

Universität Stuttgart
Institut für Energiewirtschaft und
Rationelle Energieanwendung

Umgang mit zeitlich hoher Auflösung in Elektrizitätsmarktmodellen im Zusammenhang mit der Bewertung von Flexibilitäten

Forschungsbericht

Georgios Savvidis



Universität Stuttgart

Umgang mit zeitlich hoher Auflösung in Elektrizitätsmarktmodellen im Zusammenhang mit der Bewertung von Flexibilitäten

Von der Fakultät für Energie-, Verfahrens- und Biotechnik der Universität Stuttgart
zur Erlangung der Würde eines Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.) genehmigte Abhandlung

Vorgelegt von
Georgios Savvidis
aus
Esslingen am Neckar

Hauptberichter: Prof. Dr. Kai Hufendiek

Mitberichter: Prof. Dr. Hendrik Lens

Tag der Einreichung: 17.10.2022

Tag der mündlichen Prüfung: 24.07.2023

Institut für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung

2024

ISSN: 0938-1228

D 93 (Dissertation der Universität Stuttgart)

Danksagung

Die vorliegende Dissertation ist nicht nur das Ergebnis meiner wissenschaftlichen Arbeit am Institut für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung der Universität Stuttgart, sondern wurde in ihrer Tiefe und ihrer fachlichen Ausprägung von meinen Mitmenschen geprägt. Deshalb möchte ich direkt zu Beginn Herrn Prof. Dr. Kai Hufendiek dafür danken, dass er mein Vorhaben zur Promotion fachlich und redaktionell begleitet hat, mir bei wissenschaftlichen Diskussionen ein guter Gesprächspartner war und mich auch bei Rückschlägen stets ermuntert hat, dem nächsten Hinweis zu folgen.

Ein ganz besonderer Dank geht an meine Familie, insb. meiner Frau, meinen Kindern, meinen Eltern und Schwiegereltern, die mich auch in schwierigen Phasen ermutigt haben, weiterzumachen und damit das Fundament für das Gelingen dieser Arbeit gelegt haben.

Auch meinen ehem. Kolleg*innen möchte ich herzlich danken, die mir fachlich und seelisch beigestanden sind, und auch deren Zeit und Nerven mit den unzähligen Diskussionen von mir in Anspruch genommen wurden. Explizit geht der Dank an Nikolai Klempp, Lukasz Brodecki, Heike Scheben, Julia Kumm, Felix Guthoff, Laura Torralba Diaz, Heike Brand, Benjamin Fleischer, Christoph Schick, Andriy Chut, Natalia Matiz Rubio und Julia Welsch. Zusätzlich möchte ich mich auch bei Nicole Lampa, Claudia Heydorn und Markus Blesl bedanken, die mich ermuntert haben, immer weiterzumachen und auch mal unkonventionelle Auswertungen zu wagen.

Georgios Savvidis

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	III
Tabellenverzeichnis	V
Abkürzungsverzeichnis	VII
Symbolverzeichnis	IX
Kurzfassung	XIII
Abstract	XV
1 Einleitung	1
1.1 Hintergrund und Motivation	1
1.2 Problemstellung und Zielsetzung	2
1.3 Methodik und Aufbau der Arbeit	3
2 Stand der Technik	5
2.1 Strommarktmodelle	5
2.1.1 Übersicht der Modellkategorien	5
2.1.2 Einordnung und Beschreibung von E2M2	8
2.2 Definition von Flexibilität	12
2.3 Zeitauflösung in Strommarktmodellen	13
2.3.1 Begriffserklärung	14
2.3.2 Übersicht der Verfahren zur Zeitreihenaggregation	15
2.3.3 Resolution Variation Verfahren	19
3 Fehlermechanismen der Zeitreihenaggregation	23
3.1 Modellkonfiguration	24
3.2 Beschreibung der Fehlereffekte	28
3.2.1 Zero Crossing Effekt	29
3.2.2 Peak Shaving Effekt	31
3.2.3 Merit Order List Effekt	32
3.2.4 Zero Crossing Collateral Effekt	35
3.2.5 Merit Order List Collateral Effekt	36
3.2.6 Ramping Rate Effekt	36
3.2.7 Ramping Cost Effekt	38
3.3 Verfahren zur Analyse der Fehlereffekte	39
3.4 Quantifizierung der Fehlereffekte	40
3.4.1 Ohne Rampenkosten	41
3.4.2 Mit Rampenkosten	43
3.5 Fehlermechanismus beim Zero Crossing Effekt	45

4	Modellreduktion und Validierung	53
4.1	Dynamische Zeitauflösung	53
4.1.1	Beschreibung des Verfahrens	54
4.1.2	Einschränkungen des Verfahrens	57
4.2	Voranalyse der Inputdaten	59
4.3	Anwendung und Validierung des Verfahrens	61
4.4	Korrelation zwischen Rampengradienten und kritischen Zeitschritten	62
4.5	Fazit	65
5	Zusammenfassung und Ausblick	67
	Literatur	73
A	Szenariodaten aus 4NEMO	77
B	Zusätzlich recherchierte Daten	79
C	Mathematische Beschreibung der Aggregation von Zeitschritten	83
D	Wichtige Parameter für die Auswertung isolierter Fehler	85
D.1	Typen von Erzeugungseinheiten	85
D.2	Kenngrößen des Einheiteneinsatzes	85

Abbildungsverzeichnis

Abb. 2-1	Technischer Detailgrad und Zeithorizont unterschiedlicher Modelltypen nach Collins et al. (2017)	6
Abb. 2-2	„Planning time horizon“, „timeframe“ und „time resolution“ unterschiedlicher Modelltypen (IRENA, 2017)	15
Abb. 2-3	Verfahren zur Zeitreihenaggregation (Hoffmann et al., 2020)	16
Abb. 3-1	Verlauf der Fehlerindikatoren bei Variation der Zeitauflösung auf Basis von Savvidis und Hufendiek, 2018	23
Abb. 3-2	Konfigurationen des Modells E2M2 in dieser Arbeit	25
Abb. 3-3	Szenarioübersicht - Installierte Kapazität	27
Abb. 3-4	Szenarioübersicht - Anteil Erneuerbarer Erzeugung	29
Abb. 3-5	Visualisierung des Zero Crossing Effekts	30
Abb. 3-6	Visualisierung des Peak Shaving Effekts	31
Abb. 3-7	Visualisierung des Merit Order List Effekts	33
Abb. 3-8	Visualisierung des Zero Crossing Collateral Effects	35
Abb. 3-9	Visualisierung des Merit Order List Collateral Effects	37
Abb. 3-10	Visualisierung des Ramping Rate Effects	38
Abb. 3-11	Schematische Darstellung des Hervorrufens von Aggregationsfehlern durch nicht-äquidistante Zeitabbildung	40
Abb. 3-12	Quantifizierung der Fehlertreiber aus Stufe A	42
Abb. 3-13	Quantifizierung der Fehlertreiber aus Stufe B	44
Abb. 3-14	Auswirkungen des Zero Crossing Effekts	47
Abb. 3-15	Auswirkungen des Zero Crossing Effekts: unbeschränktes Speichervolumen	50
Abb. 3-16	Auswirkungen des Zero Crossing Effekts: vernachlässigbares Speichervolumen	51
Abb. 4-1	Schematische Darstellung der dynamischen Zeitauflösung	54
Abb. 4-2	Anwendungsfälle der dynamischen Zeitauflösung zur Modellreduktion	58
Abb. 4-3	Validierung der Vollständigkeit der Fehlertreiber	62
Abb. 4-4	Korrelation von Rampengradient und kritischen Zeitpunkten	64
Abb. 5-1	Zusammenfassung der Arbeit	69
Abb. B-1	Normierte EE Erzeugungszeitreihen aus ENTSO-E, 2019	81

Tabellenverzeichnis

Tab. 2-1	Kriterien zur Kategorisierung von Modellen (Savvidis, Siala et al., 2019)	7
Tab. 2-2	Kategorisierung des Strommarktmodells E2M2	8
Tab. 3-1	Eckdaten des verwendeten Szenarios aus Mier et al., 2020	26
Tab. 3-2	Darstellung der Einflüsse des Zero-Crossing Effekts auf die Modell- ergebnisse	49
Tab. 4-1	Anteil der kritischen H-Blöcke bei einem dynamisch aggregierten Modell	60
Tab. A-1	Techno-ökonomische Parameter der Erzeugungseinheiten (Siala und Houssame Houmy, 2020)	77
Tab. A-2	Investitionskosten in [EUR/kW] (Siala und Houssame Houmy, 2020)	78
Tab. B-1	Parametrierung der Flexibilität thermischer Kraftwerke aus Agora Energiewende, 2017	79
Tab. D-1	Beschreibung relevanter Prozessgruppen	85

