperre E.

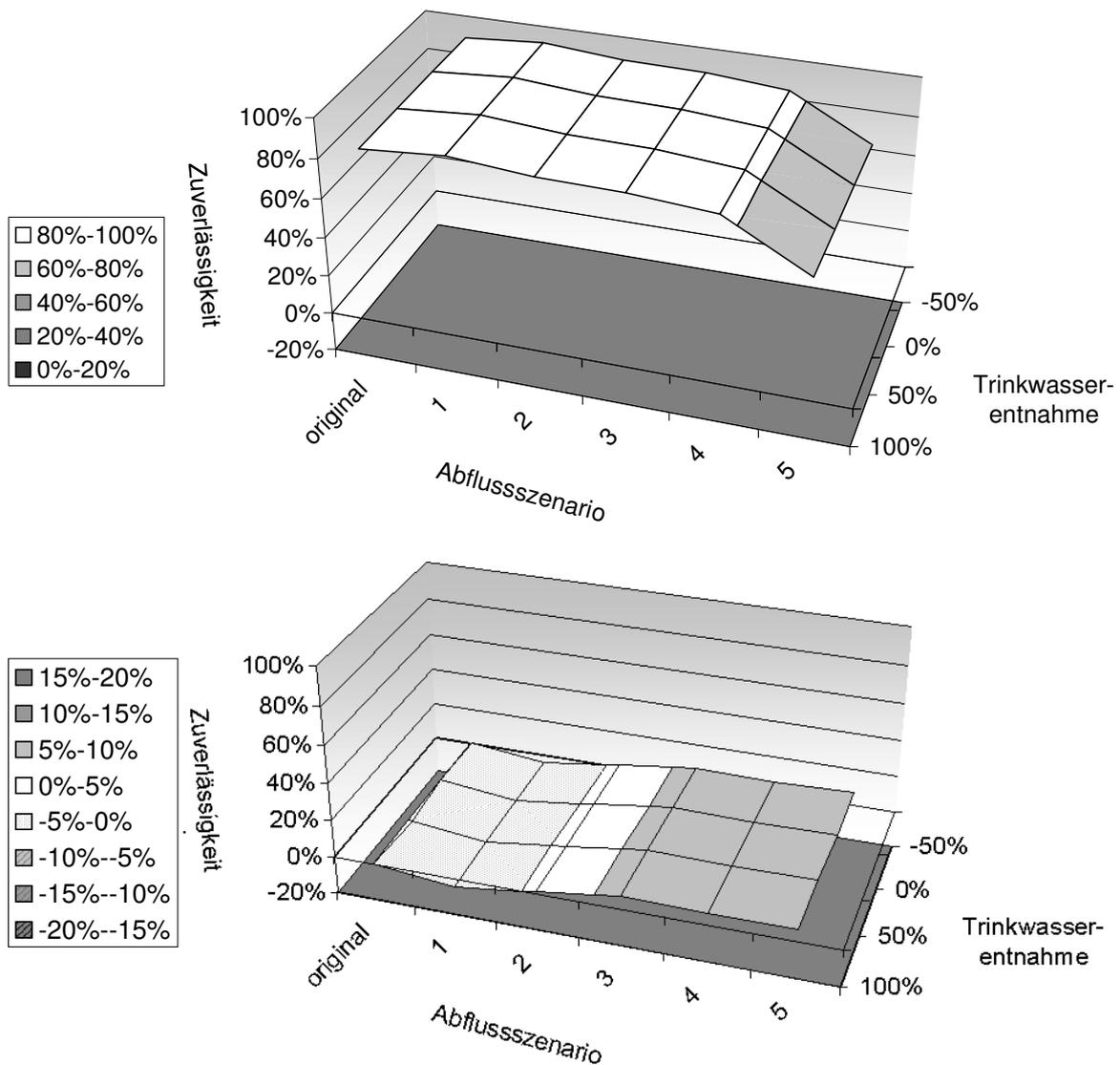


Abb. 6.15: Zuverlässigkeit der Niedrigwasseraufhöhung (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)

Die Zuverlässigkeit der Niedrigwasseraufhöhung gemittelt über die Kontrollpegel I bis III ist in Abb. 6.15 dargestellt. Für die originale Abflusssituation wie auch für die Szenarien 1 bis 4 liegt die erzielte Zuverlässigkeit zwischen 91 % und 84 %. Nur bei der starken Abflussreduktion um 47 % (Szenario 5) sinkt die Zuverlässigkeit deutlich auf 62 % ab. Im Vergleich zur ursprünglichen Betriebsweise erreicht die Reoptimierung für die Szenarien mit reduzierten Abflüssen eine Zuverlässigkeitszunahme um 6 %. Für das Szenario 1 ergibt sich aus der Reoptimierung eine reduzierte Zuverlässigkeit. Dies resultiert aus dem Bestreben, eine ähnliche Zuverlässigkeit zu erzielen wie im Originalzustand. Die Veränderungen der Trinkwasserentnahme zeigen keine Auswirkungen auf die Niedrigwasseraufhöhung, da das erforderliche Wasservolumen zur Abflusssaufhöhung erheblich größer ist als für die Trinkwasserversorgung.

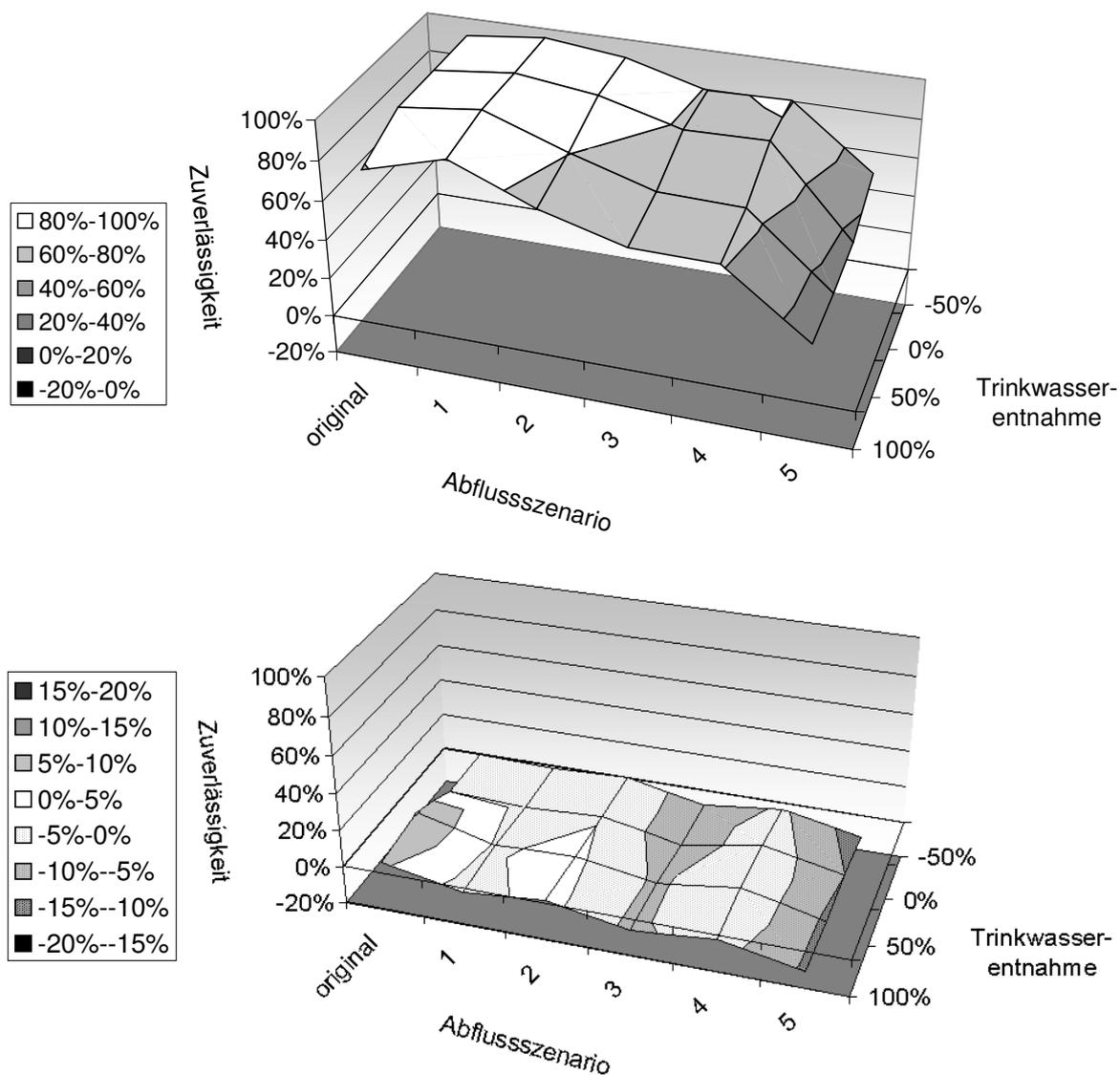


Abb. 6.16: Zuverlässigkeit der sommerlichen Speicherfüllung (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)

Die Zuverlässigkeit der sommerlichen Speicherfüllung geht von ca. 90 % für den Ausgangszustand auf ca. 40 % im Szenario 5 zurück (Abb. 6.16). Durch die Reoptimierung ergeben sich Zuverlässigkeitsreduktionen von mehr als 10 % (Szenario 5). Die einzige nennenswerte Verbesserung der Zuverlässigkeit ergibt sich für den originalen Abfluss und erhöhten Trinkwasserbedarf. Diese Zunahme ist ausschließlich auf den Speicher E zurückzuführen, der für die Trinkwasserentnahme +50 % und +100 % einen Zuverlässigkeitszuwachs von 49 bzw. 29 % erreicht. Die überwiegend negativen Auswirkungen der Reoptimierung auf die Zuverlässigkeit der Speicherfüllung sind eine Folge der Einstufung als sekundäres Ziel, da die Verbesserungen der primären Ziele zu Lasten der sekundären erfolgen.

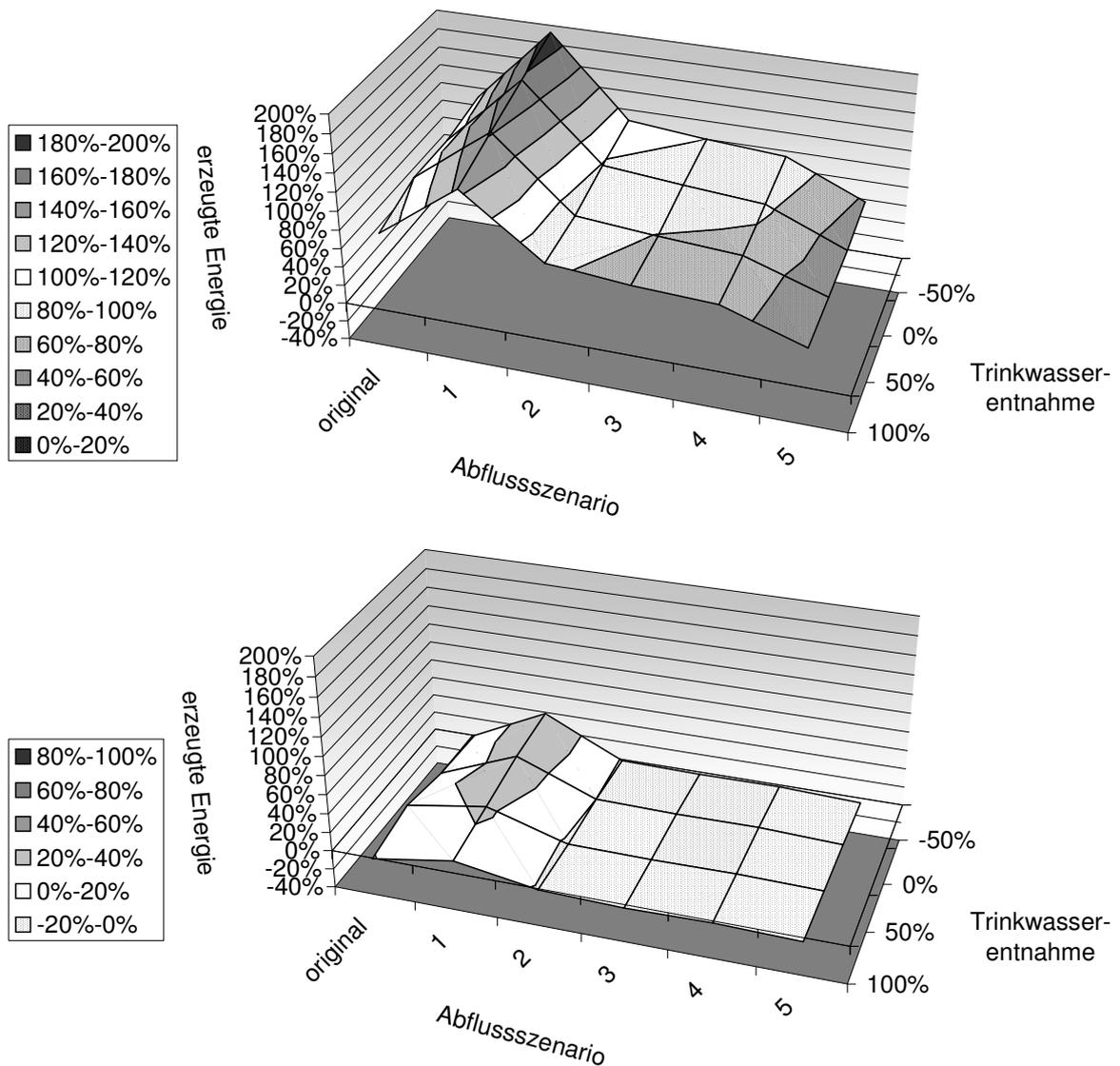


Abb. 6.17: Erzeugte Energie relativ zum Status quo (= 100 %), (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)

Durch den erhöhten Zufluss des Szenarios 1 ergibt sich für die Energieproduktion eine mittlere Zunahme von 70 % im Vergleich zum Status quo (Abb. 6.17). Davon sind 30 % auf die Reoptimierung zurückzuführen. Bei den anderen Szenarien ergeben sich nur unwesentliche Veränderungen durch die erneute Optimierung. Insgesamt wird bei reduzierten Abflussverhältnissen und erhöhter Trinkwasserentnahme eine Abnahme der Energieproduktion um bis zu 60 % (Szenario 5, Trinkwasser +100 %) festgestellt.

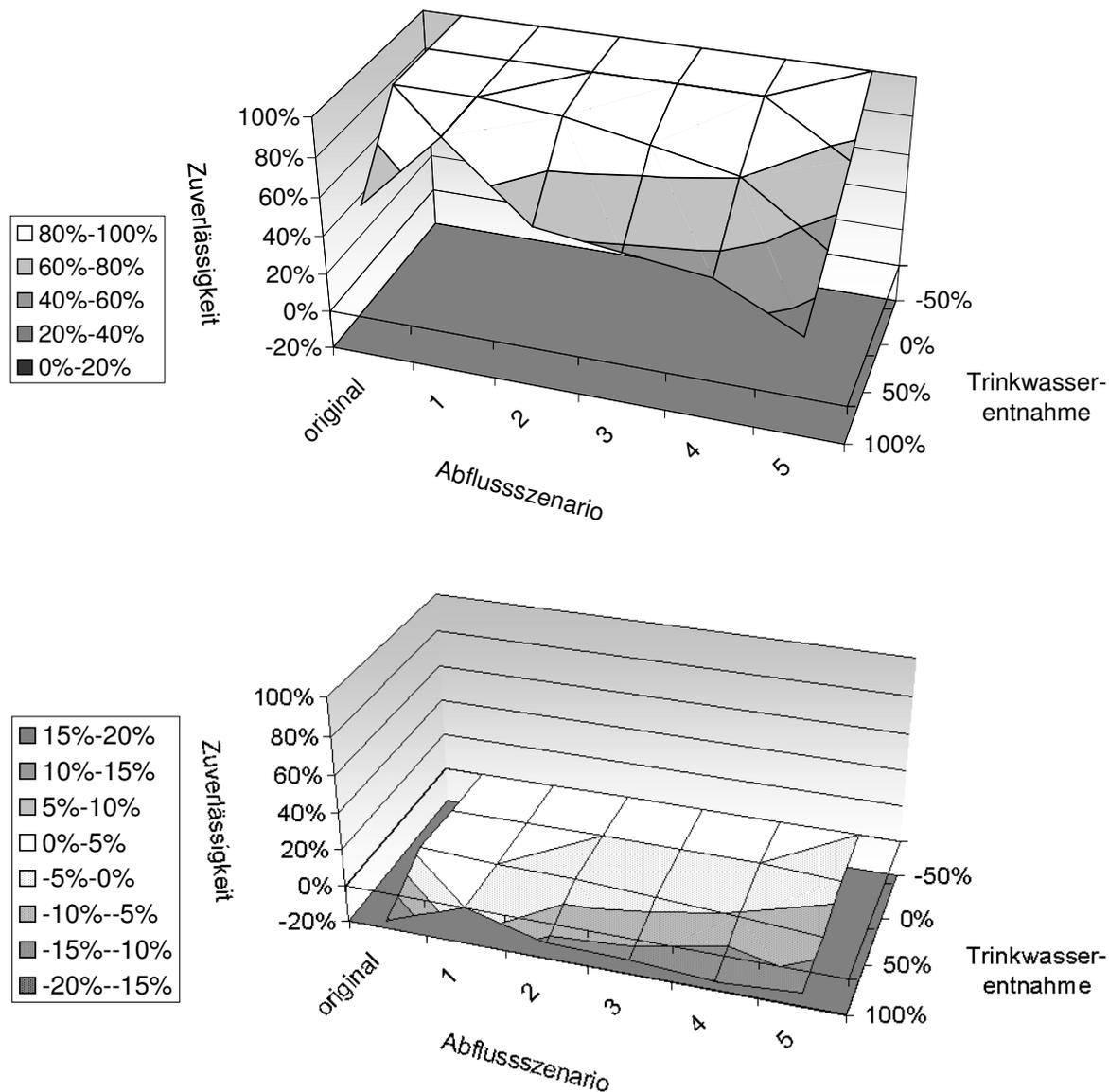


Abb. 6.18: Zuverlässigkeit der Trinkwasserentnahme (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)

Die Trinkwasserversorgung aus den Talsperren A und C kann in allen untersuchten Zuständen vollständig erfüllt werden. Daher beziehen sich die präsentierten Ergebnisse ausschließlich auf die Talsperre E (Abb. 6.18). Eine Abflussreduktion um bis zu 18 % hat für den derzeitigen Trinkwasserbedarf keine negativen Folgen. Bei konstanter Abflusssituation und einer Steigerung des Trinkwasserbedarfs um 100 % sinkt jedoch die Zuverlässigkeit um 40 %. Geht gleichzeitig der Abfluss um 47 % zurück (Szenario 5), so reduziert sich die Zuverlässigkeit sogar auf ca. 30 %. Dieser Zuverlässigkeitsrückgang wird bis zu 16 % durch die Reoptimierung ausgelöst. Die reduzierten Zuverlässigkeiten resultieren aus der Bewertung der Trinkwasserversorgung mit einer quadratischen Straffunktion in der Optimierung. Demzufolge wird ein langfristiges geringes Versagen einem kurzen Extremversagen vorgezogen, wobei die Zuverlässigkeit entsprechend abnimmt. Zur korrekten Interpretation der Ergebnisse ist daher zusätzlich die Kenntnis der mittleren Versagensschwere der Trinkwasserversorgung notwendig.

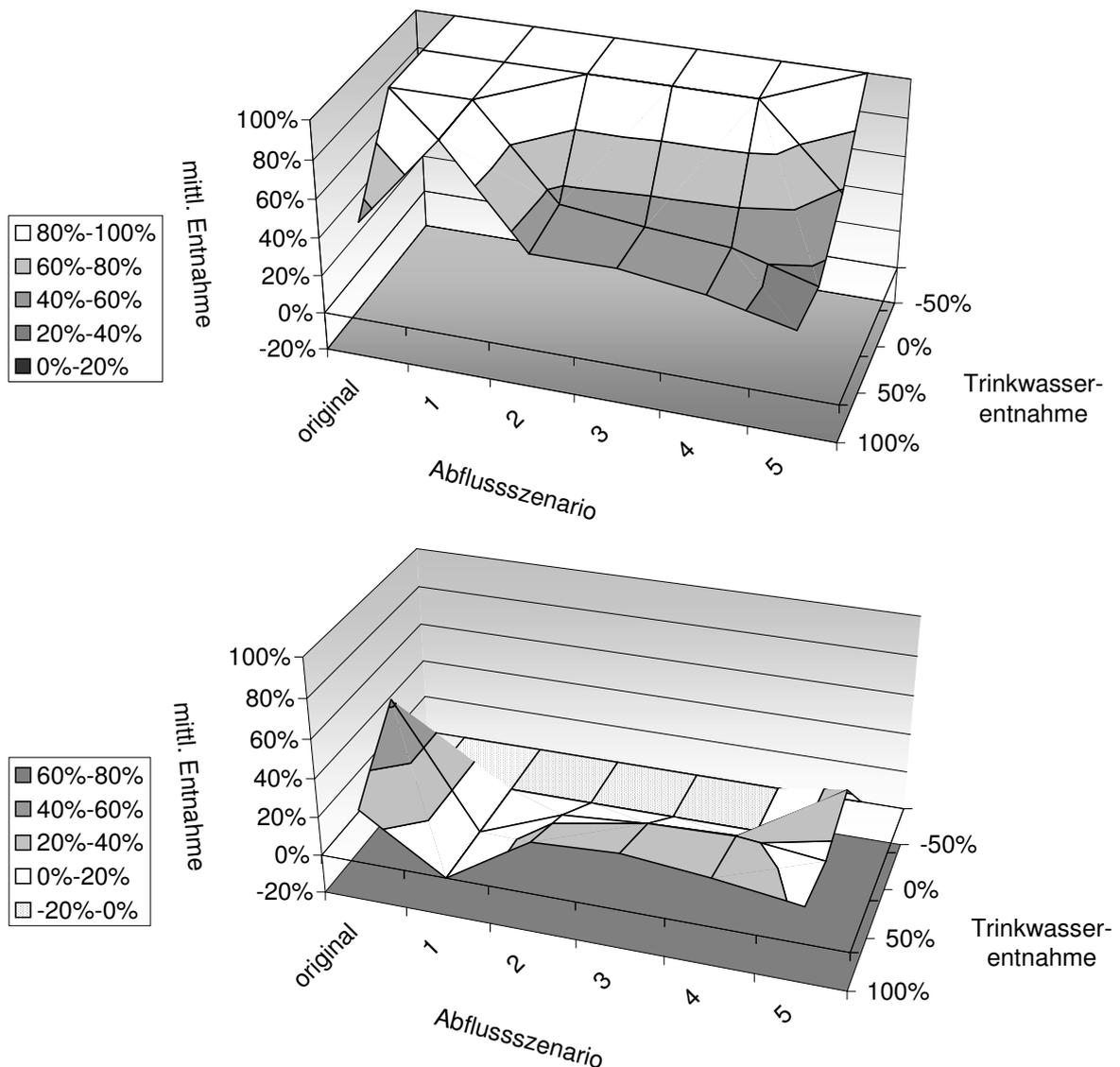


Abb. 6.19: Mittlere Trinkwasserentnahme während des Versagens, relativ zur geforderten Trinkwasserentnahme (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)

Abb. 6.19 zeigt die mittlere Trinkwasserentnahme während der Versagensereignisse relativ zum Entnahmeziel. In den Situationen mit reduziertem Abfluss und erhöhtem Trinkwasserbedarf ist durch die Reoptimierung eine durchschnittliche Reduktion des mittleren Versagens von 22 % festzustellen. Für die Kombination aus originalem Abfluss und Trinkwasserentnahme + 50 % wird sogar eine Verbesserung um 62 % auf 100 % und damit eine vollständige Erfüllung des Ziels erreicht.

In den Situationen, in denen die Zuverlässigkeit durch die Reoptimierung reduziert wurde, ist eine durchschnittliche Reduktion des mittleren Versagens von 24 % festzustellen (gemittelt über alle entsprechenden Trinkwasser- und Abflussszenarien).

7 Analyse der Ergebnisse

7.1 Auswertung der Optimierungsreihenfolgen

Die Gütekriterien zeigen für Ein- und Mehrzielsysteme nur minimale Schwankungen durch unterschiedliche Optimierungsreihenfolgen auf. Dies gilt sowohl für Reihenfolgen, die mit Hilfe von Systemgrößen sortiert wurden, als auch für Sortierungen nach verschiedenen Gütekriterien des Systemziels Niedrigwasseraufhöhung. Von den insgesamt $5! = 120$ möglichen Reihenfolgen (Permutationen) wurden 14 ausgewählte untersucht. Da diese Auswahl durch das Talsperrensystem, die Hydrologie oder die Zielstellung begründet ist, ist anzunehmen, dass auch die nicht verwendeten Kombinationen keine nennenswerten Veränderungen der Zielerreichungen bewirken würden.

Der Grund für eventuelle Variationen wäre die Systemvereinfachung durch die Dekomposition und eine daraus resultierende ungenaue Wiedergabe des Systemverhaltens. Im vorliegenden Anwendungsbeispiel führen die sehr unterschiedlichen Optimierungsreihenfolgen nur zu geringen Schwankungen in den Güteindizes. Dieses Verhalten hat sich beispielsweise auch für die Optimierung der Niedrigwasseraufhöhung gezeigt. Dabei hat sich ergeben, dass sogar der Start mit Talsperre E (geringste Kapazität und geringster Zufluss und damit geringe Möglichkeiten zur Niedrigwasseraufhöhung) zu annähernd gleichen Ergebnissen führt wie der Start mit Talsperre A (größte Kapazität und größter Zufluss und damit umfangreiche Möglichkeiten zur Niedrigwasseraufhöhung). Das bedeutet, dass das erzielte Betriebsergebnis von der gewählten Reihenfolge fast völlig unabhängig ist. Der einzige deutliche Effekt ist die Anzahl der erforderlichen Optimierungsläufe. Da aber im hier vorliegenden Modell die Systemoptimierung keine Laufzeitschwierigkeiten aufweist, ist die Wahl der Reihenfolge der Optimierung weder für die Ergebnisse des Systembetriebs noch für die Berechnungsdauer von besonderer Bedeutung.

Dass die unterschiedlichen Reihenfolgen zwar nur kleine, aber dennoch vorhandene Unterschiede aufweisen, kann ein Hinweis darauf sein, dass das globale Optimum nicht erreicht worden ist. Es ist aber auch davon auszugehen, dass die Diskretisierung ein exaktes Erreichen des globalen Optimums verhindert und daher nicht immer genau die gleichen Betriebsregeln erzeugt werden. Die Ausnahme der Talsperre E bei der Mehrzieloptimierung ist durch die Art der Ziele dieser Talsperre zu erklären. Dabei überwiegt sehr stark der Trinkwasserbedarf. Die daraus resultierenden Anforderungen sind so hoch, dass die verbleibenden Ziele (auch die Systemziele) vollkommen in den Hintergrund treten und im Endeffekt nicht verfolgt werden können. Da der Betrieb der anderen Talsperren keine Auswirkungen auf die Trinkwasserversorgung aus Talsperre E hat, wird dieser Speicher

wie ein Einzelspeicher unabhängig von den anderen optimiert. Als Ergebnis ist der Betrieb von der Optimierungsreihenfolge unabhängig und somit konstant.

Die einzige deutliche Auswirkung der gewählten Optimierungsreihenfolge stellt die Anzahl der erforderlichen Iterationsschritte dar (Abb. 7.1). Diese ist sowohl in ihrer absoluten Größe als auch in der Tendenz zu relativ viel oder wenig erforderlichen Schritten deutlich von den Zielen des Talsperrenbetriebs abhängig. So benötigt die Optimierung des Einzelziels Niedrigwasseraufhöhung im Mittel 185 Optimierungsschritte, während das komplexe Zielsystem erst nach 281 Iterationen das Optimum gefunden hat. Die Unterschiede in der tendenziellen Auswirkung werden durch Reihenfolge EABCD (2 aufsteigend) deutlich. Das Einzelziel benötigt hier die maximalen Durchgänge (222 Schritte). Das Mehrzielsystem hingegen hat hier ein Minimum mit 232 Schritten. Zwar lässt sich aufgrund der Komplexität das Minimum nicht erklären, aber für das Maximum ist die Reihenfolge als Auslöser nachvollziehbar.

Während des ersten Iterationsdurchgangs gibt die Talsperre mit der kürzesten Fließzeit zum jeweiligen Pegel das meiste Zuschusswasser ab. Verbleibende Fehlwassermengen müssen dann durch weiter entfernt liegende Talsperren aufgehört werden. Diese sind aber wegen der erhöhten Fließzeit nicht so genau auf das Ziel zu steuern. Es ergibt sich daher zunächst eine sehr ungünstige Ausgangssituation, die durch entsprechend mehr Iterationen optimiert werden muss. Mit der gleichen Argumentation ist auch der große Iterationsbedarf für die Reihenfolge DCEBA (6 aufsteigend) zu erklären. Die Talsperre mit der geringsten Zuverlässigkeit muss zunächst die „Grundlast“ leisten, und die Speicher mit hoher Zuverlässigkeit werden zum Ausgleich der verbleibenden „Extrema“ eingesetzt. Daraus ergibt sich auch eine besonders ungünstige Ausgangssituation.

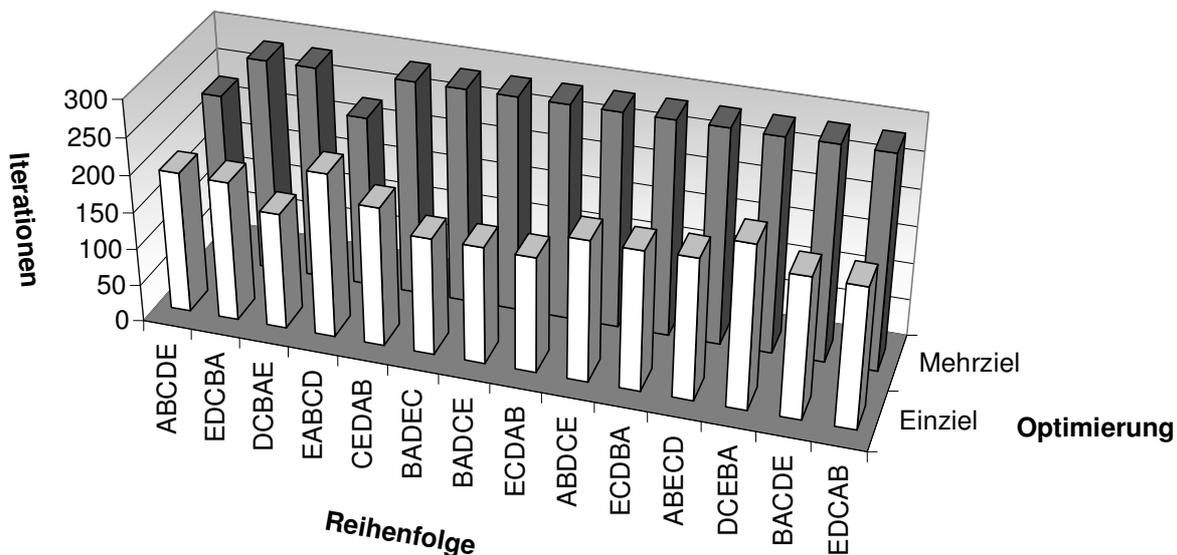


Abb. 7.1: Erforderliche Iterationen zum Auffinden des Optimums

Aus der Umkehrung der ungünstigen Reihenfolgen kann aber nicht zwangsläufig auf besonders effektive Folgen geschlossen werden. So erreicht beispielsweise die Folge 6 absteigend (ABECD) nur eine durchschnittliche Konvergenz. Auch in der anderen Richtung

ist diese Aussage nicht gültig. So ist neben BADCE (5 absteigend) auch deren Umkehrung ECDAB (5 aufsteigend) sehr effektiv.

Exakte Prognosen für schnell konvergierende Reihenfolgen lassen sich aus den erzielten Ergebnissen nicht herleiten. Bei einfachen Zielen ist es evtl. möglich, ungünstige Folgen zu vermeiden. Da aber die Effektivität der Folgen von der Zielfunktion abhängig ist, können für komplexe Systeme keine pauschalen Empfehlungen gegeben werden.

Das hier beobachtete Verhalten, dass immer wieder ähnlich gute Betriebsregeln gefunden werden, deutet auf eine gute Abbildung des echten Talsperrensystems im Modell hin. Anscheinend kann das System unabhängig vom Anfangszustand (dem ersten Iterationsschritt) optimiert werden. Das zeigt, dass das Systemverhalten nachempfunden wird. Wenn im ersten Iterationsschritt eine sehr ungünstige Nutzung der Talsperren erfolgt, so wird im Laufe der weiteren Optimierungsschritte diese schlechte Verteilung korrigiert. Es können also Systemabgaben, die im ersten Schritt beispielsweise aus Talsperre A realisiert wurden, im Laufe der iterativen Optimierung aus einer anderen Talsperre (z. B. Talsperre B) abgegeben werden. Damit ist gezeigt, dass die Optimierungsziele nicht nur durch die einzelnen Speicher, sondern durch das Gesamtsystem realisiert werden. Das Zusammenspiel der verschiedenen Einzelkomponenten wird dementsprechend gut wiedergegeben.

Vermutlich werden Systeme, die nicht, wie das Beispielsystem, eine hohe Kreuzkorrelation der Talsperrenzuflüsse aufweisen, sondern nur gering kreuzkorrelierte Zuflüsse haben, bezüglich dieser Eigenschaft ein anderes Verhalten zeigen. Es wird also erwartet, dass die Optimierungsreihenfolge bei Systemen mit Zuflüssen geringer Kreuzkorrelation, einen Einfluss auf die Güte der erzeugten Betriebsregel erhält. Diese Reaktion würde bedeuten, dass das System nicht gut genug wiedergegeben wird, da sonst ungünstige Anfangszustände durch die entsprechende Systemoptimierung korrigiert würden. Diese Schlussfolgerung wird aber durch die Verwendung der Systemdekomposition für serielle Systeme (z. B. Kularathna & Bogardi, 1990 sowie Milutin, 1998) widerlegt. Bei seriellen Talsperrensystemen ergibt sich ein Großteil des Zulaufs der unterhalb liegenden Speicher durch die Abgaben der oberhalb liegenden. Da zusätzlich die Abgaben einer Talsperre nicht direkt proportional zu ihren Zuflüssen sind, sind die Kreuzkorrelationen in Systemzuflüsse in dem Fall nur gering.

7.2 Auswertung der Betriebsanpassung an die ausgewählten Klimaszenarien

7.2.1 Niedrigwasseraufhöhung

Der Nutzen der Reoptimierung für die fünf Klimaszenarien fällt für die drei Kontrollpegel sehr unterschiedlich aus. Abb. 7.2 stellt die Zuverlässigkeitsveränderungen durch Reoptimierung gemittelt über die Trinkwasserentnahmeszenarien dar.

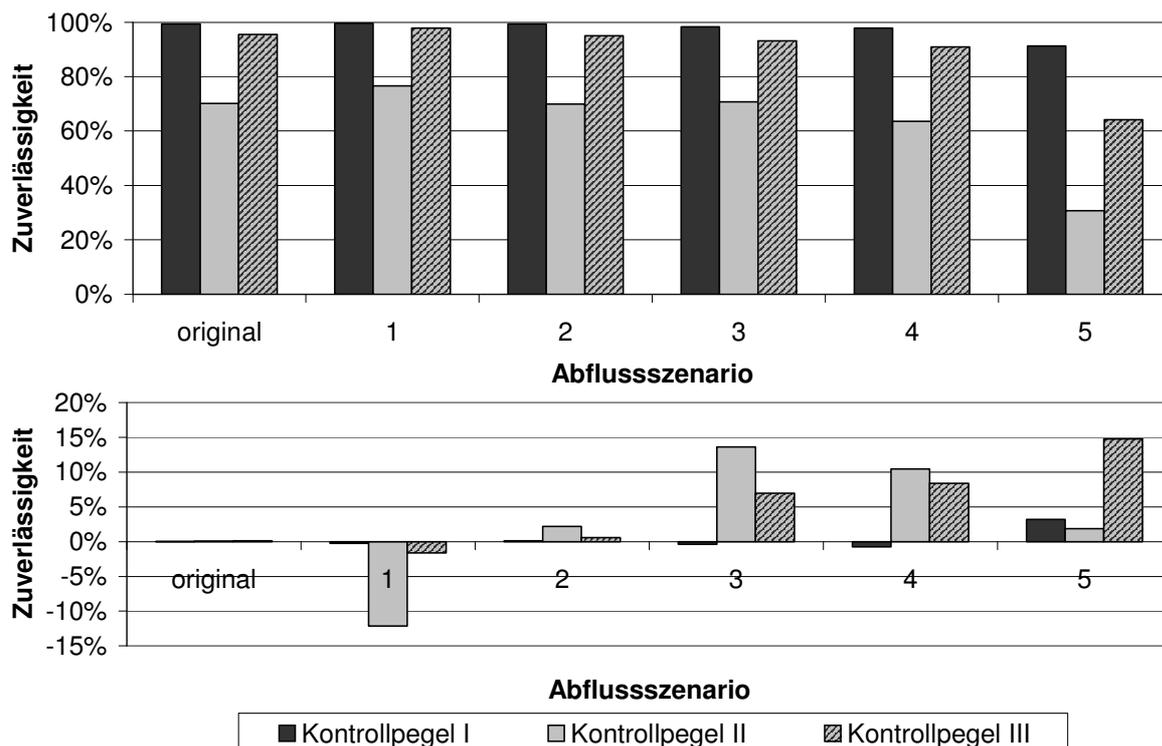


Abb. 7.2: Zuverlässigkeit der Niedrigwasseraufhöhung (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)

Der maximale Nutzen für den Kontrollpegel I entspricht einer Veränderung von 3 %. Für diesen geringen Wert gibt es zwei Gründe. Zum einen liegt die Zuverlässigkeit des Originalbetriebs für die Szenarien 1 bis 4 bei mindestens 98 % und fällt nur für Szenario 5 auf 88 %. Daher ist die Möglichkeit, eine Veränderung zu erzielen, begrenzt. Zum anderen wird der Pegel nur von Talsperre D mit einer aktiven Speicherkapazität von 35,7 hm³ beeinflusst.

Bei den Zuverlässigkeiten des Kontrollpegels II fällt zunächst der deutliche Rückgang durch Reoptimierung für Szenario 1 auf. Dieses Verhalten ergibt sich aus dem hier verwendeten Ansatz, die primären Ziele für alle Szenarien möglichst mit der Zuverlässigkeit der originalen Zuflusssituation zu erreichen (z. B. 70 % für Kontrollpegel II). Der gesteigerte Abfluss des Szenarios 1 führt bei Anwendung der ursprünglichen Betriebsregel zu einer stark verbesserten Zuverlässigkeit der Niedrigwasseraufhöhung an Kontrollpegel II (Steigerung auf 89 %). Da die Niedrigwasseraufhöhung ein primäres Ziel ist, erfolgte eine Anpassung der Zielgewichte dahingehend, dass ungefähr die Zuverlässigkeit der originalen Betriebsregel bei den originalen Zuflüssen erreicht wird. Das zusätzlich verfügbare Wasser kommt daher in dem Fall den sekundären Zielen zugute.

Insgesamt können die Zuverlässigkeiten für den Kontrollpegel II bis zum Szenario 3 auf dem Originalwert von 70 % gehalten werden. Dabei erzielt die Reoptimierung eine Zuverlässigkeitssteigerung von bis zu 14 % (Szenario 3). Im Fall der Abflussreduktion um 47 % (Szenario 5) steigt die mittlere Jahresfehlwassermenge des Originalbetriebs zur Erfüllung des Ziels auf über 130 hm³/a an. Dies ist mit dem mittleren Jahreszufluss von ca. 167 hm³/a zu den oberhalb liegenden Talsperren nicht mehr auszugleichen. Daher folgt der starke

Rückgang der Zuverlässigkeit auf 29 %, der auch durch die Betriebsanpassung nur in geringem Maße behoben werden kann (2 %).

Durch die Reoptimierung kann die Zuverlässigkeit des Kontrollpegels III bis zum Szenario 4 auf 91 % gehalten werden. Für Szenario 5 beträgt sie 64 %. Der Nutzen aus der Betriebsanpassung nimmt mit der steigenden Abflussreduktion kontinuierlich auf 15 % zu. Dadurch kann der Zuverlässigkeitsreduktion der ursprünglichen Betriebsregel entgegengewirkt werden.

Neben den Zuverlässigkeiten wurden auch die mittleren Versagensdauern beeinflusst (Abb. 7.3). Vor allem für den Kontrollpegel II ergibt sich mit einer Reduktion um 3,2 / 3,4 / 1,4 Tage auf 5,7 / 6,9 / 22,6 Tage eine deutliche Verbesserung (Szenarien 3–5). Die stärkste Verkürzung wird für Pegel III mit 4,3 auf 6,8 Tage erzielt (Szenario 5). Für die anderen beiden Szenarien mit Abflussreduktion ergeben sich nur geringe Veränderungen (< 0,2 Tage). Negative Auswirkungen hat die Reoptimierung auf den Kontrollpegel I, der für die Abflussannahmen 3 und 4 eine um 3,2 bzw. 2,6 Tage verlängerte mittlere Versagensdauer aufweist. Diese resultiert aus der Tatsache, dass wegen der zunehmenden Schwierigkeit der Trinkwasserversorgung aus Talsperre E das Ziel der Niedrigwasserversorgung für diesen Speicher nicht weiter verfolgt wurde.

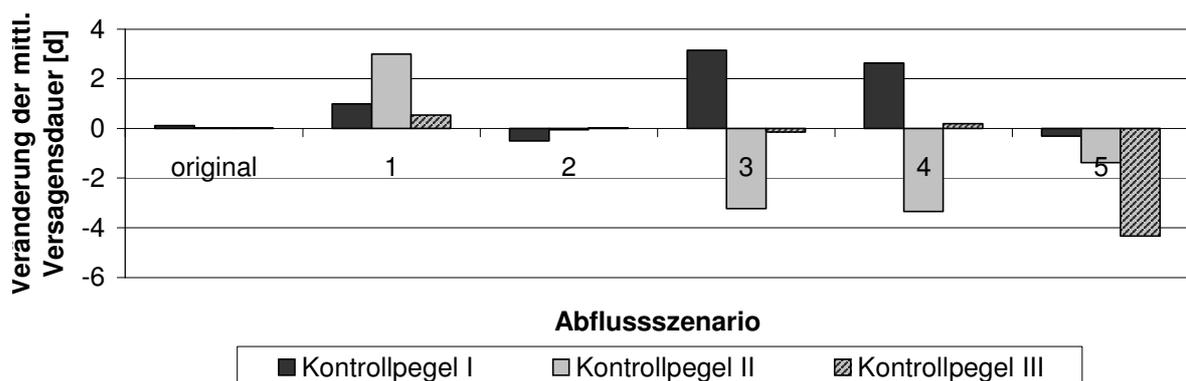


Abb. 7.3: Veränderung der mittleren Versagensdauer der Niedrigwasseraufhöhung durch Reoptimierung

Ähnlich sieht die Situation der Niedrigwasseraufhöhung auch für die Jahresfehlwassermenge aus (Abb. 7.4). Dabei sind die unterschiedlichen Abflussgrößenordnungen der Pegel zu beachten. Ein deutlicher Unterschied ergibt sich jedoch für den Pegel I, der nur sehr geringe Veränderungen aufweist (-0,14 bis +0,85 hm³/a). Dies entspricht nicht der negativen Tendenz der Versagensdauer.

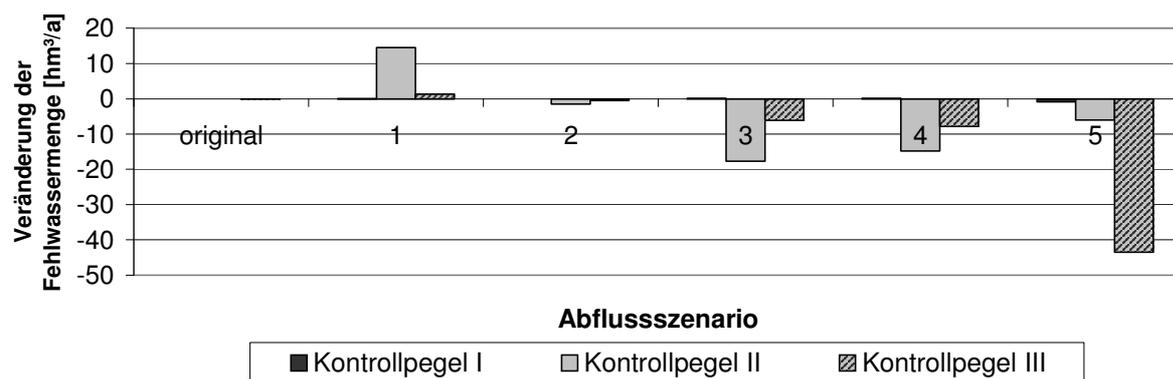


Abb. 7.4: Veränderung der Jahresfehlmassmenge durch Reoptimierung

Besonders die Kontrollpegel II und III zeigen die Wirksamkeit der Anpassung des Betriebs an neue Situationen durch erneute Optimierung. Der abnehmende Nutzen aus Reoptimierung für den Pegel II in den Szenarien 3 bis 5 zeigt auch, dass eine Betriebsanpassung natürlich nur im Rahmen der Systemmöglichkeiten Ziele erreichen kann. Wird ein Ziel unerreichbar, so ist das Ziel (evtl. das ganze Zielsystem) zu ändern, das Talsperrensystem ist anzupassen oder die Randbedingungen müssen verändert werden. Für die neu entstandene Situation kann dann durch Optimierung ein geeigneter Systembetrieb erzeugt werden.

7.2.2 Trinkwasserversorgung

Da die Trinkwasserentnahme nur für Talsperre E Defizite aufzeigt, wird nur diese weiter analysiert.

Eine genauere Betrachtung der Trinkwasserversorgung zeigt, dass die Zuverlässigkeitsreduktionen der Reoptimierung mit einer deutlichen Überbeanspruchung des Dargebots einhergehen. Dies wird aus der Betrachtung des in Gleichung (7.1) beschriebenen Ausgleichsgrads der Trinkwasserentnahme deutlich (Tab. 7.1). Eine vollständige Zielerfüllung ist in den Situationen mit einem Ausgleichsgrad > 1 nicht möglich.

$$\alpha = \frac{R}{Q} \quad (7.1)$$

mit: α Ausgleichsgrad
 R Entnahme
 Q Zufluss

Tab. 7.1: Ausgleichsgrad des Ziels Trinkwasserentnahme aus Talsperre E

Änderung	Original	Szenario 1	Szenario 2	Szenario 3	Szenario 4	Szenario 5
-50%	0,29	0,19	0,29	0,31	0,34	0,50
0%	0,58	0,38	0,59	0,62	0,67	1,00
50%	0,87	0,56	0,88	0,93	1,01	1,50
100%	1,16	0,75	1,17	1,25	1,34	2,00

Ähnlich wie die bereits beschriebene Reduktion der mittleren Versagensschwere (Abb. 6.19) verringert sich auch die maximale Versagensschwere durch Reoptimierung (Abb. 7.5). Die größten Verbesserungen ergeben sich für den Originalabfluss mit +50 % Trinkwasserentnahme (+85 %). Durch Reoptimierung kann für diese Dargebots- und Entnahmesituation das Versagen vollständig beseitigt werden. Zusätzlich ist für das Szenario 5 mit originaler Trinkwasserentnahme eine deutliche Reduktion der maximalen Versagensschwere um 19 % möglich. Gleiches gilt auch für die Szenarien 3 und 4 mit +50 % Trinkwasserentnahme. Sie erreichen eine Verbesserung von 7 bzw. 6 %. Für die anderen Situationen ergeben sich nur geringe Veränderungen zwischen -3 % und +2 %.