Abkürzungsverzeichnis

2H	2-stündlich
4H	4-stündlich
4NEMO	Ein vom BMWi gefördertes Forschungsprojekt
BMWi	Bundesministerium für Wirtschaft und Energie
CCS	Carbon Capture and Storage
CIB	Cross-Impact-Balance [Analyse]
DSM	Demand-Side-Management
DSI	Demand-Side-Integration
E2M2	European Electricity Market Model
EE	Erneuerbare Energien
EEG	Erneuerbare-Energien-Gesetz
ENTSO-E	European Network of Transmission System Operators for Electricity
EPEX SPOT	European Power Exchange: Europäische Stromgroßhandelsbörse
ESOM	Energy System Optimization Model: Energiesystemmodell
EU ETS	European Union Emissions Trading System
fEE	fluktuierende Erneuerbare Erzeuger
GT	Gasturbine
GuD	Gas- und Dampf-Kraftwerk
H	stündlich
H-Block	Stundenblock
IAM	Integrated Assessment Modell
KWK	Kraft-Wärme-Kopplung
LP	Lineare Programmierung
m	Merit Order List Effekt
mc	Merit Order List Collateral Effekt
MERRA-2	Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications, Version 2
MIP	Mixed Integer Programming: gemischt-ganzzahlige Programmierung
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NTC	Net-Transfer-Capacities: Stromaustauschkapazität
p	Peak Shaving Effekt
PACE	Policy Analysis based on Computation Equilibrium [Modell]
PV	Photovoltaik
rc	Ramping Cost Effekt
ref	Referenzauflösung
rr	Ramping Rate Effekt
ST	Steam Turbine: Dampfturbine
sto	Storage: Speicher
UCED	Unit Commitment and Economic Dispatch [Modell]: Kraftwerkeinsatzplanungsmodell
VAR	Variabel aufgelöstes Modell
QH	viertelstündlich
QH-Block	Viertelstundenblock

- z Zero Crossing Effekt
- zc Zero Crossing Collateral Effekt

Symbolverzeichnis

Mengen und Indizes

E	Index für Daten der ENTSO-E
g	Güteklasse einer fEE Einheit
G	Menge aller Güteklassen g
i	Index für Zeitschritte
I	Menge aller Zeitschrittindizes i
j	Index für Zeitschritte
J	Menge aller Zeitschrittindizes j
M	Menge aller Merit Order Stufen
P	Index für Daten des 4NEMO-Projekts
r, r'	Region
R^{El}	Menge aller Regionen mit Elektrizitätsnachfrage
t	Zeitschritt
$t^{1\text{H}}$	Stündlicher Zeitschritt
t^{QH}	Viertelstündlicher Zeitschritt
T	Menge aller Zeitschritte
u	Erzeugungs- oder Speichereinheit
U^{fEE}	Menge aller flutkuierender Erneuerbarer
U^{Inv}	Menge aller Investitionsoptionen
U^{Sto}	Menge aller Speicher-ähnlichen Einheiten
U^{Therm}	Menge aller thermischen Einheiten

Parameter

a_s	Aggregationsfaktor
B^{CO_2}	CO ₂ -Budget
f	Korrekturfaktor für fEE Güteklassen
F	Volllaststunden einer Einheit
\bar{F}	mittlere Volllaststunden über alle Güteklassen
K	Kostenkomponente der Zielfunktion
K^{Anf}	Anfahrkosten einer Einheit
K^{Br}	Brennstoffkosten einer Einheit
K^{Fix}	Fixe Betriebs- und Wartungskosten einer Einheit
K^{Ges}	Gesamtkosten (Wert der Zielfunktion)
K^{Inv}	Annualisierte Investitionskosten einer Einheit
K^{Son}	Sonderkosten (variable Betriebs- und Wartungskosten) einer Einheit
P	Kapazität (Leistung)
P^{Inst}	Installierte Kapazität (Leistung)
$P^{\text{Inst-P}}$	Installierte Kapazität der Einspeicher-Einheit (Leistung)
$P^{\text{M-Step}}$	Leistungshöhe der Merit Order Stufe
P^{L}	elektrische Last (Leistung)
P^{RL}	Residuallast (Leistung)
s	Aggregationsstufe (gemessen über die Zeitschrittlänge)
W	Energiemenge
W^{el}	exogen vorgegebene Erzeugung einer Einheit
$W^{\text{g-saved}}$	vermiedene Erzeugung (Energie)
$\tilde{W}^{\text{g-saved}}$	potenziell vermeidbare Erzeugung (Energie)
$W^{\text{Inst-P}}$	maximal einspeicherbare Energiemenge je Zeitschritt
W^{L}	elektrische Last (Energie)
$W^{\text{p-avail}}$	zur Einspeicherung verfügbare Energie
$W^{\text{p-EE-add}}$	zusätzlich verfügbare pumpbare Energie aus EE
$\tilde{W}^{\text{p-EE-lost}}$	potenziell verlorene Pumpenergie aus Erneuerbarer Erzeugung
$W^{\text{p-lost}}$	verlorene Pumpenergie (Energie)
$\tilde{W}^{\text{p-lost}}$	potenziell verlorene Pumpenergie (Energie)
W^{RL}	Residuallast (Energie)
$W^{\text{RL+}}$	Positive Seite der Residuallast (Energie)
$W^{\text{RL-}}$	Negative Seite der Residuallast (Energie)
η_{Sto}	Roundtripwirkungsgrad der Speichereinheit
Ξ_j	Zuordnungsmengen der Indizes i zum Zeitschritt j
σ	Niedrigste Aggregationsstufe gemessen in ihrer Zeitschrittlänge

Variablen / Modellergebnisse

p^{el}	elektrische Erzeugung (Leistung)
p^{lad}	Ladeleistung (Leistung)
p^{aust}	Austauschleistung zwischen 2 Regionen (Leistung)
V^{CO_2}	CO ₂ -Emissionen
\bar{w}^{cur}	nicht abgeregelte Energie
$w^{\text{EE-lost}}$	verlorene Erneuerbaren Erzeugung aus Speichern
w^{el}	elektrische Erzeugung (Energie)
$w^{\text{loss-avoid}}$	nicht angefallene Speicherverluste
w^{P}	eingespeicherte („gepumpte“) Energiemenge
$w^{\text{P-EE}}$	eingespeicherte Energiemenge aus Erneuerbaren Erzeugung
$w^{\text{P-EE-lost}}$	tatsächlich verlorene Pumpenergie aus Erneuerbarer Erzeugung
$w^{\text{P-therm}}$	eingespeicherte Energie aus therm. Erzeugung
$w^{\text{P-therm-add}}$	zusätzlich gepumpte Energiemenge aus thermischer Erzeugung
$w^{\text{sto-repl}}$	durch thermische Einheiten ersetzter Speichereinsatz
$w^{\Delta\text{el}}$	Differenz der Erzeugungsmenge zwischen zwei Läufen
$w^{\Delta\text{P}}$	Differenz der gepumpten Energie zwischen zwei Läufen
$w^{\Delta\text{P-EE}}$	Differenz der gepumpten Energie aus EE zwischen zwei Läufen
$w^{\Delta\text{P-therm}}$	Differenz der gepumpten Energie aus Therm zwischen zwei Läufen

Kurzfassung

Die Dekarbonisierung in der Energiewirtschaft geht mit zahlreichen Herausforderungen einher. Insbesondere sind davon Planungswerkzeuge betroffen, welche zur Identifikation kostenminimaler Transformationspfade herangezogen werden. Getrieben durch den Strukturwandel hin zu dezentralen fluktuierenden Erzeugungstechnologien, spielt die adäquate technische Abbildung des Stromsystems eine übergeordnete Rolle. Dies kann nur durch zeitlich hoch aufgelöste Modellierung bewerkstelligt werden. Gleichzeitig entsteht ein Zielkonflikt zwischen Detailgrad und Rechendauer.

Im Zuge dieser Arbeit wird auf Fehler eingegangen, welche durch eine inadäquat gewählte Zeitauflösung induziert werden. Es werden sieben Fehlermechanismen identifiziert und grundlegend aufgearbeitet. Darauf aufbauend wird der fundamentale Zusammenhang zur Modellformulierung und Szenariowahl hergestellt, um sowohl die Fehlerhöhe zu quantifizieren als auch ein Verfahren zur Fehlervermeidung zu entwickeln.

Daraus werden fundamental begründbare Möglichkeiten zur Modellreduktion abgeleitet, welche bei simplen Modellen ohne Genauigkeitsverlust und bei komplexeren Modellen mit geringem Genauigkeitsverlust einhergehen. Der starke Fokus auf die zugrundeliegenden Mechanismen stellt die Übertragbarkeit auf weitere Modelle derselben Kategorie sicher.

Abstract

Decarbonization in the energy sector is accompanied by numerous challenges. In particular, the planning tools that are used to identify minimum-cost transformation paths are affected. Driven by the structural change towards decentralized intermittent generation technologies, an adequate technical representation of the power system plays an overriding role. This can only be achieved by high temporal resolution modeling. At the same time, a conflict of objectives arises between the level of detail and the computing time.

In the course of this work, the error induced by inadequately chosen time resolution was addressed. Seven error mechanisms were identified and fundamentally evaluated. Based on this, the fundamental connection to model formulation and scenario selection was established in order to quantify the error level as well as to develop a procedure for error avoidance.

From this, fundamentally justifiable options for model reduction were derived, with no loss of accuracy for simple models and little loss of accuracy for more complex models. The strong focus on the underlying mechanisms ensures transferability to other models of the same category.

1 Einleitung

1.1 Hintergrund und Motivation

Mit Beginn der Industrialisierung und der damit verbundenen stetig steigenden Nachfrage an Energiedienstleistungen kann eine Erhöhung der anthropogen verursachten CO₂-Emissionen beobachtet werden (IPCC, 2018). Die steigende CO₂-Konzentration in der Atmosphäre verstärkt den Treibhauseffekt, welcher zur Erwärmung des Weltklimas führt (Umweltbundesamt, 2012). Die Folgen einer solchen Erderwärmung können vielfältig sein, jedoch sind sie nur schwer quantifizierbar (Arnell et al., 2019). Man ist sich aber in der Wissenschaft weitestgehend einig, dass der Klimawandel ein großes Risiko für Mensch und Natur darstellt, weshalb eine starke Reduktion des Ausstoßes von Treibhausgasemissionen angestrebt werden sollte (IPCC, 2021).