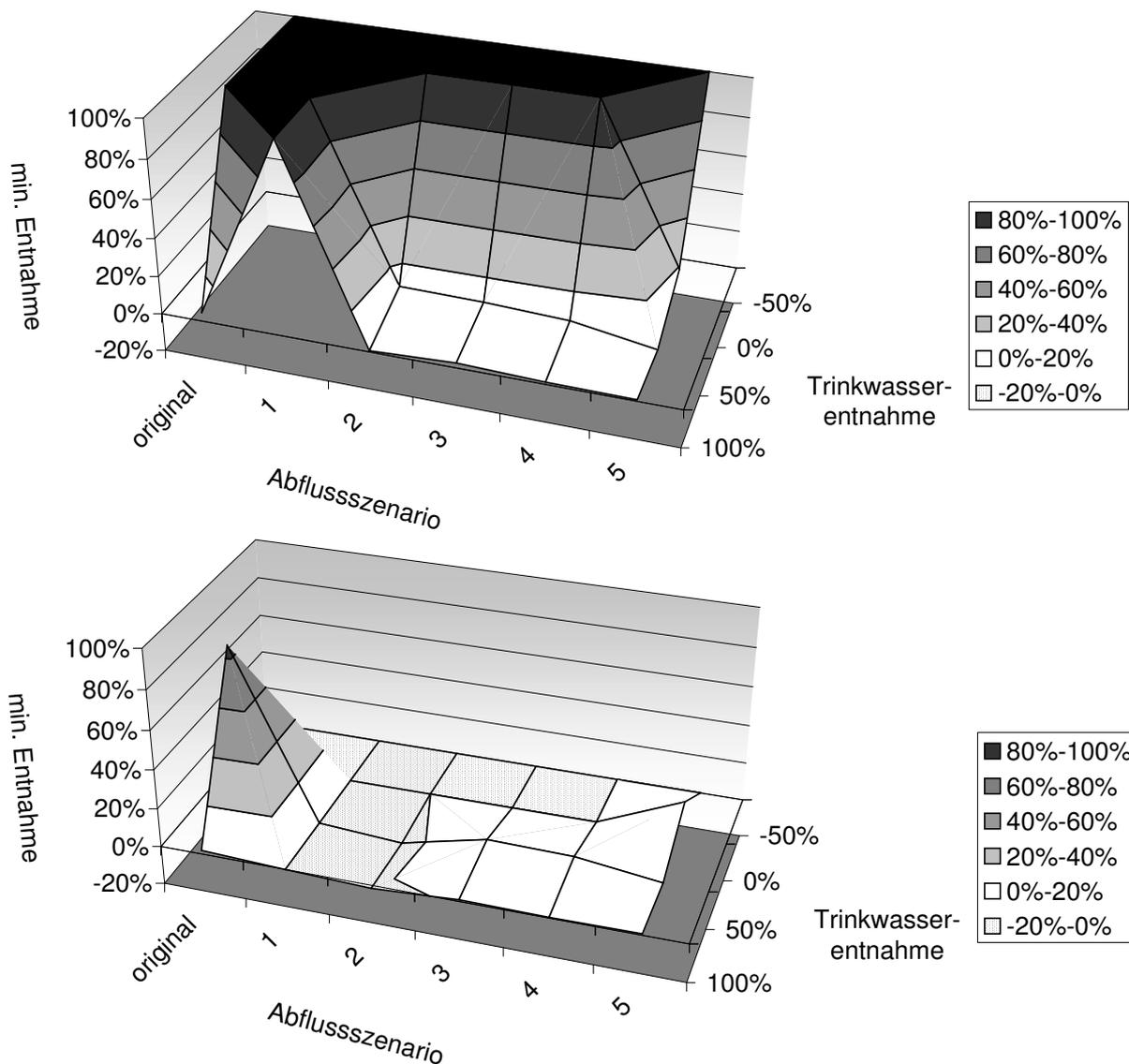


Abb. 7.5: Minimale Trinkwasserentnahme während des Versagens, relativ zur geforderten Trinkwasserentnahme (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung)

Neben der Versagensschwere wird durch die Reoptimierung die mittlere Versagensdauer teilweise erheblich reduziert (Abb. 7.6). Der Betrag der Reduktionen verhält sich etwa umgekehrt proportional zur Abnahme der Zuverlässigkeit durch die Reoptimierung. Der größte Nutzen ist dabei die Verkürzung der Versagensdauer um 43 auf 20 Tage im Szenario 5 (Trinkwasser +50 %). Für alle um 100 % vergrößerten Trinkwasserentnahmen wird eine Reduktion der Versagensdauer um mindestens 30 Tage erzielt. Dadurch kann die mittlere Dauer für diese Entnahmemenge (über alle Abflussszenarien) von 54 auf 21 Tage reduziert werden. Die Veränderungen der Jahresfehlwassermenge entsprechen im Verlauf denen der maximalen Versagensschwere. Abgesehen von der vollständigen Versagensbeseitigung (Originalabfluss, Trinkwasser +50 %) erreichen sie eine maximale Reduktion um 35 % (für Szenario 5 mit originaler Trinkwasserentnahme). Dies entspricht allerdings nur einer Menge von 0,7 hm³/a, was aber 5,5 % des geforderten Wasserbedarfs darstellt.

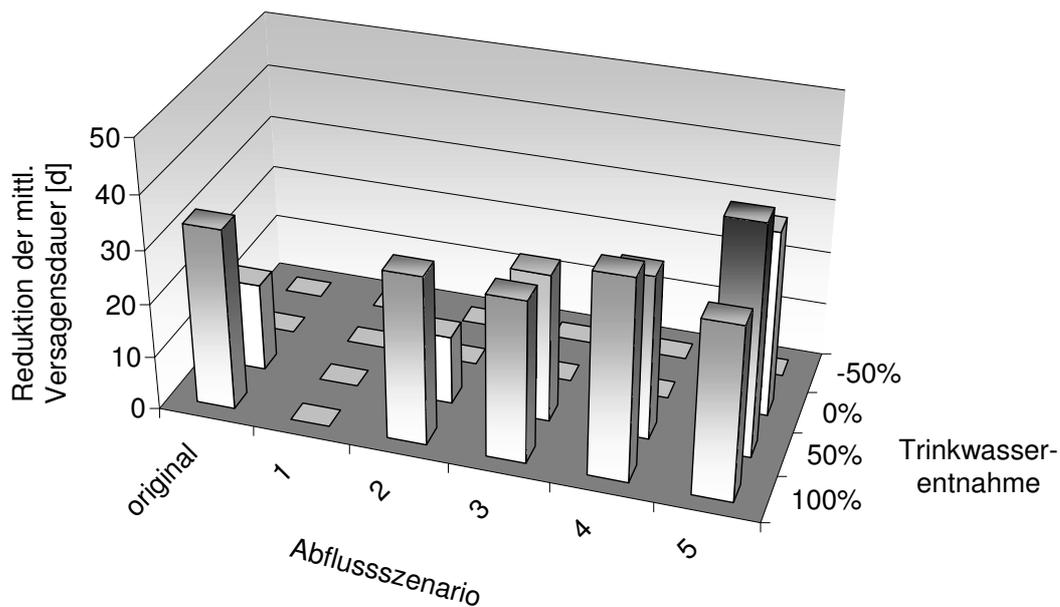


Abb. 7.6: Reduktion der mittleren Versagensdauer der Trinkwasserversorgung aus Talsperre E durch Reoptimierung

Auch für dieses Ziel zeigt sich ein deutlicher Nutzen der Betriebsanpassung. Die Versagensschweren und -dauern sowie die Jahresfehlwassermengen können zum Teil erheblich reduziert werden. Wenn der Wasserbedarf durch das Dargebot gedeckt werden kann, so erzielt die Reoptimierung eine deutliche Verbesserung der Zielerfüllung. Wie die mittlere Versagensschwere und die Versagensdauer zeigen, wird sogar bei unerfüllbaren Zielen noch eine klare Verbesserung der Gütekriterien erreicht.

7.2.3 Sommerliche Speicherfüllung

Wie die Niedrigwasseraufhöhung wird auch der sommerliche Speicherinhalt der Talsperren A bis D nicht von den Veränderungen der Trinkwasserentnahme beeinflusst. Daher werden die Zuverlässigkeitsveränderungen durch Reoptimierung, gemittelt über die Trinkwasserentnahmeszenarien, in Abb. 7.7 dargestellt. Nur für die Talsperre E sind Auswirkungen auf den Speicherinhalt vorhanden. Diese sind in der Abbildung als Fehlerindikatoren wiedergegeben. Für die reoptimierte Zuverlässigkeit entspricht die obere Schranke jeweils der um 50 % reduzierten Trinkwasserentnahme und die untere der um 100 % vergrößerten. Für den Nutzen aus der Reoptimierung ist diese Zuordnung der Fehlerindikatoren nicht ganz eindeutig. Man kann sagen, dass für Entnahmemengen, die nahe am Vollausgleich liegen, die größte Zuverlässigkeitssteigerung erreicht wird. Es ergeben sich also durch größere Anforderungen an die Trinkwasserentnahme eine erwartungsgemäße Tendenz zu größeren Stauinhalten im Speicher. Dies wird zusätzlich durch die originale Abflusssituation bestätigt, da die um 50 % vergrößerte Entnahmemenge eine Steigerung der Inhaltszuverlässigkeit um 50 % bewirkt.

Bei abnehmendem Zufluss (Szenarien 3 bis 5) wird die Zuverlässigkeit der Talsperre E durch die Reoptimierung im Mittel um 5 % gesteigert (maximal 15 %). Bei den anderen Talsperren ist dieser Trend entgegengesetzt. Sie tendieren eher zu reduzierten Speicherfüll-

lungen, um die primäre Niedrigwasseraufhöhung zu verbessern. Einen Ausreißer stellt Speicher C im Szenario 4 dar, dessen Zuverlässigkeit um 14 % gesteigert wird. Eine genauere Anpassung der Zielgewichte hätte hier vermutlich noch eine bessere Niedrigwasseraufhöhung auf Kosten der Speicherfüllung erzielen können.

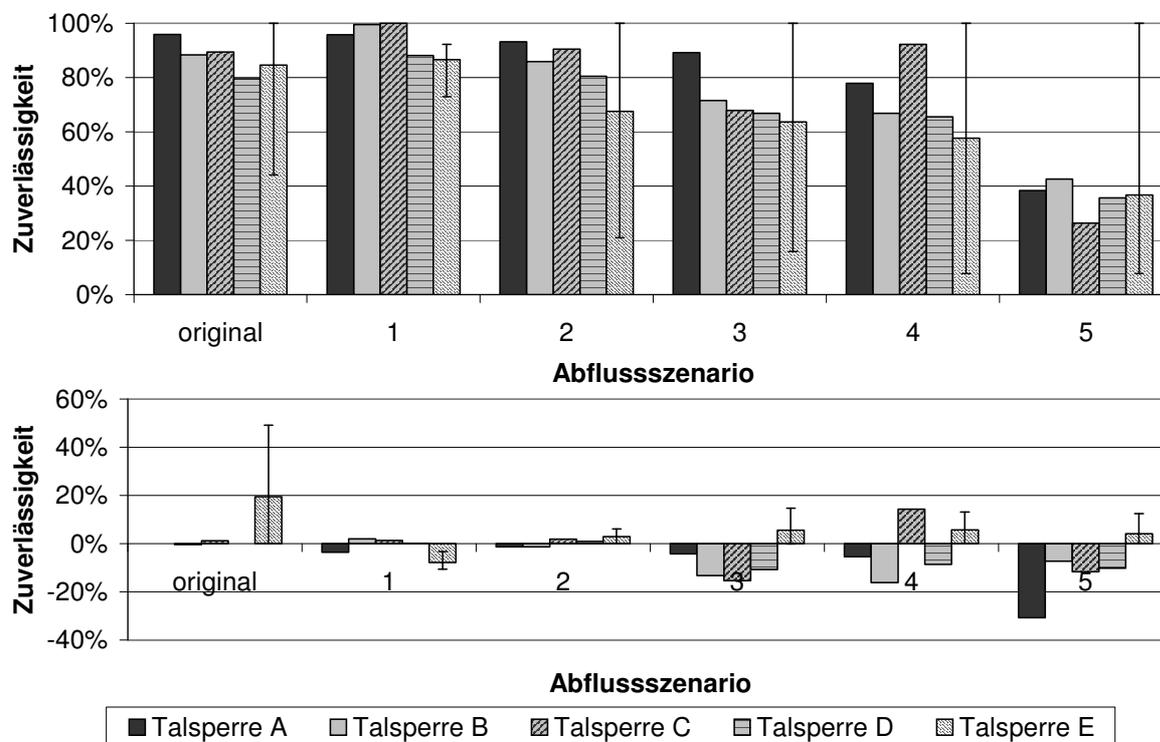


Abb. 7.7: Zuverlässigkeit der sommerlichen Speicherfüllung gemittelt über alle Trinkwasserentnahme-Szenarien (oben: nach Reoptimierung / unten: Verbesserung durch Reoptimierung). Spannbreiten markieren die Auswirkung des veränderten Trinkwasserbedarfs.

Die Reoptimierung hat bei der zusätzlichen Abflussmenge des Szenarios 1 nahezu keine Auswirkungen auf die Speicherfüllung. Dies ist in Anbetracht der hohen erzielten Zuverlässigkeit von 88 % im Mittel auch nicht zu erwarten.

Die große Zuverlässigkeitssteigerung der Talsperre E für das Originalszenario mit Trinkwasserentnahme +100 % resultiert aus dem großen Trinkwasserbedarf, den diese Talsperre decken soll. Um ein vollständiges Versagen zu vermeiden, werden häufiger große Speicherinhalte angestrebt. Dieser Einfluss des Trinkwasserbedarfs wird auch in der maximalen Versagenschwere deutlich (Abb. 7.8). Der hier dargestellte minimale Inhalt des Betriebsraums während der Versagensereignisse zeigt für die originale Betriebsweise häufig ein vollständiges Versagen. Der Speicher ist bis auf den Totraum entleert. Nach der Betriebsanpassung ist der Speicher nach wie vor bei hohem Trinkwasserbedarf häufig sehr leer, aber es tritt kein einziges Totalversagen mehr ein. Ein Vergleich der mittleren Versagenschwere liefert ebenfalls einen deutlichen Trend zu größeren Speicherinhalten nach der Reoptimierung. Für das extremste Szenario 5 mit Trinkwasser +100 % steigt beispielsweise der mittlere Inhalt während des Versagens um 33 % auf 37 % des Betriebsraumes. Der maximale Zuwachs ergibt sich für die Originalabflüsse mit Trinkwasser +50 % zu 48 % auf 94 % des Betriebsraumes.

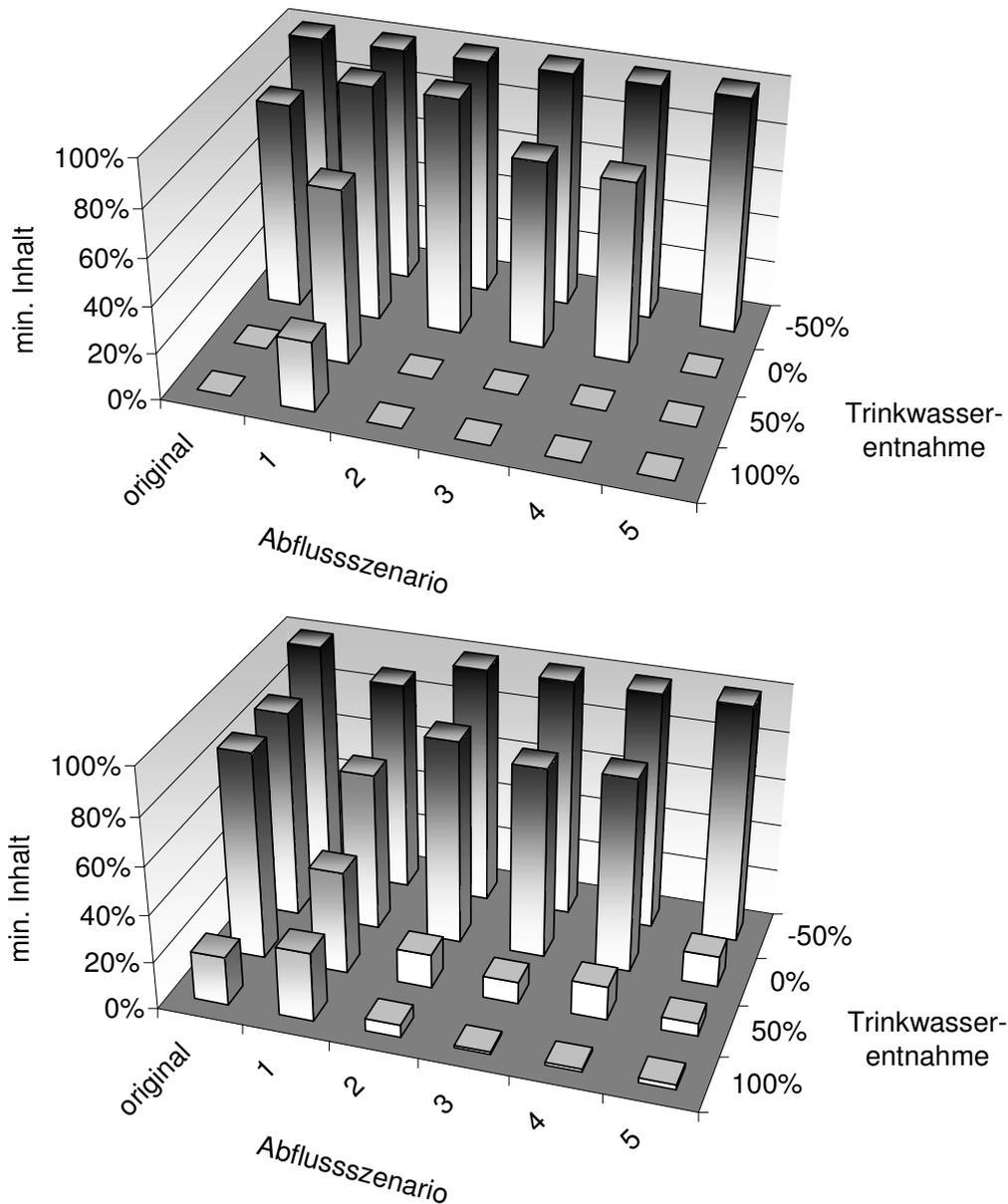


Abb. 7.8: Minimaler Inhalt des Betriebsraumes der Talsperre E, relativ zum geforderten Inhalt (oben: ursprünglicher Betrieb / unten: nach Reoptimierung)

Wie schon für die anderen Ziele, ergeben sich auch für die sommerliche Speicherfüllung zum Teil erhebliche Veränderungen durch die Betriebsanpassung. Da es sich um ein untergeordnetes Ziel handelt, ist aber die Richtung der Veränderung (positiv oder negativ) nicht eindeutig. Je nachdem, was zur besseren Erfüllung der primären Ziele beiträgt, wird der Speicher tendenziell voller oder leerer betrieben. Die Auswirkungen auf dieses Ziel zeigen beispielhaft die Komplexität eines solchen Mehrziel-Talsperrensystems.

7.3 Anpassung des Betriebs an Änderungen der Speicher

Neben den im Anwendungsbeispiel bereits vorgestellten Möglichkeiten, auf Veränderungen des Wasserdargebots und des Wasserbedarfs sowie der Veränderung der Randbedin-

gungen und Ziele des Systembetriebs zu reagieren, ist es zusätzlich möglich, auf Veränderungen in der Struktur des Talsperrensystems zu reagieren.

So ist es beispielsweise möglich, die zu optimierenden Talsperren mit Stauzielbegrenzungen zu belegen. Nach Eingabe einer solchen Begrenzung kann der Entscheidungsträger zunächst mit den ursprünglichen Zielen und Zielgewichten eine neue Betriebsregel erzeugen lassen. Diese entspricht wahrscheinlich bereits nicht mehr der ursprünglichen Betriebsregel, da nun die Speicherinhalte jenseits der Stauzielbegrenzung nicht mehr angefahren werden.

Sollte es sich bei der Begrenzung bezüglich der Erfüllung der Ziele um eine wesentliche Reduktion der verfügbaren Speicherkapazität handeln, so kann eine Anpassung der Zielgewichte erforderlich sein. Dies ist auf dem gleichen Wege, wie in den vorhergehenden Kapiteln beschrieben, möglich. Sollte eine Anpassung der Gewichte nicht ausreichend sein, so wird es evtl. nötig, für die Dauer der Stauzielbegrenzung einzelne Ziele vollständig unberücksichtigt zu lassen oder auch Ziele anderen Talsperren als bisher zuzuordnen. Dann ist wiederum eine Anpassung der Zielgewichte erforderlich.

Durch die Möglichkeit der Berücksichtigung von Stauzielbegrenzungen kann für diesen begrenzten Zeitraum der Baumaßnahmen bzw. Instandsetzungen für die Erzeugung einer entsprechenden Betriebsregel jetzt nicht nur die Simulation, sondern auch die Optimierung verwendet werden. Dadurch ist es also möglich, für die im System zwangsläufig auftretenden Wartungsmaßnahmen die gleiche Technik zur Generierung der Betriebsregel verwenden zu können, wie für den lang- und mittelfristigen Betrieb. Ein Ausweichen auf die Simulation ist dadurch nicht mehr erforderlich.

Zusätzlich kann auch die gegenteilige Veränderung im Modell berücksichtigt werden. Es ist auf gleichem Wege möglich, das Stauziel der berücksichtigten Speicher zu erhöhen. Damit kann bei einer Maueraufstockung der dann optimale Betrieb des veränderten Systems ermittelt werden. Ferner kann auch noch die Entscheidungsfindung, ob eine Aufstockung durchgeführt werden soll oder nicht, unterstützt werden. Dazu kann für verschiedene Aufstockungsszenarien mit jeweils neu optimierter Betriebsregel des Gesamtsystems eine Systemsimulation mit anschließender Auswertung durchgeführt werden. Bei diesen Rechenszenarien können bei Bedarf statt der historischen Zuflüsse auch extern erzeugte Zuflussprognosen verwendet werden.

Neben dieser Stauzielveränderung ist es mit dem vorgestellten Modell nicht nur möglich, Eigenschaften einzelner Speicher zu verändern, sondern es können sogar ganze Talsperren aus dem System herausgenommen oder neue hinzugefügt werden. Dazu werden, wie bei der erstmaligen Eingabe von Talsperren bei der Einrichtung des Modells, die Talsperren mit ihren Eigenschaften (z. B. Speicherkapazität, Turbinenschluckvermögen, Schlüsselkurve) dem Gesamtsystem hinzugefügt. Nachdem diese Eigenschaften bekannt sind, wird mit Hilfe der Fließzeiten von den einzelnen Talsperrenauslässen zu den verschiedenen Zulaufen und Kontrollpegeln die Systemstruktur eingegeben. Bei Abgaben, die einen Pegel nicht erreichen, wird als Fließzeit -1 eingegeben. Bevor das neue System optimiert werden kann, müssen noch die Ziele des neuen Speichers sowie seine Restriktionen angegeben

werden. Außerdem ist es evtl. notwendig, Ziele bereits vorhandener Talsperren anzupassen. Dann erfolgt zunächst eine Optimierung der Einzelspeicher, um die Zielgewichte der einzelnen Ziele zu ermitteln. Sind diese gefunden, so wird damit die Optimierung des Gesamtsystems durchgeführt.

Durch dieses einfache Entfernen und vor allem Hinzufügen weiterer Speicher ist es möglich, den Betrieb von Talsperrensystemen auch nach strukturellen Veränderungen noch bzw. erneut zu optimieren. Damit kann das Werkzeug zur Optimierung der Betriebsregeln sogar nach solch gravierenden Eingriffen in das System beibehalten und an die neue Situation angepasst werden.

7.4 Verwendung unterschiedlicher Zeitdiskretisierungen

Wie die Diskretisierung des Zuflusses und des Speicherraums hat auch die Diskretisierung des Zeitschritts einen direkten Einfluss auf die erstellte Betriebsregel. Dieser Einfluss ist noch viel offensichtlicher als der von Zufluss- und Speicherdiskretisierung. Die erstellte Betriebsregel ist während des kontinuierlichen Zeitverlaufs immer in einem diskreten Zeitschritt. Dauert dieser z. B. ein Quartal, so werden im Modell alle Zustände während dieses Drei-Monats-Zeitraums als konstant bzw. gleichförmig angenommen. Beispielsweise wird der Zufluss in der Regel als konstant berücksichtigt. Für den Speicherinhalt (zur Berechnung der Verdunstung) hingegen wird häufig eine lineare Veränderung, vom Zustand zu Beginn des Zeitraums bis zum Endzustand, angenommen. Auch die Ergebnisse der Optimierung unterliegen dieser zeitlichen Diskretisierung.

Da sich all diese Größen in der Regel nicht konstant oder linear verhalten, ergibt sich durch diese Vereinfachung eine Ungenauigkeit in der Modellrepräsentation des wirklichen Systems. Aus diesem Grund soll der diskrete Zeitschritt möglichst klein sein. Andererseits ist aber die Verwendung kleiner Zeitschritte mit verschiedenen Problemen verbunden. Dies betrifft sowohl die zur Verfügung stehenden Zuflussdaten zu den Talsperren und die Ermittlung der Übergangswahrscheinlichkeiten (siehe Kapitel 5.4) als auch den resultierenden Rechenaufwand zur Durchführung der Optimierung.

Die hier vorgestellte SDP-Optimierung ist in der Lage, unterschiedliche zeitliche Diskretisierungen zu berücksichtigen (siehe Kapitel 5.2). Damit ist es nicht nur möglich, die bisher übliche Diskretisierung von Monatsetappen zu realisieren. Zusätzlich können auch kürzere Etappen zur Anwendung kommen.

Im Gegensatz zu den bisherigen Anwendungen konnten daher bei dem hier vorgestellten Anwendungsbeispiel Etappenlängen von einer Woche verwendet werden. Diese bieten gegenüber den bisher verwendeten Monatsetappen eine exaktere zeitliche Repräsentation des realen Speichersystems und bieten damit die Basis für eine Betriebsregel, die besser an das betrachtete System angepasst ist. Insgesamt wird die Optimierung dadurch von einem reinen Langfristbetrieb in eine mittelfristige Planung erweitert.

Die zeitliche Diskretisierung in Wochen zur Verfeinerung der Monatsetappen hat mehrere Gründe. Beispielsweise sind auch 10-, 5- oder 1-Tagesschritte naheliegend. Etappenlängen von einem Tag wurden aber ausgeschlossen, da nicht sicher ist, dass eine SDP-Optimierung in der vorgestellten Art und Weise auf Tagesbasis sinnvolle Ergebnisse liefert. Davon unabhängig gibt es bei so kurzen Etappen einige Schwierigkeiten. Ein Problem wäre die erforderliche Datenbasis zur Bestimmung täglicher Übergangswahrscheinlichkeiten. Diese müsste entweder sehr groß sein, oder durch entsprechend umfangreiche Aggregation der vorhandenen Daten (siehe Kapitel 5.4) ermittelt werden. Ein weiteres Problem stellen die so genannten „trapping states“ (Fallenzustände) dar (siehe Kapitel 5.5). Zur Umgehung dieser Zustände ist eine sehr feine Speicherdiskretisierung erforderlich, die die möglichen Systemzustände und damit den Suchraum der Optimierung extrem vergrößert. Dadurch ergibt sich wiederum ein erheblicher Rechenaufwand.

Gegenüber den 5- und 10-Tages-Etappen wurden Wochen vorgezogen, da die Woche ein Intervall ist, dem auch anthropogene Einflüsse auf Wasserdargebot und -bedarf häufig unterliegen. So unterscheiden sich beispielsweise der Wasserverbrauch an Wochenenden und an Wochentagen. Das hat wiederum zur Folge, dass auch die Einleitungen von Kläranlagen in Fließgewässer in diesen Zeiträumen unterschiedlich sind. Bei der Verwendung von Wochenetappen fallen diese Schwankungen genau in jeweils einen diskreten Zeitschritt.

7.5 Beurteilung des flexiblen SDP-Modells

Wie die vorangegangenen Auswertungen zeigen, ist es erfolgreich gelungen, ein Modell zur Erzeugung von Betriebsregeln für Talsperren zu erstellen. Dieses Modell bietet die Möglichkeit, Mehrziel- und Mehrspeichersysteme unter Berücksichtigung der stochastischen Zuflusseigenschaften zu optimieren, ohne dass Vorkenntnisse über das Verhalten des Talsperrensystems vorhanden sein müssen. Insoweit entspricht es den Möglichkeiten, die auch andere Modelle (z. B. Milutin, 1998) bieten. Die Behandlung der A-posteriori erforderlichen Zielgewichtsvergabe erfolgt ähnlich der Umsetzung bei Laabs & Schultz (1992). Gleiches gilt auch für die anschließende Beurteilung der erzeugten Betriebsregeln mit Hilfe von Güteindizes.

Die hier ermöglichte Berücksichtigung neuer Randbedingungen geht aber über die Möglichkeiten der oben beschriebenen Modelle hinaus. Dies gilt in gleicher Weise für die Anpassung an Systemänderungen als auch an veränderte Betriebsziele. Dadurch können neben Veränderungen an den vorhandenen Speichern wie beispielsweise Maueraufstockungen und Stauzielbegrenzungen auch Neubau und Abriss ganzer Talsperren berücksichtigt werden. Außerdem können Veränderungen in den Restriktionen und der Zielfunktion berücksichtigt werden.

Es ist mit dem neuen flexiblen SDP-Modell jetzt also möglich, die Stärken der SDP auch für Systeme in dynamischem Umfeld einzusetzen. Dadurch gibt es jetzt eine Möglichkeit,

die Forderungen der WCD (2000) und der neuen DIN 19700 (Deutsches Institut für Normung, 2001) mit Hilfe eines stochastischen Optimierungsmodells zu erfüllen.

Neben der Flexibilität der Ziele konnte auch der Optimierungszeitschritt variabel gestaltet werden. Dadurch ist es möglich, mit ein und dem gleichen Modell eine Betriebsregel auf Monatsbasis und beispielsweise auch auf Wochenbasis zu erstellen.

Die hier ermöglichte Verwendung von Wochen als Zeitbasis für die Optimierung stellt hohe Anforderungen an die Länge der verfügbaren Zuflusszeitreihen. Es ist gelungen, diese Anforderungen durch Aggregation der Zuflussdaten zu reduzieren und (für das vorliegende Anwendungsbeispiel) anwendbar zu machen.

8 Zusammenfassung und Ausblick

Ziel dieser Arbeit war die Entwicklung eines Optimierungsmodells, das den Betrieb von Talsperrensystemen an veränderte Randbedingungen anpassen kann. Dabei erfolgte zunächst eine eingehende Betrachtung dieser zu berücksichtigenden Randbedingungen (Kapitel 2). Diese neuen Bedingungen bestehen zum einen aus der Anpassung alter Ziele. Gründe dafür können neue Erkenntnisse (z. B. Anpassung des Hochwasserschutzraumes) oder auch das Wegfallen alter Ziele sein. Zum anderen können aber auch vollkommen neue Ziele entstehen (z. B. vorübergehende Stauzielbegrenzung wegen Instandsetzungsmaßnahmen).

Nach einer umfangreichen Analyse möglicher Optimierungsverfahren (Kapitel 3) wurde die Stochastisch Dynamische Programmierung (SDP) als geeignetes Verfahren ausgewählt. Wegen des „Fluchs der Dimensionalität“ war zusätzlich die Auswahl einer geeigneten Methode zur Systemdekomposition (Kapitel 4) erforderlich. Aufgrund der geforderten Flexibilität fiel die Wahl auf die Dekomposition in Einzelspeicher.

Das entwickelte Modell (Kapitel 5) verwendet zur Berücksichtigung der Mehrzielproblematik einen nutzwertanalytischen Ansatz. Die Beurteilung der generierten Betriebsregeln erfolgt durch die Auswertung von Güteindizes nach einer Simulation mit historischen Daten. Im Rahmen der Modellentwicklung erfolgten Untersuchungen zur Ermittlung der Übergangswahrscheinlichkeiten aus einer vergrößerten Datenbasis. Dazu erfolgte eine gleitende Aggregation mehrerer Etappen. Zusätzlich wurde die Abschätzung von Fehlwassermengen an aufzuhöhenen Kontrollpegeln unterhalb der Talsperre verbessert.

In den zwei anschließenden Anwendungsbeispielen wurden Anwendbarkeit und Nutzen des Modells demonstriert. In der ersten Anwendung erfolgte eine Analyse der Zusammenhänge zwischen der sinnvollsten Optimierungsreihenfolge und verschiedenen Eigenschaften des Talsperrensystems. Dabei zeigte sich, dass die erzeugten Betriebsregeln zwar variierten, aber die resultierenden Güteindizes praktisch gleich sind. Nur die Anzahl der benötigten Iterationsläufe zeigt deutliche Unterschiede auf. Dabei konnte der ungünstigste Fall bei der Optimierung der Niedrigwasseraufhöhung aus den zuvor bekannten Systemeigenschaften erklärt werden.

Die zweite Anwendung untersuchte das Potenzial von Betriebsanpassungen zur Schadensreduktion bei klimawandelbedingten Dargebots- und Bedarfsveränderungen. Dazu wurden insgesamt 24 verschiedene Szenarien mit unterschiedlichen Veränderungen im Zufluss und im Trinkwasserbedarf analysiert. Hierbei zeigte sich eine deutliche Verbesserung der Zielerreichung, solange das Dargebot den Bedarf befriedigen konnte. Aber auch in den Fällen,

in denen der Bedarf das Dargebot überstieg, zeigte der angepasste Betrieb noch positive Tendenzen der Reoptimierung auf.

Neben den in den beiden Anwendungsbeispielen dargestellten Möglichkeiten des flexiblen SDP-Modells wurden weitere Neuerungen realisiert. Dabei handelt es sich um die Möglichkeit, ganze Speicher zum System hinzuzufügen oder sie aus dem System herauszunehmen. Zusätzlich können Stauzielbegrenzungen berücksichtigt werden. Es ist also möglich, strukturelle Änderungen am betrachteten Talsperrensystem im vorgestellten Modell zu berücksichtigen.

Ein weiterer Vorteil gegenüber den bisherigen Modellen ist die Verwendung von variablen Zeitschritten. Dadurch ist es möglich, auf Basis der gewünschten Genauigkeit und der verfügbaren Datenbasis die beste zeitliche Diskretisierung zu verwenden. Dadurch wurde es auch möglich, die Etappenlänge von bisher einem Monat auf jetzt eine Woche zu reduzieren.

Für den praktischen Einsatz beim Betrieb von Talsperren liefert die vorliegende Arbeit die Möglichkeit, mit geringem Aufwand die verwendeten Betriebsregeln quasi kontinuierlich an veränderte Randbedingungen und Ziele anzupassen. Nach erfolgter Optimierung und Auswahl der Zielgewichte erhält der Anwender Betriebsregeln in Abhängigkeit der Zuflüsse und der Speicherinhalte. Die so erhaltenen Talsperrenabgaben verwendet er dann für seinen Kurzfrist- bzw. Onlinebetrieb, der auch eine eventuelle Hochwassersteuerung umfasst.

Weiterer Forschungsbedarf ergibt sich primär in zwei Bereichen. Der erste Bereich betrifft die Systemrepräsentation des Modells. Aufgrund des kurzen verwendeten Zeitschritts (eine Woche) kommt der Zuflussdiskretisierung eine große Bedeutung zu. Hier kann eine exaktere Zuflussrepräsentation einen Nutzen für die Optimierung haben. Dabei wäre z. B. die Verwendung einer Markov-Kette höherer Ordnung zu untersuchen. Auch die Wiedergabe des Systemverhaltens der einzelnen Talsperren kann vermutlich verbessert werden. So wäre beispielsweise eine Dekomposition in zwei oder evtl. drei Speicher statt in Einzelspeicher möglich. Zumindest die simultane Optimierung von zwei Speichern müsste möglich sein, ohne größere Ungenauigkeiten durch zu grobe Diskretisierung der Systemvariablen zu erhalten.

Der zweite Bereich stellt die Vereinfachung der Berücksichtigung mehrerer Ziele dar. Auch die Vergabe von Zielgewichten A-posteriori stellt keine triviale Aufgabe dar und dürfte in der praktischen Anwendung ein Hauptgrund für die Nutzung von Simulationsmodellen sein. Hier würden anwenderfreundlichere Methoden sicherlich einen großen Fortschritt darstellen.

Literatur

- Adams, B.J.; Ponnambalam, K. (1994): An algorithm for determining closed-loop operations policies for multi-reservoir systems. In: *Stochastic and Statistical Methods in Hydrology and Environmental Engineering*. Dordrecht [u.a.]: Kluwer Acad. Publ. Band 4, S. 389-396.
- Araujo, A.R.; Terry, L.A. (1974): Operation of a hydrothermal system (in Portuguese). *Braz. J. Electr. Energy*, 1974.
- Archibald, T.W.; Buchanan, C.S.; McKinnon, K.I.M.; Thomas, L.C. (1999): Nested Benders decomposition and dynamic programming for reservoir optimization. *Journal of the Operational Research Society*, 5(5), S. 468-479.
- Bäck, T.; Schwefel, H.P. (1993): A overview of evolutionary algorithms for parameter optimization. *Evolutionary computation*, 1(1), S. 1-23.
- Bazaraa, M.S.; Sherali, H.D.; Shetty, C.M. (1993): *Nonlinear programming: theory and algorithms*. New York [u.a.]: Wiley.
- Becker, L.; Yeh, W.W.-G. (1974): Optimization of Real Time Operation of a Multiple-Reservoir System. *Water Resources Research*, 10(6), S. 1107-1112.
- Bellman, R.E. (1957): *Dynamic Programming*. Princeton, N.J.: Princeton University Press.
- Bellman, R.E.; Dreyfus, S.E. (1962): *Applied dynamic programming*. Princeton N.J.: Princeton University Press.
- Blohm, H. (2002): The ICOLD Position(s) on the WCD Report – An Explanation. In: Bertram, Jürgen [Hrsg.]: *Final proceedings / Symposium Benefits and Concerns about Dams : ICOLD, 69th annual meeting, 13th September 2001, Dresden*. Essen: German Committee on Large Dams.
- Bogardi, J.J.; Budhakooncharoen, S.; Shrestha, D.L.; Nandalal, K.D.W. (1988): Effects of state space and inflow discretization on stochastic dynamic programming-based reservoir operation rules and system performance. *Proceedings of the 6th Congress of the APD-IAHR, Kyoto*. Band 1, S. 429-436.
- Bogardi, J.J.; He, Q.; Kularathna, M.D.U.P. (1991): What is influencing the operational performance of reservoir systems. In: Tsakiris, G. [Hrsg.]: *Advances in water resources technology*. Rotterdam [u.a.]: A.A.Balkema, S. 17-25.
- Bogardi, J.J.; Milutin, D. (1995): Sequential decomposition in the assessment of long-term operation of large-scale systems. In: Simonovic, S.P.; Kundzewicz, Z.; Rosbjerg, D.; Takeuchi, K. [Hrsgs.]: *Modelling and management of sustainable basin-scale water resource systems*. IAHS Publ. Nr. 231, S. 233-240.
- Bogardi, J.J.; Verhoef, A. (1995): Reliability analysis of reservoir operation. In: Kundzewicz (Hrsg.): *New Uncertainty Concepts in Hydrology and Water Resources*. *Proceedings of the International Workshop on new Uncertainty Concepts in Hydrology and Water Resources (Madralin, 1990)*. Cambridge University Press, S. 306-315.
- Bras, R.L.; Buchanan, R.; Curry, K.C. (1983): Real Time Adaptive Closed Loop Control of Reservoirs With the High Aswan Dam as Case Study. *Water Resources Research*, 19(1), S. 33-52.
- Buras, N. (2000): Building New Water Resources Projects or Managing Existing Systems? *Water international*, 25(1), Milwaukee, Wis. [u.a.]: Elsevier Sequoia, S. 110-114.

- Butcher, W.S. (1971): Stochastic Dynamic Programming for Optimum Reservoir Operation. *Water Resources Bulletin*, 7(1), S. 115-123.
- Chang, F.-J.; Hui, S.-C.; Chen, Y.-C. (2002): Reservoir operation using grey fuzzy stochastic dynamic programming. *Hydrological Processes*, 16(12), S. 2395-2408.
- Cochran, W.G. (1954): Some methods to strengthen the common χ^2 tests.
- Dandy, G.C. (2001): mündliche Kommunikation.
- Deutsches Institut für Normung (2004): Norm-Entwurf DIN 19700-11 Stauanlagen - Teil 11 Talsperren. Berlin: Beuth Verlag.
- Doran, D.G. (1975): An efficient transition definition for discrete state reservoir analysis: The divided interval technique. *Water Resources Research*, 11(6), S. 867-873.
- Duckstein, L.; Plate, E.J.; Benedini, M. (1987): Water engineering reliability and risk: A system framework. In: Duckstein, L.; Plate, E.J.: *Engineering Reliability and Risk in Water Resources*. Dordrecht [u.a.]: Nijhoff, S. 1-20.
- Dyck, S.; Peschke, G. (1995): *Grundlagen der Hydrologie*. Berlin: Verlag für Bauwesen.
- Esat, V.; Hall, M.J. (1994): Water resources system optimisation using genetic algorithms. In: Verwey, A. [Hrsg.]: *Hydroinformatics '94*. Rotterdam [u.a.]: A.A.Balkema, S. 225-231.
- Faber, B.A.; Stedinger, J.R. (2001): Reservoir optimization using SDP with ensemble streamflow prediction (ESP) forecast. *Journal of hydrology*, 249(1-4), S. 113-133.
- Foufoula-Georgiou, E.; Kitanidis, P.K. (1988): Gradient dynamic Programming for stochastic optimal control of multidimensional water resources systems. *Water Resources Research*, 24(8), S. 1345-1359.
- Geyer, J., Schumann, A.H. (2001): Large scale modelling and spatial heterogeneity of landscape characteristics – experience from the Upper Danube river basin, *Proceedings Symposium S5, 6th Scientific Assembly of the IAHS, Maastricht, July 18-27*.
- Goldberg, D.E. (1989): *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Addison-Wesley.
- Goulter, I.C.; Tai, F.-K. (1985): Practical implication in the use of stochastic dynamical programming for reservoir operation. *Water Resources Bulletin*, 21(1), S. 65-74.
- Haberlandt, U. (2003): mündliche Kommunikation.
- Hall, W.A.; Butcher, W.S.; Esogbue, A. (1968): Optimization of the operation of a multipurpose reservoir by dynamic programming. *Water Resources Research*, 4(3), S. 471-477.
- Harboe, R. (1985): *Optimaler Betrieb wasserwirtschaftlicher Verbundsysteme mit Speichern und anderen Anlagen*. Schriftenreihe Hydrologie / Wasserwirtschaft, 4, Ruhr-Universität Bochum
- Harboe, R. (1988): Including daily constraints in a monthly reservoir operation model for low-flow. *Advances in Water Resources*, 11(6), S. 54 – 57.
- Harboe, R.; Kularathna, M.D.U.P.; Bogardi, J.J. (1991): Stochastic dynamic programming for operation of two reservoirs. In: *Challenges for Sustainable Development: International Hydrology and Water Resources Symposium 1991 - Institution of Engineers, Australia*, 91.22(3), S. 793-796.
- Hartung, J. (1998): *Statistik : Lehr- und Handbuch der angewandten Statistik*. München [u.a.]: Oldenbourg.
- Hashimoto, T.; Stedinger, J.R.; Loucks, D.P. (1982): Reliability, resiliency, and vulnerability criteria for water resources systems Performance evaluation. *Water resources research*, 18(1), S. 14-20.
- He, Q.; Bogardi, J.J. (1989): The effect of the structure of the transition probability matrices on the convergence of stochastic dynamic programming. In: Bogardi, J.J. [Hrsg.]: *Proceeding of the Seminar-Workshop on Conflict Analysis in Reservoir Management*. Bangkok: Asian Institute of Technology, S. 435-444.

- He, Q.; Nandalal, K.D.W.; Bogardi, J.J.K.M. (1995): Application of Stochastic Dynamic Programming Models in Optimization of Reservoir Operations: A Study of Algorithmic Aspects. Springfield, Va.: NTIS.
- Heidari, M.; Chow, V.T.; Kokotovic, P.V.; Meredith, D.D. (1971): Discrete differential dynamic Programming approach to water resources systems optimisation. *Water Resources Research*, 7(2), S. 273-283.
- Holland, J.H. (1994): Adaption of natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. Cambridge, Mass. [u.a.]: MIT Press.
- Hornbogen, M. (1998): Die Planung von Wasserversorgungssystemen auf der Basis des Nachhaltigkeitsprinzips. Schriftenreihe Hydrologie / Wasserwirtschaft, Ruhr-Universität Bochum, Heft 17.
- Howard, R.A. (1960): Dynamic programming and Markov processes. New York [u.a.]: Wiley.
- Huang, W.-C.; Harboe, R.; Bogardi, J.J. (1991): Testing stochastic dynamic programming models conditioned on observed or forecasted inflows. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 117(1), S. 28-36.
- Huang, W.-C.; Wu, C. M. (1993): Diagnostic Checking in Stochastic Dynamic Programming. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 119(4), S. 490-494.
- Huang, W.-C.; Yuan, L.-C.; Lee, C.-M. (2002): Linking genetic algorithms with stochastic dynamic programming to the long-term operation of a multireservoir system. *Water Resources Research*, 38(12), S. 40-1 - 40-9.
- Hulme, M.; Raper, S.C.B. (1995): An integrated framework to address climate change (ESCAPE) and further developments of the global and regional climate moduls (MAGICC), *Energy Policy*, Vol. 23, Nr. 4/5, S. 347-355, 1995
- Hulme, M.; Wigley, T.M.L.; Barrow, E.M.; Raper, S.C.B.; Centella, A.; Smith, S.; Chiphansi, A.C. (2000): Using a Climate Scenario Generator for Vulnerability and Adaptation Assessments: MAGICC and SCENGEN Version 2.4 Workbook, Climatic Research Unit, Norwich, UK
- IPCC (2000): Summary for Policymakers – Emission Scenarios, Special Report of IPCC Working Group III, Intergovernmental Panel on Climate Change, 2000
- Israel, M.; Lund, J.R. (1992): Managing Existing Reservoirs To Meet New Challenges. In: Karamouz, Mohammad [Hrsg.]: *Water resources planning and management : saving a threatened resource - in search of solutions*. New York, NY: ASCE-Press. S. 673-678.
- Jairaj, P.G.; Vedula, S. (2001): Multireservoir System Optimization using Fuzzy Mathematical Programming. *Water Resources Management*, 14, S. 457-472.
- Johnson, S.A.; Stedinger, J.R., Shoemaker, C.A.; Li, Y.; Tejada-Guibert, J.A. (1993): Numerical Solution of continuous-state dynamic programs using linear and spline interpolation. *Operations research*, 41(3), S. 484-500.
- Karamouz, M.; Houck, M.H. (1982): Annual and monthly reservoir operating rules. *Water Resources Research*, 18(5), S. 1337-1344.
- Karamouz, M.; Houck, M.H. (1987): Comparison of Stochastic and Deterministic Dynamic Programming for Reservoir Operating Rule Generation. *Water Resources Bulletin*. 23(1), S. 1-9.
- Karamouz, M.; Houck, M.H.; Delleur, J.W. (1992): Optimization and Simulation of Multiple Reservoir Systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 118(1), S. 71-82.
- Karamouz, M.; Vasiliadis, H.V. (1992): Bayesian stochastic optimization of reservoir operation using uncertain forecasts. *Water Resources Research*, 28(5), S. 1221-1232.