Für die einzelnen Nationen bedeutet dies, dass Reduktionsziele für die Sektoren Strom, Wärme und Transport definiert werden müssen. In Deutschland hat sich der Begriff „Energiewende“ etabliert, da man sich bei der Bereitstellung von Energiedienstleistung weg von fossilen und hin zu regenerativen, CO₂-armen Primärenergieträgern wenden möchte. Seit Beginn des Erneuerbare-Energien-Gesetzes (EEG) im Jahre 2000 (und dessen Vorläufer, das Stromeinspeisungsgesetz von 1991) wurden viele Anstrengungen im Bereich der regenerativen Stromerzeugung durch Erneuerbare Energien (EE) unternommen (BMW, 2018).

Für die Umsetzung der Energiewende müssen klimapolitische, wirtschaftliche und technische Aspekte zugleich beachtet werden. Hierfür werden computergestützte Planungstools verwendet, welche an der Schnittstelle dieser Aspekte operieren (IRENA, 2017). Zu den Planungstools des Stromsektors zählen u. a. Strommarktmodelle, welche die Kraftwerkseinsatzplanung und den Kapazitätsausbau simultan berechnen können. Diese Modelle bilden einen idealen Markt ab und ermitteln über Kostenminimierung ein optimales Zielsystem für den Stromsektor (Weber, 2005). Die hier zugrundeliegende Problemstellung lässt sich mathematisch als lineares Problem formulieren, weshalb die Anwendung von Optimierungsmodellen nahe liegt. Je nach Anwendungsfall der Zielsystemplanung können unterschiedliche Anforderungen an Strommarktmodelle gestellt werden, welche z. B. durch die Betrachtung bestimmter Technologien, Wetterszenarien, politischen Szenarien und anderen Einflüssen getrieben sind. Historisch haben sich deshalb unterschiedlich spezialisierte Strommarktmodelle entwickelt. Ein besonderer Teilaspekt hierbei besteht in der Abbildung der Flexibilität des Stromsektors. Auf die dringliche Notwendigkeit von Flexibilitäten im System wird z. B. in IRENA (2018) adressiert.

Die Miteinbeziehung zahlreicher Flexibilitätsoptionen führt jedoch dazu, dass die Rechenzeit der Modelle steigt oder sogar nicht handhabbar hoch ausfällt. Dieser Zusammenhang zwischen Modellgröße und Lösungsgeschwindigkeit wurde anschaulich in Sharma et al. (2019) demonstriert. Außerdem wurde in Pfenninger et al. (2014) und Savvidis, Siala et al. (2019) festgestellt, dass ein hoher Modellierungsgrad der Technologien und Märkte zur detaillierten Abbildung der Flexibilitäten im System gegeben sein muss, um den Herausforderungen der zukünftigen Strombereitstellung gerecht zu werden. Bei der Ermittlung einer geeigneten Zielsystemarchitektur muss der Modellierer

folglich einen Kompromiss zwischen Ergebnisgenauigkeit und Rechenzeit eingehen.

1.2 Problemstellung und Zielsetzung

Die Eigenschaft elektrischer Energie, zum Zeitpunkt des Verbrauches erzeugt werden zu müssen, muss in den Planungstools berücksichtigt werden. Hierfür werden analog zu den Handelsprodukten des Großhandelsmarktes diskrete Zeitintervalle, im folgenden auch Zeitblöcke oder Blöcke genannt, definiert, innerhalb derer die Erzeugung und der Verbrauch im Gleichgewicht sein müssen. Mathematisch wird dies durch eine Bilanzgleichung realisiert. Die Länge eines Zeitblockes definiert dabei die Zeitauflösung des modellierten Systems: geschieht eine Abbildung des Strommarktes in Stundenblöcken, so spricht man von stündlich aufgelösten Modellen.

Möchte man ein Modell zeitlich hoch auflösen, um z. B. den Einfluss der fluktuierenden Erzeugung besser analysieren zu können, muss man zahlreiche feinteilige Zeitschritte abbilden, was wiederum einen maßgeblichen Einfluss auf die Modellgröße ausübt. Aufgrund dieser strukturell bedingten Hebelwirkung der Zeitauflösung stößt man bei der Umsetzung hoher zeitlicher Auflösungen sehr schnell auf unüberwindbare Rechenzeitprobleme. Aus diesem Grund müssen zusätzliche komplexitätsreduzierende Maßnahmen ergriffen werden. Hierbei vermindert sich meist die Ergebnisgenauigkeit.

Bei der Planung von so tiefgreifend wirkenden Maßnahmen wie der Dekarbonisierung des Stromsektors, ist langfristig gesehen ein Strukturbruch im Stromsektor zu erwarten, da die Substitution bisheriger Technologien neue technologische Herausforderungen in das System bringt. Im Bereich der flexibilitätsbereitstellenden Technologien sollten daher solche Komplexitätsreduktionsmaßnahmen keine oder nur sehr geringe Abweichungen in der Bewertung hervorrufen, da gerade diese die kritische Komponente der Umsetzbarkeit eines dekarbonisierten Stromsektors darstellen. Zu diesem Schluss kommen auch Pfenninger et al. (2014), weshalb sie die Implementierung hoher zeitlicher Auflösungen als eine der wesentlichen Herausforderungen heutiger Planungsmodelle benennen.

In der Arbeit von Hoffmann et al. (2020) wurden zahlreiche Verfahren zur Rechenzeitreduktion¹ recherchiert und klassifiziert. Die hohe Anzahl solcher Verfahren lässt zwei Thesen zu: zum einen ist es den Modellanwendern bekannt, dass die Zeitauflösung eine gewichtige Rolle bei der Modellierung des Strommarktes spielt und zum anderen scheint die Problematik der fehlerfreien bzw. fehlerarmen Rechenzeitreduktion nicht trivial zu sein.

In Untersuchungen wie sie z. B. in Deane et al. (2014) oder in Poncelet et al. (2016) durchgeführt wurden, wird zwar hinreichend genau der Einfluss der Zeitauflösung auf die Modellergebnisse untersucht, allerdings werden, nach Ansicht des Autors dieser Arbeit, die darunterliegenden Mechanismen nur unzureichend durchleuchtet. Weiterhin ist der Autor dieser Arbeit der Meinung, dass die Kenntnis über die Wirk- bzw. Fehlermechanismen der Zeitauflösung eine grundlegende Voraussetzung für die Wahl von Reduktionsmaßnahmen ist und dass dies bisher eine Lücke in der Literatur darstellt.

¹im Kontext der Zeitauflösung

Ziel dieser Arbeit ist es, die Fehlermechanismen von Zeitreduktionsmaßnahmen näher zu untersuchen und zu beschreiben. Anschließend soll geprüft werden, ob sich die gewonnen Erkenntnisse dazu nutzen lassen, maßgeschneiderte Zeitreduktionsmaßnahmen abzuleiten. Ein solches Verfahren soll dann umgesetzt und angewandt werden.

1.3 Methodik und Aufbau der Arbeit

Bevor die Bearbeitung der Fragestellungen begonnen wird, werden zunächst die Begrifflichkeiten *Strommarktmodell*, *Flexibilität* und *Zeitauflösung* in Kapitel 2 definiert und dem wissenschaftlichen Kontext zugeordnet. Sowohl zu Strommarktmodellen als auch zu Methoden der Zeitauflösung existiert umfangreiche Literatur. Das erwähnte Kapitel legt eine Übersicht der gängigen Methoden und Verfahren dar.

Zur Beantwortung der Fragestellungen ist der weitere Verlauf dieser Arbeit zweigeteilt. Im ersten Teil werden die Fehlermechanismen von Zeitreduktionsmaßnahmen untersucht. Hierfür wird die Methode der variablen Zeitauflösung, wie sie z. B. in Graeber (2002) und vom Stein et al. (2017) angewandt wurde, dahingehend erweitert, dass Zeitauflösungsfehler bewusst hervorgerufen werden können. Dies stellt eine methodische Neuerung dar, da solche Verfahren bisher nur Anwendung zur Reduktion der Modellgröße gefunden haben. Durch vergleichende Analysen werden anschließend die Fehlermechanismen analysiert. Abschließend werden diese Wirkmechanismen anhand mehrerer Modellexperimente mit realistischen Datensätzen und Modellkonfigurationen quantifiziert. Hierfür wird ein hochaufgelöstes, viertelstündliches Referenzmodell herangezogen. Die ausgiebige Beschreibung und Anwendung dieser Methode inkl. derer Ergebnisse werden in Kapitel 3 behandelt.