- Kelman, J.; Stedinger, J.R.; Cooper, L.A., Hsu, E.; Yuan, S.-Q. (1990): Sampling stochastic dynamic programming applied to reservoir operation. *Water Resources Research*, 26(3), S. 447-454.
- Kim, Y.-O.; Palmer, R.N. (1997): Value of seasonal flow forecast in bayesian stochastic programming. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 123(6), S. 327-335.
- Kitanidis, P.K.; Foufoula-Georgiou, E. (1987): Error analysis of conventional discrete and gradient dynamic programming. *Water Resources Research*, 23(5), S. 845-858.
- Kjeldsen, T.R.; Rosbjerg, D. (2001): Assessment of the sustainability of a water resources system expansion. In: *Integrated Water Resources Management*. IAHS Publication no 272, S. 151-156.
- Klemeš, V. (1977): Discrete representation of storage for stochastic reservoir optimization. *Water Resources Research*, 13(1), S. 149-158.
- Kommission der europäischen Gemeinschaften (1998): Richtlinie der Rates zur Schaffung eines Ordnungsrahmens für Maßnahmen der Gemeinschaft im Bereich der Wasserpolitik.
- Krzysztofowicz, R. (1983): Why should a forecaster and a decision maker use Bayes theorem. *Water Resources Research*, 19(2), S. 327-336.
- Krzysztofowicz, R. (1983): Why should a forecaster and a decision maker use Bayes theorem. *Water Resources Research*, 19(2), S. 327-336.
- Kularathna, M.D.U.P. (1992): *Application of Dynamic Programming for the Analysis of Complex Water Resources Systems*. Wageningen: Landbouwniv.
- Kularathna, M.D.U.P.; Bogardi, J.J. (1989): A stochastic dynamic programming based multiobjective analysis of a water resources system using a simplified configuration. In: Bogardi, J.J. (1989): *Proc. Int. Seminar Workshop Conflict analysis in reservoir management*, S. 445-454.
- Kularathna, M.D.U.P.; Bogardi, J.J. (1990): Simplified system configurations for stochastic dynamic programming based optimization of multireservoir systems. In: Simonovic, S.P. [Hrsg.]; Goulter, I.C. [Hrsg.]: *Water resource systems application. Proceedings of the International Symposium on Water Resources Systems Application*, June 12-19, University of Manitoba, Canada. Winnipeg, Canada: Department of Civil Engineering. S. 546-555.
- Laabs, H.; Schultz, G.A. (1992): Reservoir Management Rules Derived with the Aid of Multiple Decision Making Techniques. *Water Resources Bulletin*, 28(1), S. 211-222
- Labadie, J.W. (2004): Optimal Operation of Multireservoir Systems: State-of-the-Art Review. *Journal of water resources planning and management*, 130(2), S. 93-111.
- Larson, R.E. (1968): *State Incremental Dynamic Programming*. New York: Elsevier.
- Liang, Q.; Johnson, L.E.; Yu, Y.-S. (1996): A Comparison of two Methods for Multiobjective Optimization for Reservoir Operation. *Water Resources Bulletin*, 32(2), S. 333-340.
- Lohr, H. (1997): *Planungswerkzeug für den Betrieb von Speichersystemen*. Mitteilungen des Instituts für Wasserbau und Wasserwirtschaft der Technischen Hochschule Darmstadt. Heft 99, S. 43-66.
- Loucks, D.P. (1997): Quantifying trends in system sustainability. *Hydrological Sciences Journal*, 42(4), S. 513 – 530.
- Loucks, D.P.; Falkson, L.M. (1970): A comparison of some dynamic, linear and policy iteration methods for reservoir operation. *Water Resources Bulletin*, 6(3), S. 384-400.
- Loucks, D.P.; Stedinger, J.R.; Haith, D.A. (1981): *Water Resource Systems Planning and Analysis*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Lund, J.R.; Guzman, J. (1999): Derived Operating Rules for Reservoirs in Series or in Parallel. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 125(3), S. 143 – 153.

- Maier, H.R.; Lence, B.J.; Tolson, B.A.; Foschi, R.O. (2001): First-order reliability method for estimating reliability, vulnerability, and resilience. *Water resources research*, 37(3), S. 779-790.
- Maniak, U. (1997): *Hydrologie und Wasserwirtschaft: eine Einführung für Ingenieure*. Berlin [u.a.]: Springer.
- Mays, L.W.; Tung, Y.-K. (1996): System Analysis. In: Mays, L.W. [Hrsg.] (1996): *Water resources Handbook*. New York u.a.: McGraw-Hill. S. 6.1 – 6.49.
- Milutin, D. (1998): *Multiunit water resource systems management by decomposition, optimization and emulated evolution*. Wageningen: Landbouwuniv., Diss.
- Milutin, D.; Bogardi, J.J. (1995): Reliability criteria in the assessment of a multiple-reservoir operational strategy under Mediterranean conditions. In: Nicos X. Tsiourtis [Hrsg.]: *Water Resources Management Under Drought or Water Shortage Conditions*. Rotterdam: A.A.Balkema, S. 265-271.
- Milutin, D.; Bogardi, J.J. (1996): Application of genetic algorithms to derive the release distribution within a complex reservoir system. In: Müller, A. (Hrsg.): *Hydroinformatics '96*. Rotterdam [u.a.]: A.A.Balkema. S. 109-116.
- Milutin, D.; Bogardi, J.J. (1997): Evolution of release allocation patterns within a multiple-reservoir water supply system. In: Refsgaard [Hrsg.]; Karalis [Hrsg.]: *Operational Water Management*. Rotterdam: Balkema. S. 179-186.
- Milutin, D.; Bogardi, J.J. (2002): Performance criteria for multiunit reservoir operation and water allocation problems. In: Bogardi, J.J. [Hrsg.]; Kundzewicz, Z.W. [Hrsg.]: *Risk, Reliability, Uncertainty, and Robustness of Water Resources Systems*. Cambridge University Press. S. 199-208.
- Milutin, D.; Bogardi, J.J.; Shahin, M.M.A.; Ghany, H.E.S.A. (1996): Application of stochastic dynamic programming for the operation of a two-reservoir system on the Blue Nile in the Sudan. In: Tickle, K.S. [Hrsg.]: *Stochastic hydraulics '96: proceedings of the seventh IAHR international symposium*, Mackay, Queensland, Australia. Rotterdam [u.a.]: A.A.Balkema. S. 73-80.
- Moran, P.A.P. (1954): A probability theory of dams and storage systems. *Australian journal of applied science*, 5, S. 116-124.
- Oliveira, R.; Loucks, D.P. (1994): *Operating rules for multi-reservoir systems*. Dissertation, School of Civil & Environ. Engr., Cornell Univ., Ithaca, NY, USA.
- Oliveira, R.; Loucks, D.P. (1997): Operating rules for multireservoir systems. *Water Resources Research*, 33(4), S. 839-852.
- Ouarda, T.B.M.J.; Ashkar, F. (1996): Optimum reservoir systems operations, review of stochastic models. In: Singh, V.P.; Kumar, B. (1996): *Water Resources Planning and Management*. Boston [u.a.]: Kluwer Acad. Publ.. S. 143-159.
- Paudyal, G.N.; Shrestha, D.L.; Bogardi, J.J. (1990): Optimal hydropower system configuration based on operational analysis. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 116(2), S. 233-246.
- Pereira, M.V.F.; Pinto, L.M.V.G. (1985): Stochastic optimization of a Multireservoir Hydroelectric System: A Decomposition Approach. *Water Resources Research*, 21(6), S. 779-792.
- Pereira, M.V.F.; Pinto, L.M.V.G. (1991): Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning. *Mathematical Programming*, 52(2), S. 359-375.
- Philbrick Jr, C.R.; Kitanidis, P.K. (1999): Limitations of Deterministic Optimization Applied to Reservoir Operations. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 125(3), S. 135 – 142.
- Piccardi, C.; Soncini-Sessa, R. (1991): Stochastic dynamic programming for reservoir optimal control: Dense discretization and inflow correlation assumption made possible by parallel computing. *Water Resources Research*, 27(5), S. 729-741.

- Ponnambalam, K.; Adams, Barry J. (1996): Stochastic optimization of multireservoir systems using a heuristic algorithm: Case study from India. *Water Resources Research*, 32(3), S. 733-741.
- Rißler, P. (1998): *Talsperrenpraxis*. München, Wien: Oldenbourg.
- Roefs, T.G.; Bodin, L.D. (1970): Multireservoir operation studies. *Water Resources Research*, 6(2), S. 410-420.
- Roefs, T.G.; Guitron, R. (1975): Stochastic Reservoir Models: Relative Computational Effort. *Water Resources Research*, 11(6), S. 801-804.
- Saad, M. ; Bigras, P. ; Turgeon, A. ; Duquette, R. (1996): Fuzzy learning decomposition for the scheduling of hydroelectric power systems. *Water Resources Research*, 32(1), S. 179-186.
- Saad, M.; Turgeon, A. (1988): Application of Principle Component Analysis to Long-Term Reservoir Management. *Water Resources Research*, 24(7), S. 907-912.
- Saad, M.; Turgeon, A.; Bigras, P.; Duquette, R. (1994): Learning disaggregation technique for the operation of long-term hydroelectric power systems. *Water Resources Research*, 30(11), S. 3195-3202.
- Saad, M.; Turgeon, A.; Stedinger, J. R. (1992): Censored-data correlation and principal component dynamic programming. *Water Resources Research*, 28(8), S. 2135-2140.
- Sahu, M.K.; Gupta, A.D. (2001): Reservoir Operation and Evaluation of Downstream Flow Augmentation. *Journal of American Water Resources Association*, 37(3), S. 675-684.
- Schultz, G.A. (1973): *Wasserwirtschaftliche Speicherplanung*. Mitteilungen Institut Wasserbau III, Universität Karlsruhe. Heft 2.
- Schultz, G.A.; Harboe, R. (1989): Entwicklung von Betriebsregeln für die Wuppertalsperre in Niedrig- und Hochwasserzeiten. Beitrag zum 8. Deutschen Talsperren-Symposium, Wasser Berlin 1989, Wasserwirtschaft, Juli/August.
- Schultz, G.A.; Schumann, A.H. (2001): Implementation of new tasks for old dams: a non-trivial problem. In: *Proceedings Symposium S2 6th Scientific Assembly of the IAHS*, Maastricht, July 18-27. IAHS Publication 268, S. 57-63.
- Schumann, A.; Geyer, J.; Antl, M. (2001): Probabilistische Abschätzung der möglichen Folgen von Klimaveränderungen auf den Abfluss der Donau bis oberhalb der Illermündung. In: *Arbeitskreis KLIWA (Hrsg.): Klimaveränderung und Konsequenzen für die Wasserwirtschaft*. Mannheim: LfU c/o JVA Mannheim. S. 170-186.
- Schumann, A.H.; Antl, M. (2001): Probabilistic characterization of uncertainties of climate change impact assessments, *Regional Management of Water Resources*, edited by Schumann, A.H.; Acreman, M.C.; Davis, R.; Marino, M.A.; Rosbjerg, D. & Jun, X, p 247-254.
- Schumann, A.H.; Antl, M.; Geyer, J. (2001): Probabilistische Abschätzung der Unsicherheit von Aussagen zu hydrologischen Auswirkungen globaler Klimaveränderungen, *Zeitschrift Hydrologie und Wasserbewirtschaftung* (45), H. 4, S. 154-165.
- Schwefel, H.-P. (1981): *Numerical optimization of computer models*. Chichester: Wiley
- Shrestha, B.P.; Duckstein, L.; Stakhiv, E.Z. (1996): Fuzzy rule-based modelling of reservoir operation. *Journal of Water Resources Planning and Management*.
- Shrestha, D.L.; Bogardi, J.J.; Paudyal, G.N. (1990): Evaluating alternative state space discretization in stochastic dynamic programming for reservoir operation studies. In: S.P. Simonovic [Hrsg.]: *Water resources systems application*. Winnipeg, Canada: Department of Civil Engineering. S. 378-387.
- Sinha, A.; Bischof, C. (1998): Application of Automatic Differentiation to Reservoir Design Models. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 124(3), S. 162-167.

- Stedinger, J.R.; Sule, B.F.; Loucks, D.P. (1984): Stochastic dynamic programming models for reservoir operation optimization. *Water Resources Research*, 20(11), S. 1499-1505.
- Subhakar, M.S.V.; Venugopal, K. (1996): Application of Stochastic Dynamic Programming for Reservoir Operation - A Case Study of Narmada Sagar Reservoir. *Water Science and Technology Library*, 16(4), S. 187-198.
- Tai, F.K.; Goulter, I.C. (1987) : A Stochastic Dynamic Programming Based Approach to the Operation of a Multi-Reservoir System. *Water Resources Bulletin*, 23(3), S. 371-377.
- Takeuchi, K. (2002): Future of reservoirs and their management criteria. In: Bogardi, J. [Hrsg.], Kundzewicz, Z.W. [Hrsg.]: *Risk, Reliability, Uncertainty, and Robustness of Water Resources Systems*. Cambridge: University Press. S. 190-198.
- Takeuchi, K.; Moreau, D.H. (1974): Optimal Control of Multiunit Interbasin Water Resources Systems. *Water Resources Research*, 10(3), S. 407-414.
- Tejada-Guibert, J. A.; Johnson, S. A.; Stedinger, J. R. (1993): Comparison of two approaches for implementing multireservoir operating policies derived using stochastic dynamic programming. *Water Resources Research*, 12, S. 3969-3980.
- Tejada-Guibert, J.A.; Johnson, S.A.; Stedinger, J.R. (1995): The value of hydrologic information in stochastic dynamic programming models of a multireservoir system. *Water Resources Research*, 31(10), S. 2571-2579.
- Tilmant, A. (2002): Sustainable management of reservoir resources using flexible stochastic dynamic programming. Dissertation, Louvain: Université catholique.
- Tilmant, A.; Persoons, E.; Vanclooster, M. (2001): Deriving efficient reservoir operating rules using flexible stochastic dynamic programming. In: Brebbia, C.A. [Hrsg.]: *Water resources management*. Southampton [u.a.] : WIT. S. 353-364.
- Turgeon, A. (1980): Optimal operation of multireservoir power systems with stochastic inflows. *Water Resources Research*, 16(2), S. 275-283.
- Turgeon, A. (1981): A decomposition method for the long-term scheduling of reservoirs in series. *Water Resources Research* 17(6), S. 1565-1570.
- Turgeon, A. (1982): Incremental dynamic programming may yield nonoptimal solutions. *Water Resources Research*, 18(6), S. 1599-1604.
- Turgeon, A.; Charbonneau, R. (1998): An aggregation-disaggregation approach to long-term reservoir management. *Water Resources Research*, 34(12), S. 3585-3594.
- Vedula, S.; Kumar, D.N. (1996): An integrated model for optimal reservoir operation for irrigation of multiple crops. *Water Resources Research*, 32(4), S. 1101-1108
- Vedula, S.; Mohan, S. (1990): Real-time multipurpose reservoir operation. A case study. *Hydrological Sciences Journal*, 35(4), S. 447-462.
- WCD (2000): *Dams and Development - A new Framework for Decision-Making*. London und Sterling, VA: Earthscan Publications Ltd.
- Wolbring, F. (1997): *Wissensbasierte Methoden für den Betrieb von Talsperren*. Schriftenreihe Hydrologie / Wasserwirtschaft, Ruhr-Universität Bochum, Heft 16.
- Yakowitz, S. (1982): Dynamic Programming Applications in Water Resources. *Water Resources Research*, 18(4), S. 673-696.
- Yeh, W.W.-G. (1985): Reservoir Management and Operation Models: A State-of-the-Art Review. *Water Resources Research*, 21(12), 1797-1818.
- Young, G.K. (1967): Finding reservoir operation rules. *Journal of the Hydraulics Division*, 93(HY6), S. 297-321.

Internetadressen

Dynasys (2005): <http://www.dynasys.de/>

IPCC Data Distribution Centre (2003): <http://ipcc-ddc.cru.uea.ac.uk/>

Isee systems (2005): <http://www.hps-inc.com/>

Myrtveit, M. (2001): Modeling Discrete and Continuous Processes.

http://www.powersim.com/common/pdf/discrete_processes.pdf

Ventana Systems (2002): User's Guide.

<http://www.vensim.com/ffiles/VensimUsersGuide.zip>

Anhang

A. Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen

Tab. A.1: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Kontrollpegel II (Einzeloptimierung Niedrigwasseraufhöhung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	76,70%	218	5,041	2,630	14,435	16,521	19,323
ABCDE	76,70%	218	5,041	2,630	14,435	16,521	19,323
ABECD	76,70%	218	5,041	2,630	14,435	16,521	19,323
DCBAE	76,70%	218	5,041	2,630	14,435	16,521	19,323
DCEBA	76,70%	218	5,041	2,630	14,435	16,521	19,323
BADCE	76,70%	218	5,041	2,625	14,435	16,521	19,290
BADEC	76,70%	218	5,041	2,630	14,435	16,521	19,323
BACDE	76,70%	218	5,041	2,630	14,435	16,521	19,323
CEDAB	76,70%	218	5,041	2,630	14,435	16,521	19,323
EABCD	76,70%	218	5,041	2,630	14,435	16,521	19,323
EDCAB	76,70%	218	5,041	2,625	14,435	16,521	19,290
EDCBA	76,70%	218	5,041	2,630	14,435	16,521	19,323
ECDAB	76,70%	218	5,041	2,630	14,435	16,521	19,323
ECDBA	76,70%	218	5,041	2,630	14,435	16,521	19,323
Min	76,70%	218	5,041	2,625	14,435	16,521	19,290
Max	76,70%	218	5,041	2,630	14,435	16,521	19,323
Range	0,00%	0	0,000	0,005	0,000	0,000	0,034

Tab. A.2: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Kontrollpegel III (Einzieloptimierung Niedrigwasseraufhöhung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	76,30%	268	4,198	5,783	29,436	13,461	43,233
ABCDE	76,30%	268	4,198	5,784	29,436	13,461	43,239
ABECD	76,38%	267	4,172	5,760	29,436	13,444	42,902
DCBAE	76,30%	268	4,198	5,784	29,436	13,461	43,239
DCEBA	76,30%	268	4,198	5,783	29,436	13,461	43,233
BADCE	76,32%	267	4,210	5,782	29,436	13,515	43,182
BADEC	76,38%	267	4,172	5,760	29,436	13,444	42,902
BACDE	76,30%	268	4,198	5,783	29,436	13,461	43,232
CEDAB	76,38%	267	4,172	5,761	29,436	13,444	42,909
EABCD	76,38%	267	4,172	5,760	29,436	13,444	42,902
EDCAB	76,40%	266	4,184	5,759	29,436	13,498	42,852
EDCBA	76,30%	268	4,198	5,783	29,436	13,461	43,232
ECDAB	76,38%	267	4,172	5,761	29,436	13,444	42,909
ECDBA	76,30%	268	4,198	5,783	29,436	13,461	43,232
Min	76,30%	266	4,172	5,759	29,436	13,444	42,852
Max	76,40%	268	4,210	5,784	29,436	13,515	43,239
Range	0,11%	2	0,037	0,025	0,000	0,071	0,388

Tab. A.3: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Kontrollpegel I (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
ABCDE	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
ABECD	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
DCBAE	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
DCEBA	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
BADCE	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
BADEC	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
BACDE	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
CEDAB	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
EABCD	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
EDCAB	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
EDCBA	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
ECDAB	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
ECDBA	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
Min	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
Max	99,30%	11	3,000	0,387	1,454	390,333	0,085
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tab. A.4: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Kontrollpegel II (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	70,57%	242	5,736	2,723	13,880	13,700	25,272
ABCDE	70,60%	243	5,708	2,726	13,880	13,648	25,274
ABECD	70,60%	243	5,708	2,726	13,880	13,648	25,274
DCBAE	70,57%	240	5,783	2,723	13,880	13,813	25,273
DCEBA	70,57%	240	5,783	2,723	13,880	13,813	25,273
BADCE	70,62%	244	5,680	2,725	13,880	13,596	25,247
BADEC	70,62%	244	5,680	2,725	13,880	13,596	25,247
BACDE	70,62%	242	5,727	2,728	13,880	13,708	25,275
CEDAB	70,55%	239	5,812	2,722	13,880	13,867	25,277
EABCD	70,57%	242	5,736	2,724	13,880	13,700	25,274
EDCAB	70,55%	241	5,763	2,721	13,880	13,752	25,272
EDCBA	70,55%	241	5,763	2,721	13,880	13,752	25,272
ECDAB	70,53%	240	5,792	2,720	13,880	13,805	25,277
ECDBA	70,60%	243	5,708	2,725	13,880	13,648	25,269
Min	70,53%	239	5,680	2,720	13,880	13,596	25,247
Max	70,62%	244	5,812	2,728	13,880	13,867	25,277
Range	0,08%	5	0,131	0,008	0,000	0,271	0,030

Tab. A.5: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Kontrollpegel III (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	95,66%	103	2,000	2,606	14,937	43,654	3,567
ABCDE	95,62%	104	2,000	2,580	14,937	43,219	3,566
ABECD	95,63%	103	2,000	2,605	14,937	43,375	3,588
DCBAE	95,66%	103	2,000	2,608	14,937	43,654	3,569
DCEBA	95,66%	103	2,000	2,608	14,937	43,654	3,569
BADCE	95,66%	103	2,000	2,607	14,937	43,654	3,568
BADEC	95,63%	103	2,000	2,607	14,937	43,375	3,590
BACDE	95,66%	103	2,000	2,606	14,937	43,654	3,568
CEDAB	95,61%	103	2,010	2,599	14,937	43,365	3,597
EABCD	95,59%	104	2,000	2,581	14,937	42,943	3,589
EDCAB	95,63%	103	2,000	2,607	14,937	43,375	3,590
EDCBA	95,66%	103	2,000	2,607	14,937	43,654	3,568
ECDAB	95,63%	103	2,000	2,607	14,937	43,375	3,590
ECDBA	95,66%	103	2,000	2,606	14,937	43,654	3,567
Min	95,59%	103	2,000	2,580	14,937	42,943	3,566
Max	95,66%	104	2,010	2,608	14,937	43,654	3,597
Range	0,07%	1	0,010	0,028	0,000	0,711	0,031