Im zweiten Teil dieser Arbeit werden die gesammelten Erkenntnisse dazu genutzt, ein Verfahren zu entwickeln und anzuwenden, welches in der Lage ist, die Modellgröße individuell je Planungsproblem zu reduzieren. Dabei liegt der Anspruch darauf, Ergebnisabweichungen gänzlich zu vermeiden. Da ein zukünftiges Stromsystem stark von fluktuierender Erzeugung geprägt sein kann, wird als Ausgangspunkt eine möglichst hohe Zeitauflösung von 15 min. gewählt. Hiermit soll sichergestellt werden, dass alle für die Flexibilitäten relevanten Effekte adäquat abgebildet werden.² Ein solches Modell wird parametrisiert und gelöst, wobei die Modellergebnisse mithilfe des viertelstündlichen, nicht-modifizierten Referenzmodells bewertet werden. Durch dieses Modellexperiment kann zum einen die tatsächlich erreichbare Rechenzeitreduktion ermittelt und zum anderen der Genauigkeitsverlust gemessen werden. Diejenigen Anwendungsfälle, an denen kein Genauigkeitsverlust auftritt, dienen zugleich als Beweis für die Vollständigkeit der dazugehörigen Untersuchungen. Die Details hierzu befinden sich in Kapitel 4.

Als letzter Schritt erfolgt in Kapitel 5 die Zusammenfassung, Diskussion und Einordnung der Ergebnisse, sowie ein Ausblick über weiterführende Forschungsthemen.

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurden die Veröffentlichungen Savvidis und

²Die Auslegung auf 15-minütiger Auflösung ist durch die Wahl der betrachteten Art der Flexibilität begründet. Die Betrachtung von feineren Zeitschritten wird dem Bereich *Systemstabilität* zugeordnet, welcher nicht Gegenstand dieser Arbeit ist. Weitere Details zu dieser Begründung werden in Abschnitt 2.2 dargelegt.

Hufendiek, 2018 und Savvidis und Hufendiek, 2019 angefertigt, welche Teile der hier angewandten Methoden beinhalten. Sowohl die konzeptionelle Arbeit an den dort veröffentlichten Methoden als auch die Umsetzung, Auswertung, Visualisierung und Verschriftlichung wurde vom Autor der vorliegenden Arbeit vorgenommen. Konkret handelt es sich um die Inhalte von Abschnitt 3.2.1, Abschnitt 3.2.2, Abschnitt 3.2.3 und Abschnitt 3.5, welche dort zu Teilen bereits aufgearbeitet wurden. Im weiteren Verlauf der vorliegenden Arbeit wird jedoch nicht weiter unterschieden, welche Subaspekte bereits veröffentlicht wurden.

2 Stand der Technik

Im vorliegenden Kapitel wird zunächst auf die möglichen Kategorisierungskriterien von Modellen eingegangen. Dies dient dem Zweck, das in dieser Arbeit verwendete Modell in der Modelllandschaft einordnen zu können. Dieser Schritt ist insbesondere im Hinblick auf die Übertragbarkeit der Methoden und Erkenntnisse dieser Arbeit wichtig. Nach Einordnung des Modells folgt eine detaillierte Modellbeschreibung, welche auf die Implementierung des mathematischen Problems qualitativ beschreibt. Anschließend wird die in dieser Arbeit verwendete Definition von Flexibilität erläutert. Abschließend wird auf die Zeitabbildung in Modellen eingegangen. Hierfür werden zunächst die unterschiedlichen Verfahrenstypen umrissen, um anschließend einige relevante Beispiele zu vertiefen. Hieraus wird der Forschungsgegenstand der vorliegenden Arbeit abgeleitet.

2.1 Strommarktmodelle



Überblick über Modellkategorien
Einordnung des verwendeten Modells (E2M2)
Beschreibung des verwendeten Modells (E2M2)

2.1.1 Übersicht der Modellkategorien

Strommarktmodelle stellen nur eine kleine Teilmenge in der Gesamtheit der in Kapitel 1 erwähnten computergestützten Analyse-Tools dar. Zur Einordnung dieser Werkzeuge können mehrere Kategorisierungskriterien herangezogen werden. Es liegt nahe, die Einsatzzwecke der Modelle als Kategorisierungsmaßstab heranzuziehen, wie es z.B. in Sun (2013), IRENA (2017) und Collins et al. (2017) durchgeführt wurde. Allerdings können auch weitere Kriterien herangezogen werden, wie sie z.B. in Savvidis, Siala et al. (2019) zusammengetragen wurden. In den folgenden Abschnitten werden die unterschiedlichen Kategorisierungsverfahren dargestellt.

Anwendungsgebiet

Wie eingangs in Kapitel 1 erwähnt, ist der Energiesektor in den letzten Jahrzehnten einem großen Wandel unterlegen. Die Herausforderungen für Werkzeuge zur Ausgestaltung der zukünftigen Energieversorgung haben sich verschärft. Ein grundlegendes Unterscheidungsmerkmal von Modellen stellt der Umfang des betrachteten Systems dar. Dieser bestimmt über die Bilanzgrenze des Modells und beschreibt somit, welche Komponenten des Energiesystems abgebildet werden. Hierbei müssen nicht zwangsläufig technologische Unterscheidungen maßgebend sein, selbst unterschiedliche Disziplinen wie Makroökonomie und Politik können in Modellen abgebildet werden.

Um die möglichen Systemgrenzen besser darstellen zu können, wird die Klassifizierung aus Collins et al. (2017) herangezogen. Dort wurden die Modelltypen Integrated Assessment Modelle (IAM), Energiesystemmodelle (ESOM) und Kraftwerkseinsatzplanungsmodelle (UCED) unterschieden, welche in den folgenden Absätzen anhand der

Erklärungen in Collins et al. (2017) beschrieben werden. Einige Anwendungsbeispiele können der Abb. 2-1 entnommen werden.

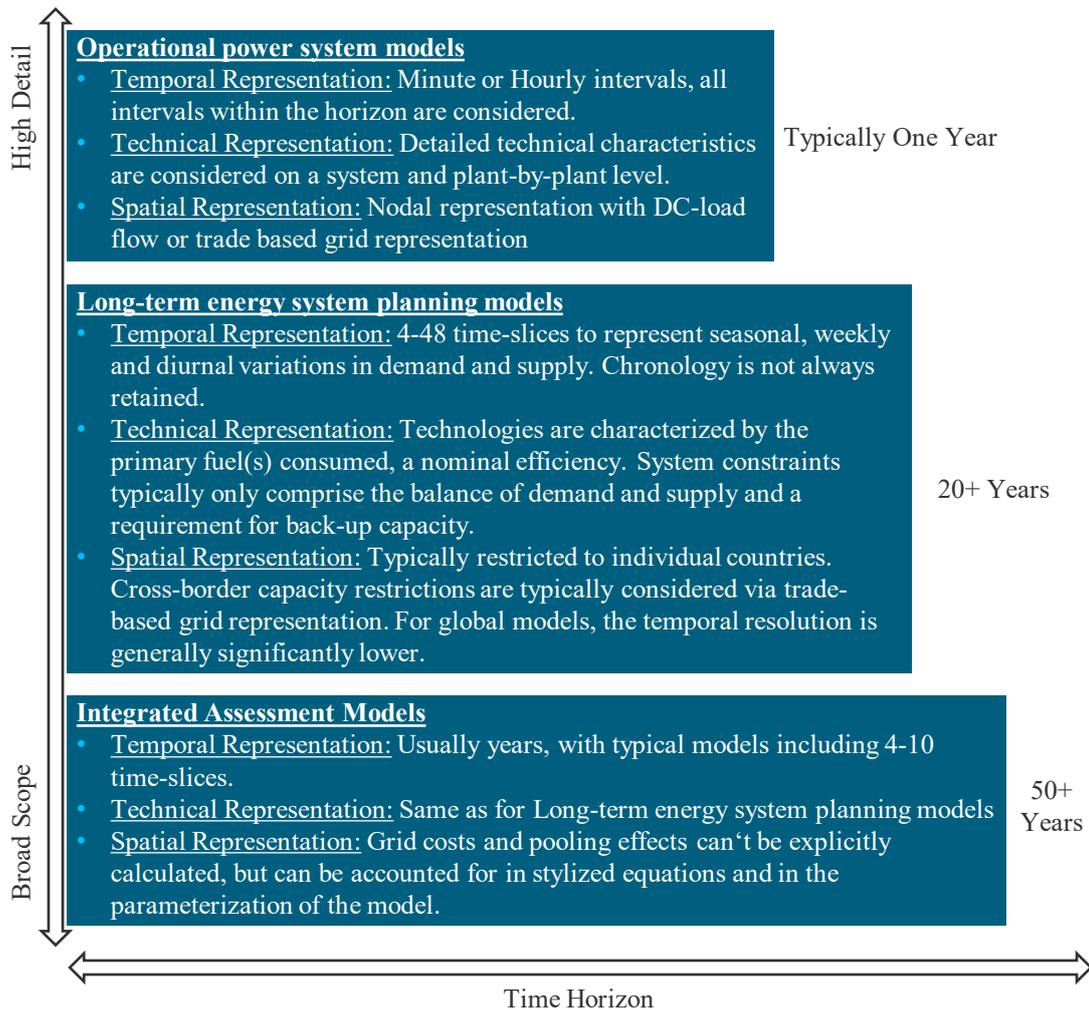


Abb. 2-1: Technischer Detailgrad und Zeithorizont unterschiedlicher Modelltypen nach Collins et al. (2017)

Kraftwerkseinsatzplanungsmodelle verfügen über eine detaillierte Technologieabbildung der im Stromsektor befindlichen Einheiten. Ziel der Modelle ist die Ermittlung des Fahrplanes aller Einheiten in einem gegebenen Zeitraum. Hierbei ist das zugrundeliegende System fest vorgegeben. Es stehen also alle Informationen über die Einheiten zur Verfügung. Dies ist auch notwendig, da der technische Detaillierungsgrad in diesen Modellen sehr hoch ist.