Tab. A.6: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Abgaben von Talsperre A (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
ABCDE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
ABECD	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
DCBAE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
DCEBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
BADCE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
BADEC	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
BACDE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
CEDAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
EABCD	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
EDCAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
EDCBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
ECDAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
ECDBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
Min	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
Max	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tab. A.7: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Inhalt von Talsperre A (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
ABCDE	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
ABECD	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
DCBAE	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
DCEBA	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
BADCE	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
BADEC	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
BACDE	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
CEDAB	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
EABCD	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
EDCAB	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
EDCBA	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
ECDAB	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
ECDBA	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
Min	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
Max	96,13%	5	14,800	2,567	5,419	306,167	3,134
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tab. A.8: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Energieerzeugung von Talsperre A (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Energie
ABDCE	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28666,002
ABCDE	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28665,887
ABECD	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28666,002
DCBAE	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28666,002
DCEBA	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28666,002
BADCE	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28666,002
BADEC	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28666,002
BACDE	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28666,002
CEDAB	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28666,002
EABCD	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28665,880
EDCAB	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28666,002
EDCBA	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28666,002
ECDAB	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28666,002
ECDBA	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28666,002
Min	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28665,880
Max	0,00%	1	4746,000	17,728	20,508	0,000	28666,002
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,122

Tab. A.9: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Abgaben von Talsperre B (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
ABCDE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
ABECD	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
DCBAE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
DCEBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
BADCE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
BADEC	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
BACDE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
CEDAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
EABCD	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
EDCAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
EDCBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
ECDAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
ECDBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
Min	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
Max	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tab. A.10: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Inhalt von Talsperre B (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	88,70%	6	36,000	6,767	16,593	282,500	24,122
ABCDE	88,70%	6	36,000	6,757	16,593	282,500	24,087
ABECD	88,70%	6	36,000	6,757	16,593	282,500	24,087
DCBAE	88,70%	6	36,000	6,767	16,593	282,500	24,122
DCEBA	88,70%	6	36,000	6,767	16,593	282,500	24,122
BADCE	88,70%	6	36,000	6,757	16,593	282,500	24,087
BADEC	88,70%	6	36,000	6,757	16,593	282,500	24,087
BACDE	88,70%	6	36,000	6,757	16,593	282,500	24,087
CEDAB	88,70%	6	36,000	6,767	16,593	282,500	24,122
EABCD	88,70%	6	36,000	6,757	16,593	282,500	24,087
EDCAB	88,70%	6	36,000	6,767	16,593	282,500	24,122
EDCBA	88,70%	6	36,000	6,767	16,593	282,500	24,122
ECDAB	88,70%	6	36,000	6,767	16,593	282,500	24,122
ECDBA	88,70%	6	36,000	6,757	16,593	282,500	24,087
Min	88,70%	6	36,000	6,757	16,593	282,500	24,087
Max	88,70%	6	36,000	6,767	16,593	282,500	24,122
Range	0,00%	0	0,000	0,010	0,000	0,000	0,035

Tab. A.11: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Energieerzeugung von Talsperre B (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Energie
ABDCE	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,818
ABCDE	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,719
ABECD	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,719
DCBAE	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,818
DCEBA	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,818
BADCE	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,719
BADEC	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,719
BACDE	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,719
CEDAB	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,818
EABCD	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,719
EDCAB	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,818
EDCBA	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,818
ECDAB	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,818
ECDBA	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,719
Min	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,719
Max	0,00%	1	4717,000	7,199	8,958	0,000	16552,818
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,098

Tab. A.12: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Abgaben von Talsperre C (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
ABCDE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
ABECD	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
DCBAE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
DCEBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
BADCE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
BADEC	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
BACDE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
CEDAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
EABCD	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
EDCAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
EDCBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
ECDAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
ECDBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
Min	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
Max	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4717,000	0,000
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tab. A.13: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Inhalt von Talsperre C (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	89,27%	5	41,000	3,229	6,067	341,200	10,925
ABCDE	89,27%	5	41,000	3,229	6,067	341,200	10,925
ABECD	89,27%	5	41,000	3,229	6,067	341,200	10,925
DCBAE	89,27%	5	41,000	3,229	6,067	341,200	10,924
DCEBA	89,27%	5	41,000	3,229	6,067	341,200	10,924
BADCE	89,32%	5	40,800	3,242	6,067	341,400	10,913
BADEC	89,32%	5	40,800	3,242	6,067	341,400	10,913
BACDE	89,27%	5	41,000	3,229	6,067	341,200	10,925
CEDAB	88,70%	5	43,200	3,085	6,067	339,000	10,996
EABCD	89,27%	5	41,000	3,229	6,067	341,200	10,924
EDCAB	89,27%	5	41,000	3,229	6,067	341,200	10,924
EDCBA	89,27%	5	41,000	3,229	6,067	341,200	10,924
ECDAB	89,27%	5	41,000	3,229	6,067	341,200	10,924
ECDBA	89,27%	5	41,000	3,229	6,067	341,200	10,924
Min	88,70%	5	40,800	3,085	6,067	339,000	10,913
Max	89,32%	5	43,200	3,242	6,067	341,400	10,996
Range	0,63%	0	2,400	0,157	0,000	2,400	0,082

Tab. A.14: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Energieerzeugung von Talsperre C (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Energie
ABDCE	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7137,283
ABCDE	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7137,256
ABECD	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7137,256
DCBAE	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7137,212
DCEBA	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7137,212
BADCE	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7138,142
BADEC	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7138,142
BACDE	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7137,165
CEDAB	0,00%	1	4717,000	10,180	10,953	0,000	7136,467
EABCD	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7137,269
EDCAB	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7137,296
EDCBA	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7137,296
ECDAB	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7137,269
ECDBA	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7137,296
Min	0,00%	1	4717,000	10,180	10,952	0,000	7136,467
Max	0,00%	1	4717,000	10,180	10,953	0,000	7138,142
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	1,674

Tab. A.15: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Abgaben von Talsperre D (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
ABCDE	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
ABECD	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
DCBAE	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
DCEBA	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
BADCE	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
BADEC	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
BACDE	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
CEDAB	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
EABCD	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
EDCAB	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
EDCBA	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
ECDAB	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
ECDBA	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
Min	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
Max	93,85%	38	7,632	0,022	0,059	113,513	0,042
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tab. A.16: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Inhalt von Talsperre D (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
ABCDE	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
ABECD	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
DCBAE	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
DCEBA	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
BADCE	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
BADEC	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
BACDE	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
CEDAB	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
EABCD	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
EDCAB	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
EDCBA	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
ECDAB	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
ECDBA	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
Min	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
Max	78,81%	8	50,625	4,069	12,402	188,250	27,196
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tab. A.17: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Energieerzeugung von Talsperre D (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Energie
ABDCE	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,823
ABCDE	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,823
ABECD	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,822
DCBAE	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,823
DCEBA	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,823
BADCE	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,822
BADEC	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,822
BACDE	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,822
CEDAB	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,823
EABCD	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,823
EDCAB	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,823
EDCBA	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,823
ECDAB	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6352,305
ECDBA	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,823
Min	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6350,822
Max	0,00%	1	4717,000	2,271	3,000	0,000	6352,305
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	1,483

Tab. A.18: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Abgaben von Talsperre E (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
ABCDE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
ABECD	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
DCBAE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
DCEBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
BADCE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
BADEC	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
BACDE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
CEDAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
EABCD	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
EDCAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
EDCBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
ECDAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
ECDBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
Min	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
Max	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tab. A.19: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für den Inhalt von Talsperre E (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
ABCDE	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
ABECD	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
DCBAE	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
DCEBA	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
BADCE	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
BADEC	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
BACDE	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
CEDAB	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
EABCD	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
EDCAB	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
EDCBA	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
ECDAB	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
ECDBA	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
Min	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
Max	97,17%	1	54,000	1,148	2,280	1857,000	1,023
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tab. A.20: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Energieerzeugung von Talsperre E (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Energie
ABDCE	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
ABCDE	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
ABECD	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
DCBAE	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
DCEBA	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
BADCE	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
BADEC	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
BACDE	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
CEDAB	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
EABCD	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
EDCAB	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
EDCBA	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
ECDAB	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
ECDBA	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
Min	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
Max	0,00%	1	4746,000	0,490	0,576	0,000	967,336
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tab. A.21: Güteindizes der verschiedenen Optimierungsreihenfolgen für die Trinkwasserentnahme aus Talsperre E (Mehrzieloptimierung)

Reihenfolge	Zuverlässigkeit	Versagenshäufigkeit	Versagensdauer	Mittlere Schwere	Max. Schwere	Zeit ohne Versagen	Jahresfehlwasser
ABDCE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
ABCDE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
ABECD	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
DCBAE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
DCEBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
BADCE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
BADEC	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
BACDE	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
CEDAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
EABCD	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
EDCAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
EDCBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
ECDAB	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
ECDBA	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
Min	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
Max	100,00%	0	0,000	0,000	0,000	4746,000	0,000
Range	0,00%	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

B. Güteindizes der Dargebots- und Bedarfsanpassungen**Tab. B.1:** Zuverlässigkeitsänderung [%] der sommerl. Speicherfüllung

Trinkwasser Talsperre	ohne Reoptimierung					mit Reoptimierung					Nutzen der Reoptimierung								
	Szenario					Szenario					Szenario								
	Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5	
A	-50%	96,39	99,48	95,92	94,66	86,81	70,85	96,13	96,55	95,92	90,27	78,39	39,19	-0,26	-2,93	0,00	-4,40	-8,42	-31,66
	0%	96,13	99,42	95,81	94,09	84,04	69,91	96,13	96,34	94,14	89,85	79,59	38,57	0,00	-3,09	-1,67	-4,24	-4,45	-31,34
	+50%	95,97	99,27	94,61	93,51	81,53	68,60	96,13	96,13	92,15	88,59	77,92	38,15	0,16	-3,14	-2,46	-4,92	-3,61	-30,46
	+100%	95,13	99,16	91,94	91,99	81,11	67,03	95,40	94,03	90,48	88,44	75,09	37,78	0,26	-5,13	-1,47	-3,56	-6,02	-29,25
B	-50%	88,70	97,59	87,34	84,88	82,99	49,87	88,70	99,58	85,98	71,69	66,88	42,60	0,00	1,99	-1,36	-13,19	-16,12	-7,27
	0%	88,70	97,59	87,34	84,88	82,99	49,87	88,70	99,58	85,98	71,69	66,88	42,65	0,00	1,99	-1,36	-13,19	-16,12	-7,22
	+50%	88,70	97,59	87,34	84,88	82,99	49,87	88,70	99,58	85,87	71,48	66,88	42,54	0,00	1,99	-1,47	-13,40	-16,12	-7,33
	+100%	88,70	97,59	87,34	84,88	82,99	49,87	87,23	99,58	85,87	71,43	66,77	42,60	-1,47	1,99	-1,47	-13,45	-16,22	-7,27
C	-50%	90,42	99,58	90,42	86,39	79,49	40,82	89,80	100,00	90,53	68,39	92,15	26,01	-0,63	0,42	0,10	-18,00	12,66	-14,81
	0%	89,64	98,90	89,74	84,98	78,96	39,87	89,64	100,00	90,37	67,87	92,15	26,32	0,00	1,10	0,63	-17,11	13,19	-13,55
	+50%	87,02	98,33	87,76	82,94	77,71	36,26	89,64	100,00	90,48	67,71	92,20	26,22	2,62	1,67	2,72	-15,23	14,50	-10,05
	+100%	86,03	98,12	86,45	78,55	75,41	34,54	88,54	100,00	90,48	67,77	92,15	26,69	2,51	1,88	4,03	-10,78	16,75	-7,85
D	-50%	79,59	88,02	79,54	77,45	74,10	45,74	79,59	88,12	80,48	66,77	65,41	35,64	0,00	0,10	0,94	-10,68	-8,69	-10,10
	0%	79,59	88,02	79,54	77,45	74,10	45,74	79,59	88,07	80,48	66,77	65,52	35,64	0,00	0,05	0,94	-10,68	-8,58	-10,10
	+50%	79,59	88,02	79,54	77,45	74,10	45,74	79,59	88,07	80,48	66,77	65,52	35,64	0,00	0,05	0,94	-10,68	-8,58	-10,10
	+100%	79,59	88,02	79,54	77,45	74,10	45,74	79,43	88,12	80,59	66,77	65,62	35,69	-0,16	0,10	1,05	-10,68	-8,48	-10,05
E	-50%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	91,94	100,00	100,00	100,00	100,00	0,00	-8,06	0,00	0,00	0,00	0,00
	0%	97,17	100,00	96,91	95,71	82,73	14,60	97,17	89,48	96,91	95,66	92,20	27,05	0,00	-10,52	0,00	-0,05	9,47	12,45
	+50%	48,04	95,50	47,20	28,57	17,63	7,69	97,17	92,20	52,54	43,33	30,66	11,88	49,14	-3,30	5,34	14,76	13,03	4,19
	+100%	15,38	82,57	14,81	8,27	7,69	7,69	44,11	73,00	20,98	15,91	7,69	7,69	28,73	-9,58	6,17	7,64	0,00	0,00

Tab. B.2: Änderung der mittleren Versagensschwere [%] der sommerl. Speicherfüllung durch Betriebsanpassung

Talsperre	Trinkwasser	ohne Reoptimierung					mit Reoptimierung					Nutzen der Reoptimierung							
		Szenario					Szenario					Szenario							
		Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5
A	-50%	97,94	99,19	97,81	98,60	97,71	93,26	97,85	97,16	97,74	96,97	95,19	71,41	-0,08	-2,04	-0,07	-1,63	-2,53	-21,85
	0%	97,85	99,13	99,13	98,44	97,71	92,95	97,85	97,22	98,13	96,60	95,47	71,37	0,00	-1,91	-0,99	-1,84	-2,24	-21,58
	+50%	97,69	99,17	97,93	98,20	96,33	92,67	97,85	97,39	98,33	96,63	93,67	71,02	0,16	-1,77	0,40	-1,57	-2,66	-21,65
	+100%	97,84	99,13	98,36	98,11	97,10	92,24	98,04	98,08	98,13	96,55	93,04	70,83	0,20	-1,05	-0,23	-1,56	-4,06	-21,41
B	-50%	92,76	96,18	92,58	89,24	86,99	72,12	92,77	98,64	90,51	70,20	69,39	65,67	0,00	2,46	-2,07	-19,04	-17,61	-6,45
	0%	92,76	96,18	96,18	89,24	86,99	72,12	92,76	98,60	90,29	70,03	69,13	65,68	0,00	2,42	-5,89	-19,21	-17,86	-6,44
	+50%	92,76	96,18	92,58	89,24	86,99	72,12	92,76	98,60	90,11	70,08	69,14	65,73	0,00	2,42	-2,47	-19,17	-17,85	-6,39
	+100%	92,76	96,18	92,58	89,24	86,99	72,12	92,57	98,46	89,93	70,12	69,08	65,67	-0,19	2,27	-2,65	-19,12	-17,91	-6,45
C	-50%	94,61	98,49	94,92	92,54	92,48	85,64	94,04	100,00	95,03	79,22	96,77	58,93	-0,56	1,51	0,10	-13,31	4,28	-26,71
	0%	93,78	98,59	98,59	91,97	91,53	83,75	93,78	100,00	95,29	79,05	95,79	61,05	0,00	1,41	-3,30	-12,93	4,26	-22,70
	+50%	94,20	98,54	93,71	91,70	91,02	82,69	93,78	100,00	95,34	79,71	94,22	61,81	-0,42	1,46	1,63	-12,00	3,20	-20,88
	+100%	93,58	97,86	93,36	91,96	90,29	81,39	94,58	100,00	94,24	79,74	92,79	63,47	1,00	2,14	0,88	-12,22	2,50	-17,92
D	-50%	85,88	94,76	85,57	83,52	83,48	79,91	85,89	93,79	85,84	61,46	67,79	71,41	0,01	-0,97	0,27	-22,07	-15,70	-8,50
	0%	85,88	94,76	85,57	83,52	83,48	79,91	85,88	93,70	85,43	61,62	67,72	71,40	0,00	-1,06	-0,14	-21,90	-15,76	-8,51
	+50%	85,88	94,76	85,57	83,52	83,48	79,91	85,88	93,71	85,39	61,62	67,69	71,35	0,00	-1,06	-0,18	-21,91	-15,79	-8,56
	+100%	85,88	94,76	85,57	83,52	83,48	79,91	85,85	93,80	85,33	61,71	68,14	71,31	-0,02	-0,97	-0,24	-21,82	-15,34	-8,60
E	-50%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	95,19	100,00	100,00	100,00	100,00	0,00	-4,81	0,00	0,00	0,00	0,00
	0%	93,62	100,00	100,00	89,71	92,42	26,94	93,62	85,56	93,01	90,15	93,36	57,98	0,00	-14,44	-6,99	0,44	0,93	31,04
	+50%	45,28	87,03	44,04	43,88	36,51	12,79	93,62	63,36	49,83	48,60	54,06	34,84	48,34	-23,67	5,80	4,72	17,55	22,05
	+100%	22,38	75,78	21,79	22,80	17,58	4,41	65,73	75,40	56,05	50,94	45,43	36,95	43,34	-0,39	34,26	28,13	27,85	32,54

Tab. B.3: Änderung der max. Versagensschwere [%] der sommerl. Speicherfüllung durch Betriebsanpassung

Talsperre	Trinkwasser	ohne Reoptimierung					mit Reoptimierung					Nutzen der Reoptimierung							
		Szenario					Szenario					Szenario							
		Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5
A	-50%	95,62	97,94	95,28	95,73	94,17	83,29	95,47	92,78	95,02	92,84	83,78	11,02	-0,15	-5,15	-0,26	-2,89	-10,39	-72,27
	0%	95,47	97,51	97,51	95,58	94,17	82,47	95,47	93,12	95,02	91,90	84,40	10,44	0,00	-4,38	-2,49	-3,68	-9,77	-72,03
	+50%	95,33	97,65	94,89	95,44	91,22	81,29	95,47	92,70	95,02	90,73	79,18	10,21	0,14	-4,94	0,13	-4,70	-12,05	-71,09
	+100%	95,19	97,51	94,69	95,29	93,58	79,76	95,47	92,67	95,02	90,31	76,81	11,25	0,28	-4,84	0,33	-4,98	-16,77	-68,52
B	-50%	82,22	89,60	80,98	75,11	70,04	29,87	82,26	97,48	76,39	29,10	28,24	15,84	0,04	7,88	-4,60	-46,02	-41,81	-14,03
	0%	82,22	89,60	89,60	75,11	70,04	29,87	82,22	97,39	76,39	29,03	28,21	15,84	0,00	7,79	-13,21	-46,09	-41,83	-14,03
	+50%	82,22	89,60	80,98	75,11	70,04	29,87	82,22	97,39	75,88	28,97	27,72	15,85	0,00	7,79	-5,11	-46,15	-42,33	-14,02
	+100%	82,22	89,60	80,98	75,11	70,04	29,87	80,79	97,39	75,69	29,08	27,07	15,84	-1,43	7,79	-5,29	-46,03	-42,98	-14,03
C	-50%	87,70	97,12	87,37	84,02	80,22	59,15	87,32	100,00	87,65	61,06	92,76	18,55	-0,38	2,88	0,29	-22,96	12,54	-40,60
	0%	86,99	95,63	95,63	82,11	78,66	56,33	86,99	100,00	87,63	61,35	91,14	21,47	0,00	4,37	-7,99	-20,76	12,48	-34,86
	+50%	86,69	94,89	85,85	81,00	77,24	53,97	86,99	100,00	88,26	62,36	88,90	23,09	0,30	5,11	2,41	-18,64	11,65	-30,88
	+100%	85,32	94,14	84,62	78,75	75,29	51,95	87,31	100,00	87,34	60,99	87,16	26,04	1,99	5,86	2,71	-17,76	11,86	-25,91
D	-50%	57,51	83,65	57,78	52,13	48,35	21,27	57,53	72,64	58,59	14,95	20,35	16,09	0,01	-11,01	0,82	-37,18	-28,00	-5,18
	0%	57,51	83,65	57,78	52,13	48,35	21,27	57,51	72,44	57,68	15,00	20,35	16,09	0,00	-11,21	-0,10	-37,13	-28,00	-5,18
	+50%	57,51	83,65	57,78	52,13	48,35	21,27	57,51	72,44	57,58	14,75	20,35	16,09	0,00	-11,21	-0,19	-37,38	-28,00	-5,18
	+100%	57,51	83,65	57,78	52,13	48,35	21,27	57,23	72,65	57,56	15,16	20,63	16,04	-0,28	-11,00	-0,22	-36,97	-27,73	-5,22
E	-50%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	88,59	100,00	100,00	100,00	100,00	0,00	-11,41	0,00	0,00	0,00	0,00
	0%	87,33	100,00	100,00	79,58	76,99	0,00	87,33	66,72	86,13	80,43	81,78	13,00	0,00	-33,28	-13,87	0,85	4,79	13,00
	+50%	0,00	74,34	0,00	0,00	0,00	0,00	87,33	43,23	14,38	9,21	14,13	5,56	87,33	-31,11	14,38	9,21	14,13	5,56
	+100%	0,00	30,02	0,00	0,00	0,00	0,00	20,49	29,00	5,43	1,11	1,25	2,11	20,49	-1,02	5,43	1,11	1,25	2,11

Tab. B.4: Zuverlässigkeitsänderung [%] der Talsperrenabgabe

Talsperre	Trinkwasser	ohne Reoptimierung					mit Reoptimierung					Nutzen der Reoptimierung								
		Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5	
A	-50%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	59,57	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-40,43
	0%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	58,53	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-41,47
	+50%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	59,10	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-40,90
	+100%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	58,58	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-41,42
B	-50%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	99,89	100,00	100,00	100,00	100,00	99,66	100,00	99,66	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,23
	0%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	99,89	100,00	100,00	100,00	99,66	100,00	99,66	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,23
	+50%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	99,89	100,00	100,00	100,00	99,66	100,00	99,66	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,23
	+100%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	99,89	100,00	100,00	100,00	99,66	100,00	99,66	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,23
C	-50%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	0%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	+50%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	+100%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
D	-50%	93,58	96,46	93,03	92,66	91,71	89,70	93,81	100,00	95,40	95,08	94,36	92,71	93,81	0,23	3,54	2,37	2,42	2,65	3,01
	0%	93,58	96,46	93,03	92,66	91,71	89,70	93,58	100,00	95,40	95,08	94,36	92,71	93,58	0,00	3,54	2,37	2,42	2,65	3,01
	+50%	93,58	96,46	93,03	92,66	91,71	89,70	93,58	100,00	95,40	94,93	94,36	92,56	93,58	0,00	3,54	2,37	2,27	2,65	2,86
	+100%	93,58	96,46	93,03	92,66	91,71	89,70	93,87	100,00	95,40	94,93	94,21	92,41	93,87	0,30	3,54	2,37	2,27	2,50	2,71
E	-50%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	79,48	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-20,52
	0%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	82,36	100,00	100,00	100,00	100,00	98,38	60,87	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-1,62	-21,49
	+50%	94,04	100,00	92,67	86,49	80,62	53,98	100,00	99,85	82,26	76,70	70,63	39,80	100,00	5,96	-0,15	-10,41	-9,80	-9,99	-14,18
	+100%	70,23	100,00	69,26	64,39	59,76	38,71	75,50	98,23	59,12	32,72	49,45	11,48	75,50	5,27	-1,77	-10,13	-31,67	-10,30	-27,22