Mithilfe von Energiesystemmodellen lassen sich langfristige Szenarien generieren. Ihre Stärke liegt in der gleichzeitigen Berechnung von Investitionsentscheidung und Kraftwerkseinsatz. Sie ermitteln ein partielles Gleichgewicht des Energiesektors, da sie die Erzeugung und den Verbrauch von Gütern berechnen und die dabei anfallenden Preise ausgeben. Solche Modelle werden meistens auf Länder- oder Kontinent-Ebene eingesetzt und können in der Anzahl an betrachteten Sektoren wie Strom, Wärme,

Verkehr oder Gas voneinander unterschieden werden. Die im Vergleich zu Kraftwerkeinsatzplanungsmodellen ausgeweitete Bilanzgrenze führt zu einer notwendigerweise verringerten Detailtiefe der technischen Abbildung der Technologien, da die Modelle sonst nicht mehr mit vertretbarem Aufwand lösbar wären.

An oberste Ebene - bezogen auf den Umfang - stehen die Integrated Assessment Modelle. Ihre modelltechnische Grundlage liegt oft nah an der der Energiesystemmodelle, da auch hier weiterhin die Abbildung aller Sektoren inklusive deren Ausbau notwendig ist. Darüber hinaus betrachten IAM zusätzliche Faktoren wie das ökonomische Wachstum und die Verfügbarkeit von Ressourcen. Hierfür muss auch der geographische Umfang über die ganze Welt ausgedehnt werden, da solche Analysen globaler Natur sind. IAMs werden u. a. dazu verwendet, interdisziplinäre Fragestellungen zwischen Politik, Wirtschaft und Energie in Bezug auf die Reduktion von Treibhausgasen zu beantworten. Da der Umfang im Vergleich zu Energiesystemmodellen nochmals stark angestiegen ist, wird nur eine verringerte Menge an technischen Restriktionen abgebildet.

Modellstruktur

In Savvidis, Siala et al. (2019) wurden weitere Kategorisierungskriterien für Modelle aus der Literatur zusammengetragen, welche in Tab. 2-1 gelistet sind.

Tab. 2-1: Kriterien zur Kategorisierung von Modellen (Savvidis, Siala et al., 2019)

Kriterium	Mögliche Ausprägung
Analytische Methode	Input-Output Methoden, Kalkulationstabellen, Simulationsmodelle, Optimierungsmodelle, Gleichgewichtsmodelle, Ökonometrische Modelle, Agenten-basierte Modelle, Multikriterielle Modelle, sonstige
Modellperspektive	bottom-up (technischer Einsatz), top-down (ökonomische Faktoren), hybrid
Problemart	linear, gemischt-ganzzahlig, dynamisch, fuzzy-logic, andere nicht-lineare Verfahren
Endogene Features	beschreiben den Einsatzzweck
Abbildung von Unsicherheiten	ja / nein
Abbildung von Akzeptanz	ja / nein

Alle Kriterien sind auf gleicher Ebene angesiedelt. Das bedeutet, dass ein Modell

mit allen Kriterien unabhängig voneinander kategorisiert werden kann. Modelle mit unterschiedlichen Einsatzzwecken können durchaus auf derselben Modellperspektive und derselben analytischen Methode aufbauen. Weiterhin ist es denkbar, dass ein und dasselbe Framework für unterschiedliche Einsatzzwecke verwendet wird, weshalb eine Kategorisierung über die Struktur des Modells zielführender in der Identifikation von strukturellen Stärken und Schwächen erscheint. Die Einordnung des in dieser Arbeit verwendeten Modells zu allen Kriterien ist daher wichtig, da hiermit die Übertragbarkeit der Ergebnisse gewährleistet werden kann.

2.1.2 Einordnung und Beschreibung von E2M2

Das European Electricity Market Model (E2M2) welches für die Untersuchungen herangezogen wird, wurde 2013 am Institut für Energiewirtschaft und rationelle Energieanwendung entwickelt (Sun, 2013) und wird seitdem ständig weiterentwickelt (z.B. Steurer, 2017 und Fleischer, 2019). Es bildet den europäischen Strommarkt ab und berechnet sowohl den Kraftwerkseinsatz als auch die Investitionsentscheidungen im Stromsektor. Tab. 2-2 ordnet E2M2 den jeweiligen Kategorien zu.

Tab. 2-2: Kategorisierung des Strommarktmodells E2M2

Kriterium	E2M2
Anwendungsgebiet	Zwischen UCED und ESOM
Analytische Methode	Optimierungsmodell
Modellperspektive	bottom-up
Problemart	linear mit optionalen gemischt-ganzzahligen Restriktionen
Unsicherheiten	in getrennten stochastischen Versionen
Akzeptanz	nein

Wie zahlreiche Elektrizitätsmarkt- oder Energiesystemmodelle kann die Struktur von E2M2 als Modellframework aufgefasst werden, welches abhängig von der Problemstellung individuell konfiguriert wird. Da es sich um ein Optimierungsmodell mit zu minimierender Zielfunktion handelt, bildet es einen idealen Markt mit vollständiger Information ab (Weber, 2005). Die Zielfunktion besteht aus den Anfahr- und Brennstoffkosten (erste Zeile), den Sonderkosten (zweite Zeile) und den annualisierten Investitions- und jährlichen Fixkosten (dritte Zeile):

$$\begin{aligned}
 \text{Min. } K^{\text{Ges}} = & \sum_{r \in R^{\text{El}}} \left(\sum_{u \in U_r^{\text{Therm}}} \sum_{t \in T} (K_{u,t}^{\text{Anf}} + K_{u,t}^{\text{Br}}) \right. \\
 & + \sum_{u \in U_r} \sum_{t \in T} (K_{u,t}^{\text{Son}}) \\
 & \left. + \sum_{u \in U_r^{\text{Inv}}} (K_u^{\text{Inv}} + K_u^{\text{Fix}}) \right)
 \end{aligned} \tag{2-1}$$

Die Anfahrkosten K^{Anf} bestehen aus den je Anlagentyp zu erwartenden spezifischen Verschleißkosten und dem zu erwartenden Brennstoffmeherverbrauch bei Anfahrvorgängen. Unter die Brennstoffkosten K^{Br} fallen die Transportkosten, der zu zahlende Brennstoffpreis und die CO₂-Zertifikatskosten. Variable Betriebs- und Wartungskosten sind als Sonderkosten K^{Son} zusammengefasst. Die Investitionskosten K^{Inv} sind über die zu erwartende Lebensdauer annualisiert abgebildet. Fixe Betriebs- und Wartungskosten der investierten Anlagen werden über K^{Fix} abgebildet. In der vorliegenden Modellkonfiguration werden Fixkosten bereits existierender Anlagen als Sunk-Costs behandelt und nicht in die Zielfunktion aufgenommen. Diese Kosten wären z. B. erst bei einer Betrachtung von endogenem Rückbau bestehender Anlagen vor Ende der technischen Lebensdauer notwendig, welcher in dieser Arbeit nicht berücksichtigt wurde.

Einzelne Kostenkomponenten K können zusätzlich gemischt ganzzahlig abgebildet werden. Dies beinhaltet die Restriktionen zu An- und Abfahrvorgängen und die Investitionsentscheidung. Der damit einhergehende Mehrbedarf an Rechenaufwand fordert dann allerdings eine geeignete Modellreduktion, z.B. die Verwendung weniger Zeitsegmente oder die rollierende Planung. Bei jährlich vollständig stündlich konfigurierten Modellläufen werden sowohl die Investitionen als auch die Anfahrkosten linearisiert abgebildet. Dabei wird jede positive Laständerung als Anteil eines Anfahrvorganges interpretiert und mit anteiligen Anfahrkosten bezuschlagt.

Die detaillierte Beschreibung aller Restriktionen³ kann jeweils in Sun et al. (2008), Sun (2013), Steurer (2017) und Fleischer (2019) nachgeschlagen werden. Sie dienen der Implementierung der folgenden Eigenschaften:

- Allgemein
 - Nachfragedeckung zu jedem Zeitpunkt (thermisch und elektrisch)
 - Deckung der Reservenachfrage zu jedem Zeitpunkt
- Thermische Erzeuger
 - Maximal abrufbare Kapazität beschränkt durch Verfügbarkeitsfaktor, Investitionsstatus, maximal installierter Kapazität und Betriebszustand
 - Maximale Reservebereitstellung beschränkt durch Verfügbarkeitsfaktor, Investitionsstatus, maximal installierter Kapazität und Betriebszustand
 - Minimaler Betriebspunkt (nur MIP)
 - Must-run Bedingung als untere Schranke
 - Brennstoffverbrauch
 - Zeitschrittübergreifende Restriktion zu Mindeststillstands- und Mindestbetriebs-Zeiten (MIP: exakte Abbildung; LP: linearisierte Annäherung als Rampenrestriktion, welche durch den Zustand der vorherigen Zeitschritte beeinflusst wird)
 - Laständerungsrestriktion

³Das E2M2 Modell existiert in mehreren Versionen, darunter auch die stochastischen Varianten mit dem Akronym E2M2s. Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich ausschließlich mit dem deterministischen Modell E2M2. Sollten in den hier genannten Quellen stochastische Ansätze beschrieben werden, so sind diese Modellteile zu vernachlässigen.