Tab. B.5: Zuverlässigkeitsänderung [%] der Niedrigwasseraufhöhung

Kontroll- pegel	Trink- wasser	ohne Reoptimierung					mit Reoptimierung					Nutzen der Reoptimierung							
		Szenario					Szenario					Szenario							
		Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5
I	-50%	99,34	99,85	99,24	98,71	98,64	88,09	99,36	99,60	99,34	98,30	97,96	91,37	0,02	-0,25	0,11	-0,40	-0,68	3,29
	0%	99,39	99,85	99,24	98,71	98,64	88,09	99,39	99,62	99,34	98,30	97,86	91,27	0,00	-0,23	0,11	-0,40	-0,78	3,18
	+50%	99,34	99,85	99,24	98,71	98,64	88,09	99,39	99,62	99,41	98,33	97,90	91,31	0,04	-0,23	0,17	-0,38	-0,74	3,22
	+100%	99,34	99,85	99,24	98,71	98,64	88,09	99,41	99,62	99,39	98,33	98,01	91,14	0,06	-0,23	0,15	-0,38	-0,64	3,05
II	-50%	70,30	89,00	68,05	57,43	53,32	29,02	70,38	76,70	70,17	71,27	63,81	31,02	0,08	-12,30	2,12	13,84	10,49	1,99
	0%	70,24	88,81	67,86	57,15	53,28	28,92	70,24	76,76	70,04	70,66	63,75	30,76	0,00	-12,04	2,18	13,50	10,47	1,84
	+50%	69,92	88,81	67,44	57,22	53,00	28,73	70,24	76,70	69,79	70,79	63,41	30,57	0,32	-12,11	2,35	13,57	10,41	1,84
	+100%	69,85	88,83	67,48	56,90	52,79	28,58	69,79	76,55	69,66	70,40	63,45	30,38	-0,06	-12,27	2,18	13,50	10,66	1,80
III	-50%	95,64	99,52	94,69	86,66	83,02	49,96	95,66	98,12	95,26	93,24	91,15	65,21	0,02	-1,39	0,57	6,57	8,13	15,25
	0%	95,64	99,49	94,54	86,39	82,68	49,62	95,64	97,96	95,13	93,28	91,19	64,60	0,00	-1,54	0,59	6,89	8,51	14,98
	+50%	95,24	99,52	94,31	85,97	82,45	49,22	95,64	97,79	94,94	93,15	90,71	63,76	0,40	-1,73	0,63	7,18	8,26	14,54
	+100%	95,09	99,54	94,18	85,67	82,05	48,86	95,09	97,75	94,77	93,00	91,19	63,30	0,00	-1,79	0,59	7,33	9,14	14,43

Tab. B.6: Veränderungen der Trinkwasserentnahme aus Talsperre E

Trinkwasser	ohne Reoptimierung					mit Reoptimierung					Nutzen der Reoptimierung								
	Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5	
Zuverlässigkeit [%]	-50%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
	0%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	74,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-2,53
	+50%	98,27	100,00	97,64	91,85	85,95	59,14	100,00	100,00	96,76	89,00	80,49	50,82	1,73	0,00	-0,88	-2,84	-5,46	-8,32
	+100%	75,01	100,00	74,29	69,66	65,17	43,74	59,50	100,00	63,13	57,71	50,04	31,42	-15,51	0,00	-11,17	-11,95	-15,13	-12,33
Entnahme während des Versagens, relativ zum Entnahmeziel	-50%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	0%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	28,98	100,00	100,00	100,00	100,00	58,44	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	29,46
	+50%	37,51	100,00	36,55	28,67	23,94	16,20	100,00	100,00	53,36	48,73	45,29	32,61	62,49	0,00	16,81	20,06	21,34	16,42
	+100%	24,06	100,00	23,39	21,28	19,65	15,45	51,81	100,00	50,17	50,35	48,62	34,31	27,75	0,00	26,77	29,08	28,97	18,87
Mittl. Versagensdauer [d]	-50%	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	0,23	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	18,85	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	18,62
	0%	14,75	100,00	13,08	2,62	1,64	0,00	100,00	100,00	10,28	9,60	7,73	0,44	85,25	0,00	-2,79	6,98	6,09	0,44
	+50%	2,56	100,00	2,29	1,84	0,75	0,00	4,46	100,00	0,56	2,67	1,14	0,77	1,91	0,00	-1,73	0,84	0,39	0,77
	+100%	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Mittl. Versagensdauer [d]	-50%	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	46,42	0,00	0,00	0,00	0,00	11,98	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	34,44
	0%	16,40	0,00	22,40	38,70	41,69	62,55	0,00	0,00	9,63	11,11	11,29	19,78	16,40	0,00	12,78	27,59	30,39	42,77
	+50%	51,57	0,00	46,92	48,00	57,00	66,75	17,80	0,00	15,63	17,92	19,68	34,63	33,77	0,00	31,30	30,08	37,32	32,12
	+100%																		

Tab. B.7: Veränderung der mittl. Versagensschwere [Abfluss während des Versagens, relativ zum Aufhöhungsziel in %] der Niedrigwasser-
raufhöhung

Kontroll- pegel	Trink- wasser	ohne Reoptimierung					mit Reoptimierung					Nutzen der Reoptimierung							
		Szenario					Szenario					Szenario							
		Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5
I	-50%	83,07	84,43	84,18	82,01	82,94	74,09	83,61	84,33	84,24	81,84	80,94	77,13	0,54	-0,09	0,06	-0,17	-2,00	3,04
	0%	83,07	84,43	84,18	82,01	82,94	74,09	83,07	83,88	84,48	81,14	81,07	77,28	0,00	-0,54	0,30	-0,87	-1,87	3,19
	+50%	83,07	84,43	84,18	82,01	82,94	74,09	83,07	83,83	82,92	81,50	81,30	76,88	0,00	-0,59	-1,26	-0,51	-1,64	2,78
	+100%	83,07	84,43	84,18	82,01	82,94	74,09	82,36	83,06	83,42	81,02	79,74	77,23	-0,71	-1,37	-0,76	-0,98	-3,20	3,13
II	-50%	85,04	89,37	84,98	81,72	79,99	67,45	85,02	83,99	84,73	83,76	81,31	68,13	-0,02	-5,38	-0,25	2,03	1,33	0,68
	0%	84,91	89,42	84,93	81,66	79,80	67,29	84,91	83,95	84,69	83,87	81,11	68,00	0,00	-5,47	-0,24	2,20	1,31	0,71
	+50%	84,91	89,32	84,93	81,48	79,73	67,17	84,91	83,92	84,69	83,61	81,13	67,80	0,00	-5,40	-0,25	2,13	1,40	0,64
	+100%	84,79	89,25	84,76	81,48	79,64	67,02	84,77	83,97	84,65	83,65	81,06	67,66	-0,02	-5,28	-0,12	2,17	1,41	0,63
III	-50%	90,25	90,87	90,31	89,05	87,81	75,20	90,09	90,25	89,98	88,74	86,48	79,58	-0,16	-0,62	-0,33	-0,31	-1,32	4,39
	0%	90,09	90,89	90,30	89,09	87,75	74,88	90,09	90,54	90,32	88,72	86,17	79,35	0,00	-0,35	0,02	-0,37	-1,58	4,47
	+50%	90,49	90,74	89,85	88,88	87,39	74,64	90,09	90,02	90,08	88,46	86,16	79,06	-0,40	-0,73	0,22	-0,42	-1,23	4,42
	+100%	90,15	90,23	89,66	88,80	87,33	74,49	90,49	90,35	89,99	88,51	86,46	78,82	0,34	0,12	0,33	-0,29	-0,87	4,33

Tab. B.8: Veränderung der mittl. Versagensdauer [d] der Niedrigwasseraufhöhung

Kontroll- pegel	Trink- wasser	ohne Reoptimierung					mit Reoptimierung					Nutzen der Reoptimierung							
		Szenario					Szenario					Szenario							
		Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5
I	-50%	2,42	2,50	2,83	3,47	2,95	8,89	2,73	3,17	2,38	6,67	5,65	8,31	-0,31	-0,67	0,45	-3,20	-2,69	0,58
	0%	2,42	2,50	2,83	3,47	2,95	8,89	2,42	3,60	2,38	6,67	5,32	8,58	0,00	-1,10	0,45	-3,20	-2,36	0,31
	+50%	2,42	2,50	2,83	3,47	2,95	8,89	2,42	3,60	2,33	6,58	5,82	8,54	0,00	-1,10	0,50	-3,11	-2,87	0,35
	+100%	2,42	2,50	2,83	3,47	2,95	8,89	2,55	3,60	2,23	6,58	5,53	8,89	-0,13	-1,10	0,60	-3,11	-2,58	0,00
II	-50%	5,71	3,15	5,95	8,76	10,09	23,40	5,87	6,24	5,79	5,67	6,75	21,99	-0,16	-3,09	0,16	3,09	3,34	1,41
	0%	5,92	3,17	5,91	8,97	10,05	23,60	5,92	6,12	5,81	5,72	6,92	22,22	0,00	-2,95	0,10	3,25	3,13	1,38
	+50%	5,93	3,27	5,97	8,92	10,30	24,17	5,92	6,24	6,01	5,58	6,99	22,43	0,00	-2,98	-0,04	3,34	3,31	1,74
	+100%	6,07	3,20	5,96	8,91	10,60	24,58	6,01	6,14	5,96	5,67	6,99	23,63	0,06	-2,94	0,00	3,23	3,61	0,95
III	-50%	1,97	1,15	2,03	2,86	3,27	10,80	2,02	1,68	2,12	2,70	3,62	6,88	-0,05	-0,53	-0,09	0,17	-0,35	3,92
	0%	1,97	1,15	1,96	2,88	3,34	11,12	1,97	1,67	2,03	2,80	3,57	6,83	0,00	-0,52	-0,06	0,09	-0,23	4,29
	+50%	2,04	1,21	2,14	3,00	3,36	11,31	1,97	1,78	2,12	2,88	3,53	6,83	0,06	-0,57	0,02	0,12	-0,17	4,49
	+100%	2,01	1,16	2,14	3,01	3,44	11,50	2,04	1,67	2,10	2,81	3,43	6,83	-0,04	-0,51	0,04	0,20	0,00	4,67

Tab. B.9: Veränderung der Jahresfehlwassermenge [hm³/a] der Niedrigwasseraufhöhung

Kontroll- pegel	Trink- wasser	ohne Reoptimierung					mit Reoptimierung					Nutzen der Reoptimierung							
		Szenario					Szenario					Szenario							
		Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5	Orig.	1	2	3	4	5
I	-50%	0,08	0,01	0,09	0,18	0,18	2,42	0,08	0,05	0,08	0,24	0,31	1,56	0,00	-0,04	0,01	-0,07	-0,13	0,87
	0%	0,08	0,01	0,09	0,18	0,18	2,42	0,08	0,05	0,08	0,25	0,32	1,56	0,00	-0,04	0,01	-0,07	-0,14	0,86
	+50%	0,08	0,01	0,09	0,18	0,18	2,42	0,08	0,05	0,08	0,24	0,31	1,58	0,00	-0,04	0,01	-0,07	-0,13	0,84
	+100%	0,08	0,01	0,09	0,18	0,18	2,42	0,08	0,05	0,08	0,25	0,32	1,59	0,00	-0,04	0,01	-0,07	-0,14	0,83
II	-50%	25,18	6,61	27,20	44,12	52,98	131,07	25,18	21,17	25,85	26,49	38,39	124,78	0,00	-14,56	1,35	17,63	14,60	6,29
	0%	25,50	6,69	27,45	44,55	53,53	131,92	25,50	21,17	26,03	26,87	38,87	125,78	0,00	-14,47	1,42	17,68	14,66	6,14
	+50%	25,74	6,76	27,81	44,94	54,04	132,75	25,50	21,27	26,26	27,18	39,20	126,89	0,24	-14,51	1,55	17,76	14,84	5,86
	+100%	26,00	6,79	28,09	45,27	54,50	133,61	26,12	21,33	26,44	27,47	39,35	127,82	-0,12	-14,54	1,65	17,79	15,16	5,79
III	-50%	3,49	0,36	4,22	11,98	17,11	101,76	3,53	1,50	3,90	6,24	9,81	58,23	-0,04	-1,14	0,32	5,73	7,30	43,53
	0%	3,54	0,36	4,34	12,18	17,39	103,76	3,54	1,59	3,86	6,21	9,99	59,94	0,00	-1,22	0,48	5,96	7,40	43,82
	+50%	3,71	0,37	4,73	12,79	18,24	105,60	3,54	1,81	4,11	6,48	10,55	62,22	0,17	-1,44	0,62	6,31	7,69	43,38
	+100%	3,97	0,37	4,93	13,15	18,65	106,96	3,83	1,78	4,29	6,59	9,80	63,74	0,14	-1,41	0,64	6,56	8,84	43,21

C. Übersicht über die Programmmasken

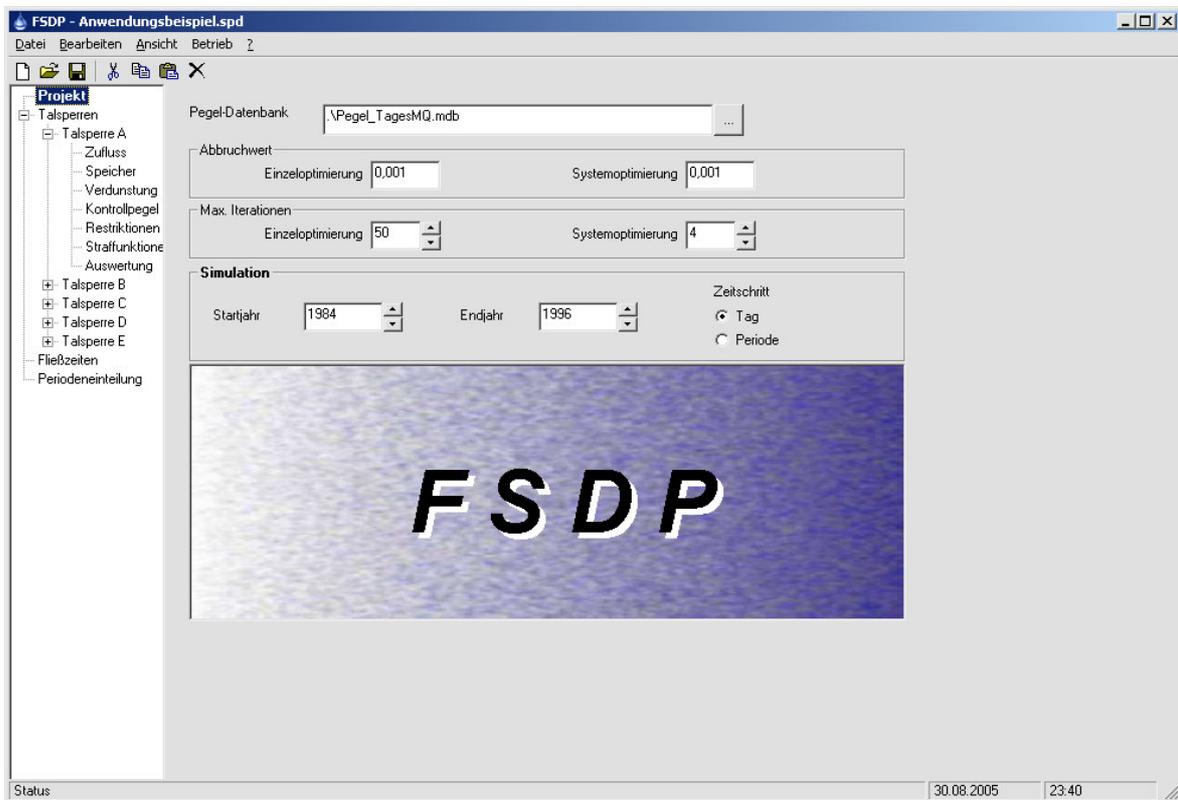


Abb. C.1: Hauptansicht mit globalen Einstellungen

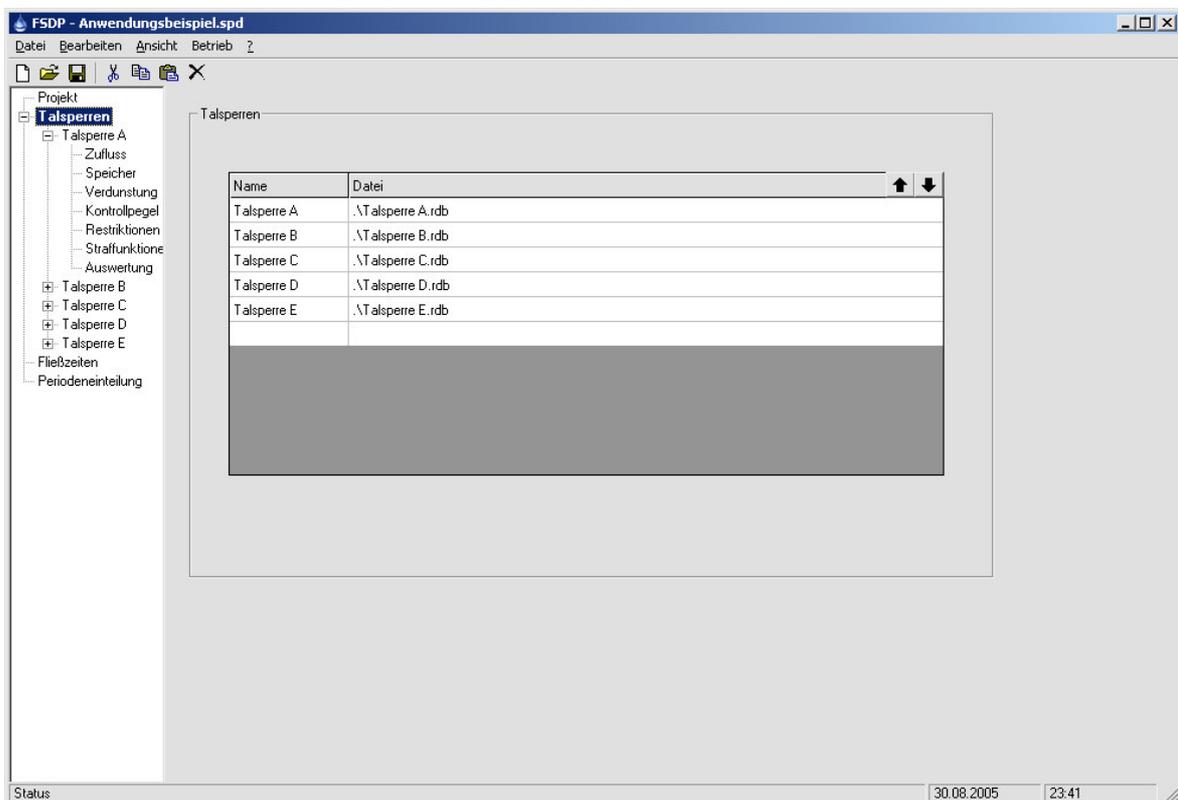


Abb. C.2: Übersicht über die berücksichtigten Talsperren

Anhang C

Aggregation für Berechnung
 Perioden-Anzahl: 5

Zufussdiskretisierung
 Klassen-Anzahl: 8
 Diskretisierungs-Schema: gleiche Mitgliedsanzahl
 Repräsentativer Wert: Mittelwert

Übergangswahrscheinlichkeiten
 Startjahr: 1968 Endjahr: 1998

Zufuss

Datum	Abfluss
01.11.1967	11,29422362
02.11.1967	12,79923219
03.11.1967	12,42630972
04.11.1967	10,8680265
05.11.1967	10,10886289
06.11.1967	8,523942357
07.11.1967	7,085527084
08.11.1967	6,259770168
09.11.1967	5,713705111
10.11.1967	5,620474491
11.11.1967	5,92680367
12.11.1967	8,510623697
13.11.1967	7,644910801
14.11.1967	7,7780974

Abgabe

Datum	Abfluss
01.11.1967	11,29422362
02.11.1967	12,79923219
03.11.1967	12,42630972
04.11.1967	10,8680265
05.11.1967	10,10886289
06.11.1967	8,523942357
07.11.1967	7,085527084
08.11.1967	6,259770168
09.11.1967	5,713705111
10.11.1967	5,620474491
11.11.1967	5,92680367
12.11.1967	8,510623697
13.11.1967	7,644910801
14.11.1967	7,7780974

Abb. C.3: Eigenschaften des Talsperrenzuflusses

Kapazität

Periode	Totraum	Kapazität
1	0,371	112,1
2	0,371	112,1
3	0,371	112,1
4	0,371	112,1
5	0,371	112,1
6	0,371	112,1
7	0,371	112,1
8	0,371	112,1

Schlüsselkurve
 Oberfläche = 52,575 * Inhalt 0,499
 Stauhöhe = 260,262 + 4,592 * Inhalt 0,468
 Stauziel [müNN]: 307,5 Max. HQ - Abgabe [m³/s]: 347

Diskretisierung
 Klassen-Anzahl: 200
 Diskretisierungs-Schema: Savarenskiy

Trinkwasserentnahme
 Trinkwasserentnahme [hm³/a]: 0

Kraftwerk
 Generatoren:
 Achshöhe [müNN]: 254,5
 Schluckvermögen [m³/s]: 39
 Wirkungsgrad [%]: 0,77
 Leistung [MW]:
 Max. Potential: 20,277
 Max. elektrisch: 0,154

Abb. C.4: Eigenschaften der Talsperre

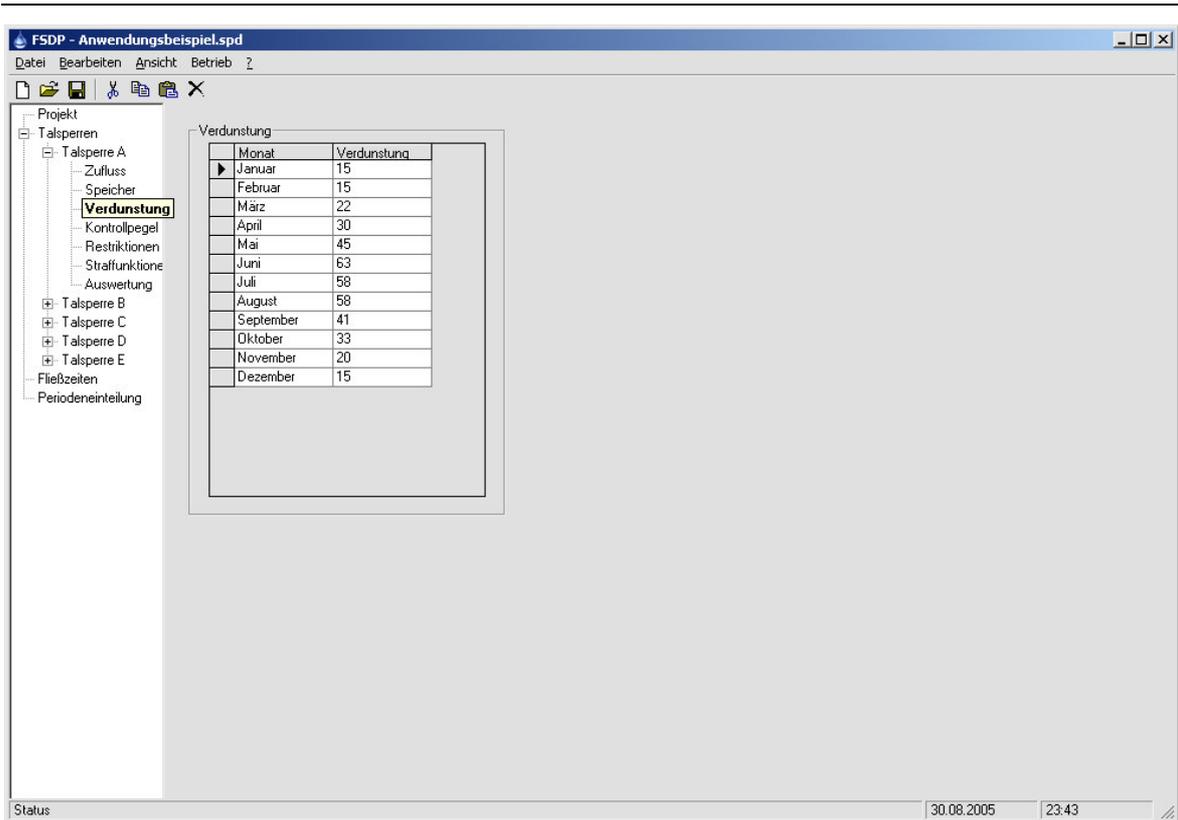


Abb. C.5: Monatliche Verdunstungsrate der Talsperre

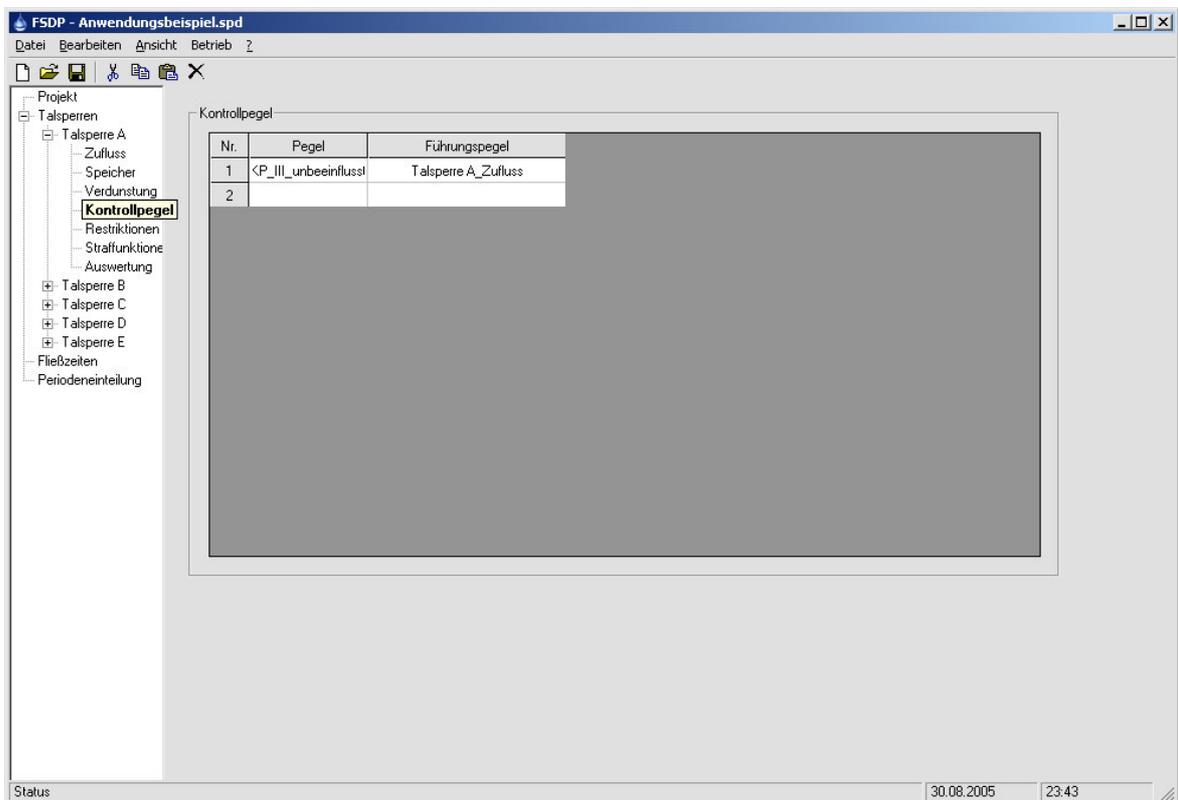


Abb. C.6: Kontrollpegel der Talsperre

Anhang C

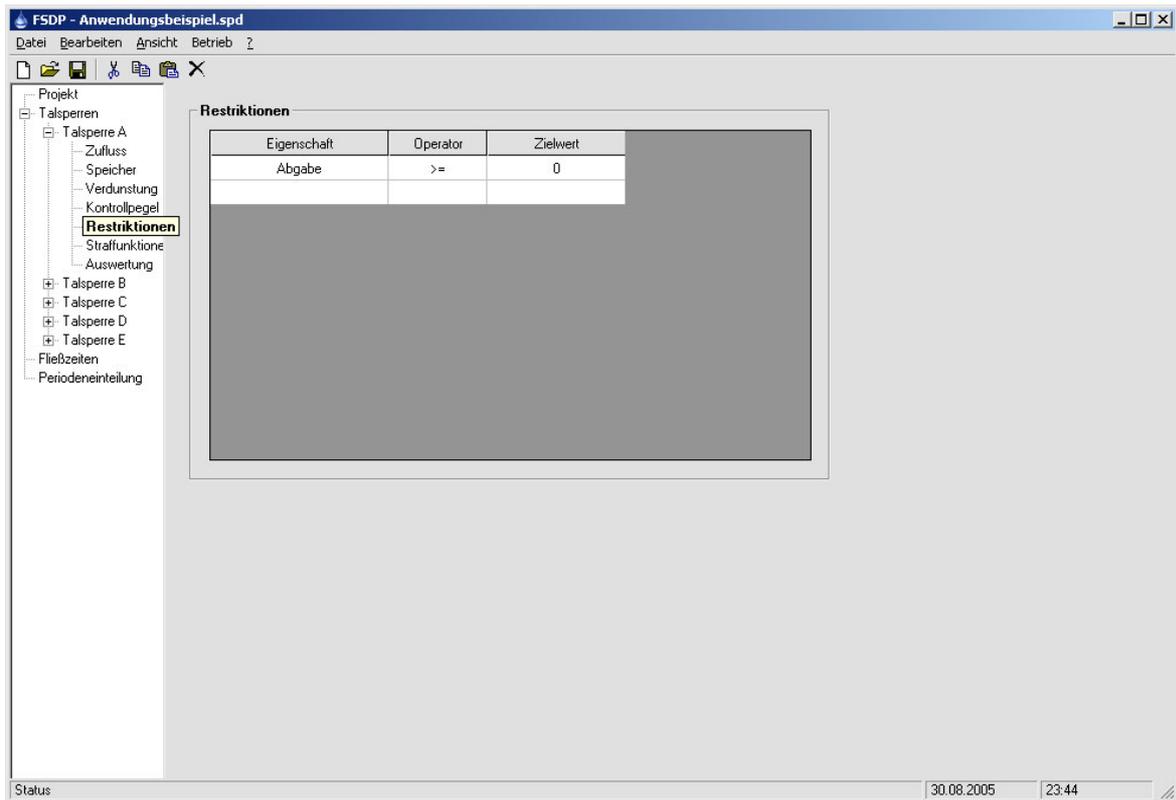


Abb. C.7: Restriktionen der Talsperre

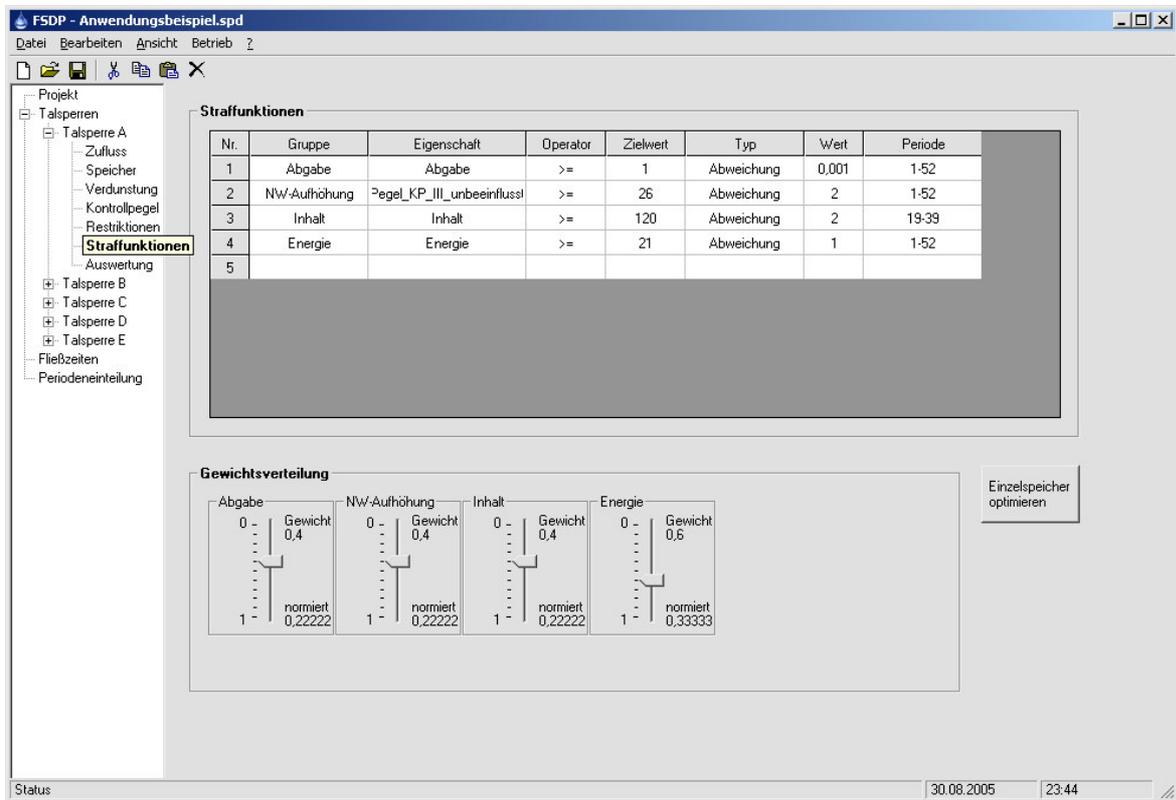


Abb. C.8: Strafffunktion der Talsperre

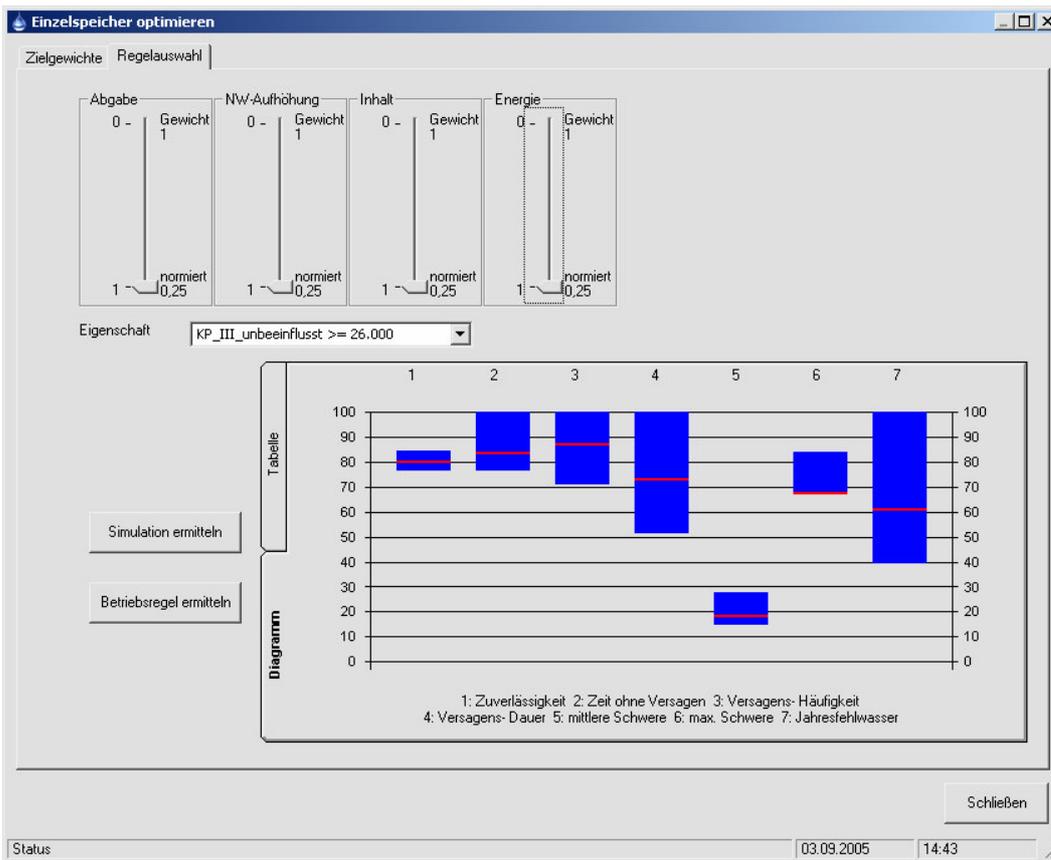


Abb. C.9: Auswahl der Zielgewichte nach der Einzeloptimierung (Diagramm)

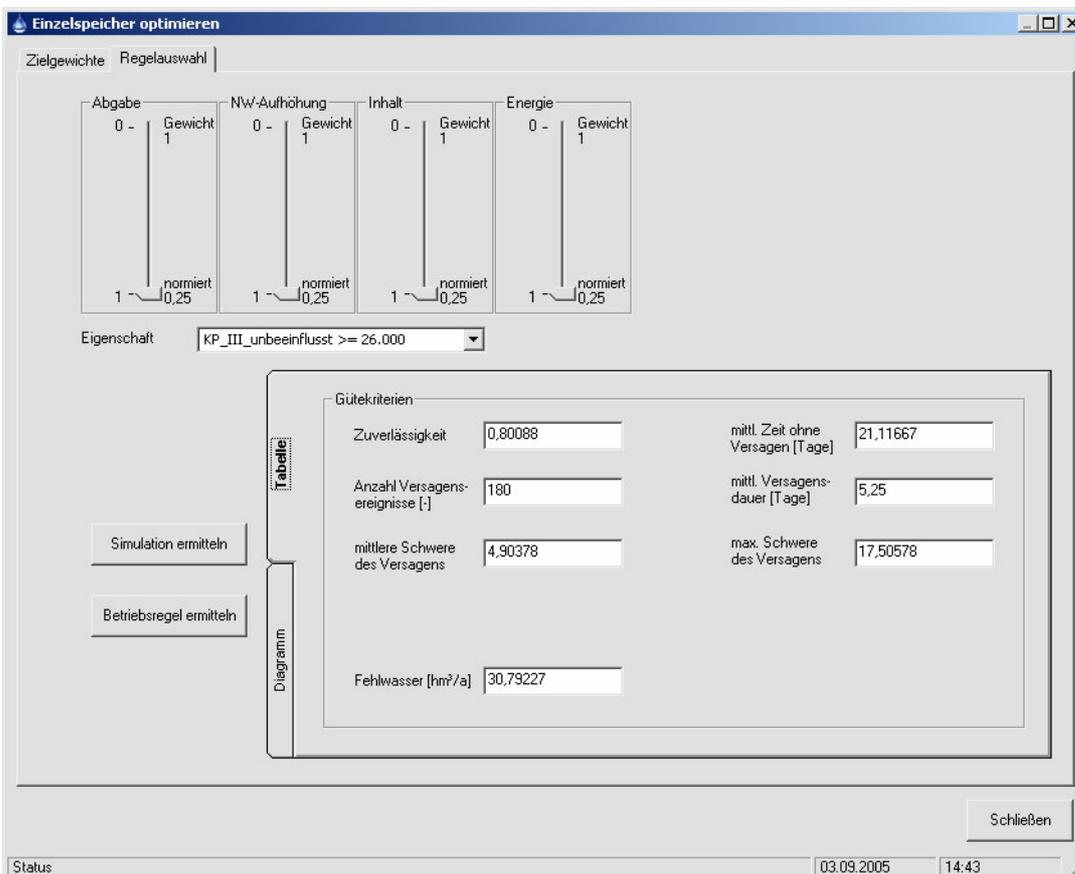


Abb. C.10: Auswahl der Zielgewichte nach der Einzeloptimierung (Tabelle)

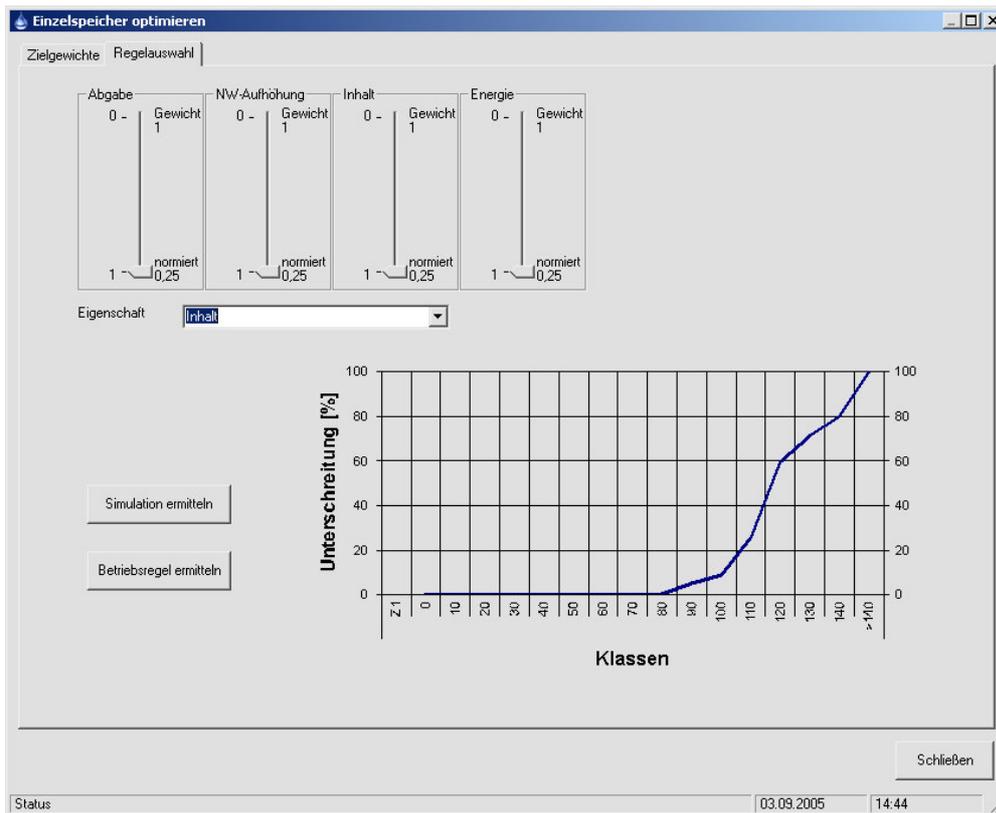


Abb. C.11: Auswahl der Zielgewichte nach der Einzeloptimierung (Wahrscheinlichkeiten)

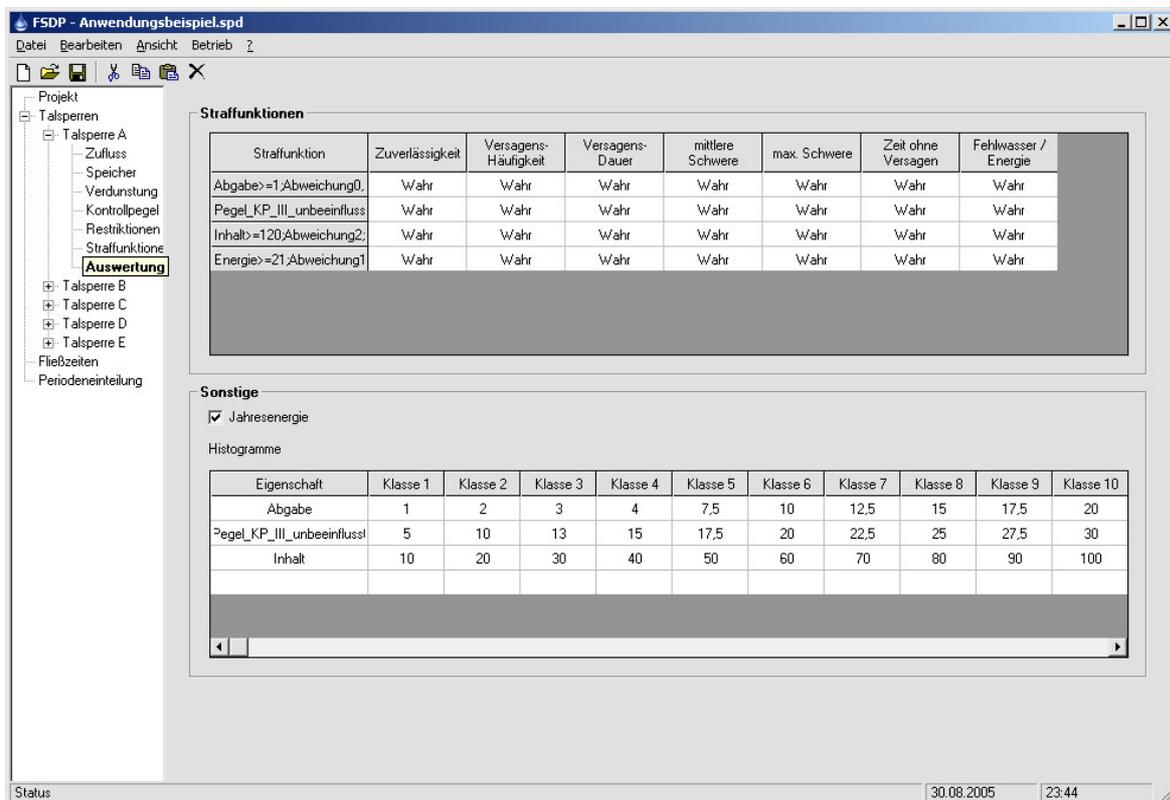


Abb. C.12: Auswertung des Betriebs der Talsperre

Fließzeiten

	Talsperre A	Talsperre B	Talsperre C	Talsperre D
Talsperre A_Zufluss	-1	-1	-1	-1
Talsperre B_Zufluss	-1	-1	-1	-1
Talsperre C_Zufluss	-1	-1	-1	-1
Talsperre D_Zufluss	-1	-1	-1	-1
Talsperre E_Zufluss	-1	-1	-1	-1
KP_III_unbeeinflusst	3	2	2	2
KP_II_unbeeinflusst	-1	1	1	1
KP_I_unbeeinflusst	-1	-1	0	-1

mittlere Fließzeit von der Talsperre zum Pegel [Tage]
-1 ==> Talsperre hat keinen Einfluß auf den Pegel

Abb. C.13: Fließzeiten zwischen zwei Pegeln

Periodeneinteilung

Nr.	Name	Datum
1	KW_1	01.11.1998
2	KW_2	08.11.1998
3	KW_3	15.11.1998
4	KW_4	22.11.1998
5	KW_5	29.11.1998
6	KW_6	06.12.1998
7	KW_7	13.12.1998
8	KW_8	20.12.1998
9	KW_9	27.12.1998
10	KW_10	03.01.1999
11	KW_11	10.01.1999
12	KW_12	17.01.1999
13	KW_13	24.01.1999
14	KW_14	31.01.1999
15	KW_15	07.02.1999
16	KW_16	14.02.1999
17	KW_17	21.02.1999
18	KW_18	28.02.1999
19	KW_19	07.03.1999
20	KW_20	14.03.1999
21	KW_21	21.03.1999
22	KW_22	28.03.1999
23	KW_23	04.04.1999

Abb. C.14: Periodeneinteilung der Optimierung