- Obere Schranke für den jährlichen Brennstoffverbrauch (z.B. für Biomasse)
- Restriktionen zur Wärmeauskopplung bei Gegendruckanlagen (ohne Freiheitsgrad) oder Entnahmekondensationsturbinen (mit Freiheitsgrad)
- Speicher(ähnliche) Technologien
 - Beschränkung der Erzeugungsleistung anhand Verfügbarkeit, Betriebszustand, Investitionsstatus, installierter Kapazität, Wirkungsgrad und Speicherfüllstand⁴
 - Beschränkung der Reservebereitstellung anhand Verfügbarkeit, Betriebszustand, Investitionsstatus, installierter Kapazität, Wirkungsgrad und Speicherfüllstand⁴
 - Beschränkung der Einspeicherleistung anhand Verfügbarkeit, Betriebszustand, Investitionsstatus, installierter (Einspeicher-)Kapazität, Wirkungsgrad und verfügbarem freien Speichervolumen⁴
 - Beschränkung des maximalen und minimalen Speicherfüllstandes
 - Addition des natürlichen Zuflusses zum Speicherfüllstand
- Fluktuierende Erneuerbare Erzeugung
 - Erzeugungsprofil als obere Schranke
 - Möglichkeit für Curtailment, beschränkt durch Erzeugungsprofil
- Stromnetz
 - Maximale Transportkapazität zwischen Regionen (kann abhängig vom Zeitpunkt und Richtung festgelegt werden)
 - Vorgabe der Randeinspeisung möglich
- Demand-Side-Integration
 - Maximale Bereitstellung von positiver und negativer DSM-Kapazität abhängig von (zeitlich variabler) Verfügbarkeit, Investitionsstatus, installierter Leistung und DSM-Speicherzustand⁴
 - Maximale Bereitstellung von Reserve abhängig von (zeitlich variabler) Verfügbarkeit, Investitionsstatus, installierter Leistung und DSM-Speicherzustand⁴
 - Jährliche DSM Nutzungsobergrenze
 - Maximaler und minimaler Füllstand des virtuellen DSM Speichers
 - Maximaler Kompensationszeitraum zur Aufholung der DSM-Aktivität
- Szenariorahmen
 - Jährliche Oberschranke für CO₂-Emissionen
 - Jährliche Obergrenze für EE-Curtailment

⁴Der Speicherfüllstand ist immer vom vorhergehenden Zeitschritt abhängig. Am ersten simulierten Zeitschritt kann entweder ein initialer Speicherfüllstand vorgegeben werden oder es wird der Speicherfüllstand des letzten Zeitschrittes als Vorgänger herangezogen.

- Ausbaupfad Erneuerbare als untere Schranke
- Mindestanteil EE-Erzeugung am Bruttostromverbrauch
- Jährliche obere Schranke für Investitionen (Abbildung von begrenzten Potenzialen)
- Kapazitätsreserve als untere Schranke installierter Kapazität unter Berücksichtigung von Capacity Credit Koeffizienten
- Reservemarkt
 - Reserveleistungsvorhaltung getrennt in rotierende und nicht-rotierende Reserve

Diese Restriktionen können je nach Anwendungsfall aktiviert oder deaktiviert werden und stellen das Grundgerüst des E2M2 Modells dar. Im Rahmen dieser Arbeit wurden mehrere Modellkonfigurationen verwendet, welche näher in Abschnitt 3.1 beschrieben werden.

Im Hinblick auf die Zielsetzung dieser Arbeit, den Einfluss der Zeitauflösung besser zu verstehen, wird zu Anschauungszwecken die Restriktion zur Nachfragedeckung näher betrachtet:

$$P_{r,t}^L = \sum_{u \in U_r} p_{u,t}^{\text{el}} - \sum_{u \in U_r^{\text{sto}}} p_{u,t}^{\text{lad}} + \sum_{r' \neq r} p_{t,r',r}^{\text{aust}} - \sum_{r' \neq r} p_{t,r,r'}^{\text{aust}} \quad (2-2)$$

$$\forall t \in T, \quad r, r' \in R^{\text{El}}$$

Die Gleichung beschreibt, dass die elektrische Last $P_{r,t}^L$ einer Modellregion r und eines Zeitpunktes t durch den Einsatz aller Einheiten u unter Berücksichtigung der Stromaustausche mit benachbarten Regionen r' gedeckt werden muss. Hierbei werden die Variablen zur elektrischen Erzeugung $p_{u,t}^{\text{el}}$, der Ladeleistung $p_{u,t}^{\text{lad}}$, der Stromimport $p_{t,r',r}^{\text{aust}}$ und der Stromexport $p_{t,r,r'}^{\text{aust}}$ bilanziert.

Diese Gleichung wird für jeden Zeitschritt und jede Region aufgestellt. Bei konstanter Anzahl an Regionen vergrößert sich das Modell mit jedem Zeitschritt. Hierbei ist es nicht von Bedeutung, wie groß die zeitliche Dauer des jeweiligen Zeitschrittes ist. Es zählt allein die Anzahl an Zeitschritten $|T|$. Dies gilt natürlich für eine Vielzahl der Restriktionen. Ein weiteres Beispiel für die Skalierung der Modellgröße mit $|T|$ stellen zeitschrittübergreifende Restriktionen wie die Implementierung eines CO_2 -Budgets B^{CO_2} dar:

$$\sum_{u \in U^{\text{Therm}}} \sum_{t \in T} V_{u,t}^{\text{CO}_2} \leq B^{\text{CO}_2} \quad (2-3)$$

Hierbei wird beschrieben, dass die Summe der CO_2 -Ausstöße $V_{u,t}^{\text{CO}_2}$ jeder Einheit u zu jedem Zeitschritt t kleiner als ein exogen definiertes CO_2 -Budget B^{CO_2} bleiben muss. Die Anzahl der Elemente der Summe wird durch die Anzahl der Einheiten und Zeitschritte bestimmt.

Beide hier gezeigten Gleichungen bestimmen die Anzahl an Zeilen und Spalten in der Pivot-Tabelle des LP. Eine Erhöhung von $|T|$ spiegelt sich unweigerlich in der Größe des LP wider.

2.2 Definition von Flexibilität



Definition von Flexibilität in der Literatur
Herleitung eines modellorientierten Flexibilitäts-Begriffs

Der Begriff der Flexibilität kann vielseitig aufgefasst werden. IRENA (2017) gibt hierbei eine umfangreiche Übersicht über die in der Literatur verwendeten Definitionen und Anwendungsfälle des Begriffs „Flexibilität“. Hierbei wurden folgende drei Kategorien an Flexibilität in der Literatur identifiziert: Stabilität, Ausgleich und Versorgungssicherheit.⁵ Hierbei stehen sich „Stabilität“ und „Ausgleich“ sehr nahe. Die am häufigsten auftretenden Definitionen befassen sich mit „Ausgleich“, also der Eigenschaft regulierbar zu sein, dem Lastverlauf folgen zu können und planbar zu sein. Im engeren Sinne sind dies auch die Eigenschaften, welche für die Frequenzhaltung notwendig wären. Hiermit befasst sich allerdings die Flexibilitätskategorie „Stabilität“, welche sich den nachgelagerten Prozessen zur Frequenz- und Spannungshaltung widmet und sich deshalb von der Ausgleichs-Flexibilität abgrenzt. Für die Kategorie „Ausgleich“ präferiert IRENA (2017) die Definition von EPRI (2014):

The ability to ramp and cycle resources to maintain a balance of supply and demand on timescales of hours and minutes through reliably operating a system at least cost.

Weitere Definitionen in dieser Kategorie thematisieren die Fluktuationen und Änderungen im System, oft im Zusammenhang mit den Erneuerbaren. Unvorhersehbare Ereignisse, wie z.B. Ausfälle, werden in einigen Definitionen explizit ausgeschlossen.

Untersuchungsgegenstand der vorliegenden Arbeit stellen Strommarktmodelle dar, welche ihren Fokus auf der Entwicklung des Strommarktes haben. Hierzu werden insbesondere der marktgetriebene Ausbau von Erzeugungskapazitäten und deren vermarkteten Erzeugungsmengen betrachtet. Ausschlaggebend hierfür sind die Strompreise und -mengen, welche am Spotmarkt gehandelt werden. Dieser Zusammenhang entspricht der Flexibilitätskategorie „Ausgleich“.

Die Kategorien „Stabilität“ und „Versorgungssicherheit“ spielen in Strommarktmodellen zwar auch eine Rolle, werden aber in der Regel getrennt von der Ausbauplanung, meistens mit nachgelagerten Analysen, untersucht. Als Beispiel hierfür kann die Versorgungssicherheitsstudie BMWi (2019) genannt werden, bei der in dem Strommarktmodell nachgelagerten Prozessschritten auf die Versorgungssicherheit eingegangen wird. Für Stabilitätsuntersuchungen werden typischerweise Netzmodelle verwendet, welche sich methodisch stark von Strommarktmodellen unterscheiden. Da in der vorliegenden Arbeit der Fokus auf der Strommarktmodellierung liegt, wird nicht weiter auf die Bedeutung dieser beiden Flexibilitätskategorien eingegangen.

Neben der Bedeutung der Flexibilität im realen System, kann das Konzept von *Flexibilität* auch in der Struktur von Optimierungsmodellen wiedergefunden werden⁶.

⁵Die Originalbegriffe im Englischen sind „stability“, „balancing“ und „adequacy“

⁶Die stellt keinesfalls einen Zufall dar, da die Modelle zur Abbildung der Realität konzipiert wurden. Die modell-orientierte Herangehensweise bietet aber den Vorteil, dass man alle vorhandenen Implementierungen von Flexibilität erfasst.

Bottom-up Modelle, welche auf den technologischen Eigenschaften des Elektrizitätssektors aufbauen, verinnerlichen naturgemäß das Prinzip des „Ausgleichs“. An der Modellbeschreibung in Abschnitt 2.1 kann beobachtet werden, dass ein Großteil der Entscheidungsvariablen genau diese Möglichkeiten der Flexibilität widerspiegeln, welche unter die Definition von EPRI (2014) fallen. Hierzu gehört die Fähigkeit der thermischen Kraftwerke und Speichereinheiten ihre Erzeugung zu kontrollieren („ramp and cycle“) als auch die Möglichkeit des Curtailments Erneuerbarer („ramp“). Des Weiteren können im Modell Lastflexibilisierungstechnologien abgebildet werden, welche auch unter „ramp and cycle resources“ fallen.

Demgegenüber stehen die Variablen, welche bei der Ausbauplanung Verwendung finden, wie etwa die zugebauten Kapazitäten. Diese würde z. T. auch in die Kategorie „Versorgungssicherheit“ fallen. Des Weiteren kann die Regelleistungsvorhaltung vereinfacht abgebildet werden, welches die Kategorie „Stabilität“ anschnidet. Im Rahmen dieser Arbeit wird eine praktische Auffassung der Flexibilität aus Modell-Sicht verwendet:

Die Flexibilität eines modellierten Systems spiegelt sich in den Entscheidungsvariablen des linearen Optimierungsproblems wider. Die Flexibilitäten entsprechen also den somit abbildbaren Technologien.

Diese Sichtweise umfasst also ausschließlich die bereits modellierten Flexibilitäten. Sie ist dementsprechend nicht zur Entwicklung von neuen Modellen oder zur Einschätzung über die Anwendbarkeit von Modellen heranziehbar. Allerdings erlaubt sie die Analyse des Einflusses der Zeitauflösung auf die Modellergebnisse des betrachteten Modells. Über den Vergleich der modellendogen abgebildeten Technologien können die Ergebnisse dieser Arbeit auf weitere Modelle übertragen werden.

Das Kernthema dieser Arbeit, die „Bewertung von Flexibilitäten“, umfasst also nicht ausschließlich Technologien wie Stromspeicher, welche im Sprachgebrauch als „Flexibilität“ oder „Flexibilitätsoption“ bezeichnet werden, sondern vielmehr die Gesamtheit an Flexibilitätsmaßnahmen, welche ein Optimierungsmodell nutzt, um eine Strommarkt berechnung durchzuführen. In dieser Arbeit wird allgemein untersucht, wie sich der Einsatz (und damit auch der Nutzen / Wert) aller Modellvariablen in Abhängigkeit der Zeitauflösung verändert. Dieses vorerst mathematische Problem lässt sich anschließend wieder auf Technologiegruppen übertragen, um anwendungsorientierte Fragestellungen bedienen zu können.

2.3 Zeitauflösung in Strommarktmodellen



Zeitauflösung, eine von drei Zeitdimensionen in Modellen
Verfahren der zeitschritt-basierten Modellreduktion
Beschreibung des zugrundeliegenden Verfahrens

Eine der wichtigsten Restriktionen eines jeden linearen Optimierungsmodells, unabhängig davon, ob es das gesamte Energiesystem betrachtet oder speziell auf den Stromsektor ausgerichtet ist, stellt die Nebenbedingung zur Deckung der Nachfrage

dar. Für Strommarktmodelle ist dies die Stromnachfrage, welche durch die unterschiedlichen Stromerzeugungstechnologien gedeckt werden muss. Dies wird üblicherweise in Form einer Bilanzgleichung für Energiemengen umgesetzt. Im Falle von E2M2 stellt dies die Gl. 2-2 dar. Diese Bilanz wird typischerweise für jede Stunde des Jahres aufgestellt, da u.a. somit die gehandelten Stundenblöcke⁷ des Day-Ahead Spotmarktes abgebildet werden können.⁸

Die Dauer der einzelnen „Bilanzräume“, welche zur Deckung der Nachfrage herangezogen werden, bestimmt die Zeitauflösung des Modells. Je kürzer diese Dauer ist, desto genauer kann die Variabilität des Systems erfasst werden. Allerdings bedeutet dies auch, dass bei gleichbleibendem Betrachtungshorizont von einem Jahr, eine höhere Anzahl an Bilanzräumen (Zeitschritte) benötigt werden. Für die Strommarktmodelle bedeutet dies wiederum, dass sich die Anzahl an Nebenbedingungen erhöht und damit auch der Rechenaufwand steigt. Folglich existiert ein Zielkonflikt zwischen Abbildungsgenauigkeit der Variabilität des Systems und der Rechenzeit. In der Modellbeschreibung in Abschnitt 2.1 kann dies in Gl. 2-2 beobachtet werden: je mehr Zeitschritte t existieren, desto öfter muss diese Gleichung aufgestellt werden.

Im Zuge der Integration von fluktuierender Erneuerbare Energien steigt zwangsläufig die Variabilität des Systems. Es stellt sich nun die Frage, welche Zeitauflösung für die Abbildung zukünftiger Systeme notwendig wird. Um den Zielkonflikt zwischen Genauigkeit und Rechenzeit bezogen auf die Zeitauflösung besser greifen zu können, werden zunächst die Begrifflichkeiten rund um den Begriff „Zeit“ in Modellen geklärt. Anschließend werden die unterschiedlichen zeitschritt-basierten Verfahren umrissen, welche zur Reduktion der Modellgröße genutzt werden können. Für die Untersuchungen in der vorliegenden Arbeit sind zwei Verfahren besonders relevant, weshalb diese abschließend näher beschrieben werden.

2.3.1 Begriffserklärung

In IRENA (2017) werden die Begriffe: „Planning time horizon“, „timeframe“ und „time resolution“ definiert. Um Verwirrung mit übersetzten Begriffen zu vermeiden, wird - wann immer ein Begriff aus diesem Zusammenhang verwendet wird - der englischsprachige Begriff verwendet. „Planning time horizon“ beschreibt dabei, wie weit die Analyse in die Zukunft reicht. „Timeframe“ bezieht sich auf die Dauer bzw. Länge des untersuchten Zeitraumes. „Time resolution“ definiert die Granularität des modellierten Systems. In Abb. 2-2 sind die jeweiligen Ausprägungen dieser Zeitparameter anhand von Anwendungsbeispielen dargestellt.

Technisch detailliert modellierte Netzwerkanalysen werden an einzelnen kritischen Stunden eines Jahres durchgeführt und besitzen dementsprechend einen besonders niedrigen „timeframe“. Meistens werden sie im Rahmen von Netzentwicklungsplänen für die nahe Zukunft durchgeführt und stehen daher eher links auf der „planning time

⁷An der EPEX Spot werden Day-Ahead Auktionen für Stundenblöcke für die Länder Deutschland, Österreich, Luxemburg, Frankreich, Niederlande, Belgien und Schweiz gehandelt. Das Vereinigte Königreich handelt in 30 minütigen Produkten. (EPEX Spot SE, 2018)

⁸Im Rahmen dieser Arbeit wird die Auflösung auf Viertelstundenintervalle angehoben. Somit werden auch die Bilanzintervalle am Intraday bzw. die Bilanzintervalle des Bilanzkreisregimes vollständig erfasst.

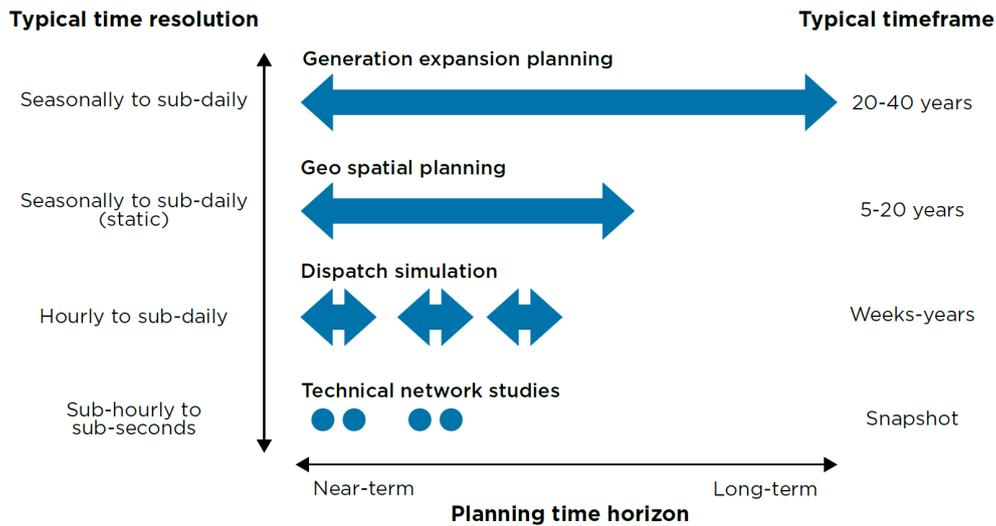


Abb. 2-2: „Planning time horizon“, „timeframe“ und „time resolution“ unterschiedlicher Modelltypen (IRENA, 2017)

horizon“ Achse. Die Granularität - also die „time resolution“ - ist hierbei sehr hoch.

Demgegenüber stehen zum Beispiel die Entwicklungen von Leitszenarien, wie sie in Pfluger et al. (2017) zu finden sind. Hier liegt der Fokus in der Entwicklung bis weit in die Zukunft, weshalb dies durch einen großen „planning time horizon“ charakterisiert wird. Da der Startpunkt dieser Szenarien in der Gegenwart liegt, ist auch gleichzeitig das „timeframe“ hoch. Um die Komplexität solcher Modelle im Rahmen zu halten, wird üblicherweise eine geringe „time resolution“ gewählt.

Der Begriff „Zeitauflösung“, wie er in der vorliegenden Arbeit verwendet wird, entspricht dem „time resolution“ aus IRENA (2017) und wird daher im weiteren Verlauf nicht mehr getrennt ausgewiesen. Untersuchungsgegenstand dieser Arbeit ist ausschließlich die Zeitauflösung und deren Einfluss auf die Modellergebnisse.

2.3.2 Übersicht der Verfahren zur Zeitreihenaggregation

Bei der Übersicht über Verfahren zur Zeitreihenaggregation spielt die Arbeit von Hoffmann et al. (2020) eine zentrale Rolle. Dort wurden 130 Veröffentlichungen zu Verfahren analysiert, welche sich mit Reduktion der Modellgröße durch Zeitreihenaggregation an Ausbauplanungs- und Kraftwerkseinsatzplanungsmodellen auseinandersetzen.⁹ Hieraus haben sie eine Schematik abgeleitet, welche die sehr weite Bandbreite an Verfahren kategorisiert.

Eine der Herausforderungen von Hoffmann et al. (2020) stellte die bisher inkonsistente Benennung solcher Verfahren dar, welche eine schlüsselwort-basierte Suche erschwerten. Es wurde deshalb ein iteratives Verfahren durchlaufen, welches ständig eine Liste an Synonymen pflegte, um die volle Bandbreite an Verfahren greifen zu können.

⁹Für die vorliegende Arbeit wurde auch unabhängig von Hoffmann et al. (2020) nach Verfahren zur Reduktion der Zeitauflösung recherchiert. Dabei sind aber keine zusätzlichen Verfahren aufgefallen. Für den weiteren Verlauf dieser Arbeit wird deshalb angenommen, dass die Arbeit von Hoffmann et al. (2020) ein hinreichend vollständiges Bild des Stands der Technik zeichnet.

Ein Kernergebnis von Hoffmann et al. (2020) stellt die Abb. 2-3 dar. Es wurden vier Gruppen an Verfahren identifiziert: „Resolution Variation“ (Variation der Zeitauflösung), „Typical Periods“ (Repräsentative Zeitabschnitte), „A Priori“ und „A Posteriori Methods“. Diese Kategorien schließen sich gegenseitig nicht aus. Vielmehr können sie, beginnend von oben, im Uhrzeigersinn aufeinander aufbauend angewandt werden.

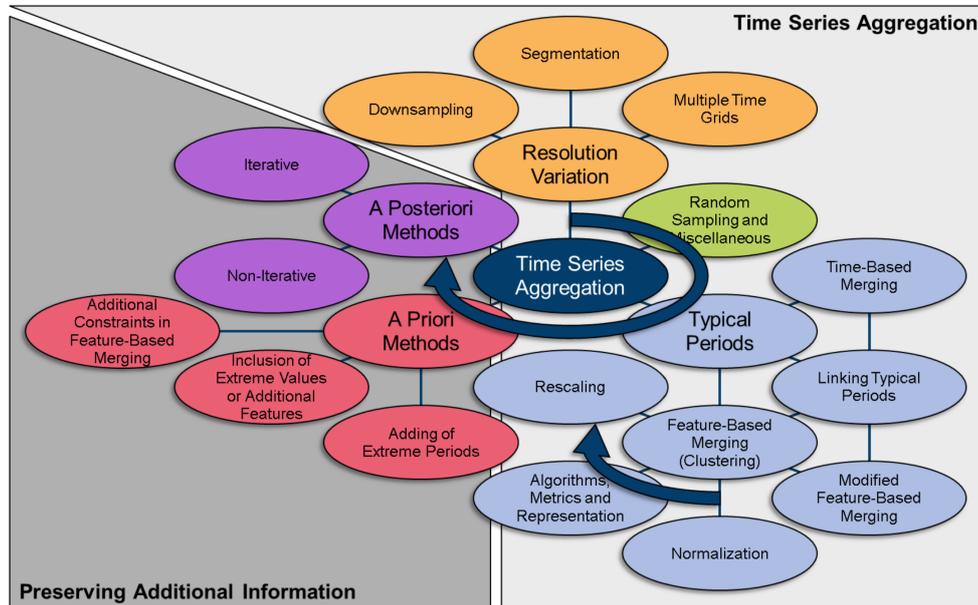


Abb. 2-3: Verfahren zur Zeitreihenaggregation (Hoffmann et al., 2020)

Die *Variation der Zeitauflösung* beschreibt das Zusammenfassen (aggregieren) von benachbarten Zeitschritten. Dies kann äquidistant und nicht-äquidistant nach unterschiedlichen Kriterien geschehen. Verfahren, welche mit *repräsentativen Zeitabschnitten* arbeiten, analysieren die einzelnen Zeitschritte hinsichtlich ihrer Ähnlichkeit untereinander. Daraufhin können eine kleine Auswahl an beliebig langen Zeitabschnitten ausgewählt werden, welche das gesamte Jahr repräsentieren. Diese können bei Bedarf gewichtet werden. Die letzten beiden Kategorien zur Erhaltung zusätzlicher Informationen bestehen aus Verfahren, welche z.B. die Wahl zusätzlicher Zeitschritte zur Abbildung von Extremereignissen umfassen. Weiterhin können hierunter auch iterative Verfahren zur Neuauswahl von Aggregations- oder Auswahlkriterien fallen.

Eine Bewertung der Effizienz oder Ergebnisgenauigkeit der Verfahren wurde nicht vorgenommen. Die nachfolgend beschriebenen Beispiele lassen den Schluss zu, dass eine allgemeine Bewertung der Verfahren bzw. Verfahrenskombinationen nicht möglich ist. Vielmehr ist zu erwarten, dass die Eignung der Verfahren individuell von der Modellmethodik, den konkreten Parametern und der dahinterliegenden Fragestellung abhängt.

In Beck et al. (2016) und Stenzel et al. (2016) wurde der Einfluss der Zeitauflösung in einem Subsystem des Stromsektors untersucht: in PV-Speicher-Systemen. Untersuchungsgegenstand sind PV-Anlagen, welche in Kombination mit Speichern betrieben werden. In beiden Arbeiten wurde untersucht, welchen Einfluss die Zeitauflösung auf die Speichereinsätze haben. Es handelt sich zwar nur um eine kleine Teilmenge

des Stromsystems, doch kann davon ausgegangen werden, dass diese Effekte auch in Strommarktmodellen auftauchen, da dort dieselben Technologien agieren. Beide Arbeiten kommen zum Schluss, dass eine hohe Zeitaufösung für die Qualität der Ergebnisse wichtig ist.

In Poncelet et al. (2016) wird auf den Zusammenhang zwischen technischem Detailgrad und zeitlicher Auflösung eingegangen. Hierfür wurden zum einen eine Literaturrecherche durchgeführt und zum anderen wurden diverse Modellexperimente durchgeführt.

Das Ergebnis der Literaturrecherche von Poncelet et al. (2016) ist, dass bei zu niedrig gewählter zeitlicher Auflösung die Integration Erneuerbarer in Kapazitätsplanungstools überschätzt und die Notwendigkeit konventioneller Technologien unterschätzt wird. Darüber hinaus merken die Autoren an, dass es bei Modellexperimenten zur Variation der Zeitaufösung besonders wichtig ist, geeignete technische Restriktionen im Modell abzubilden. Die Literaturrecherche habe mehrere Modellexperimente identifiziert, welche mit Modellen mit langen Betrachtungshorizonten¹⁰ und niedrigem technischen Detaillierungsgrad durchgeführt wurden. Diese Modelle seien aber nur bedingt zur Anwendung mit hohen zeitlichen Auflösungen geeignet, da technische Bedingungen, welche nur bei Betrachtung von feinteiligen Zeitschritten auftauchen, erst gar nicht geeignet abgebildet sind. Eine Erhöhung der Zeitaufösung wirkt sich bei solchen Modellen naturgemäß kaum auf das Ergebnis aus.

Der experimentelle Teil von Poncelet et al. (2016) wurde mit drei Modellen durchgeführt. Ein übergeordnetes Energiesystemmodell mit langem Planungshorizont, im Sinne von „timeframe“ und „planning time horizon“, stellt den anderen beiden Modellen für ein in Zukunft gelegenes Stichjahr die endogen ermittelten installierten Kapazitäten zur Verfügung. Die beiden anderen Modelle sind zum einen ein technologisch simples Merit Order basiertes Dispatch Modell und zum anderen ein technologisch komplexes Kraftwerkseinsatzplanungsmodell. Die Kraftwerkseinsätze der Dispatch-Modelle wurden sowohl mit dem übergeordneten Ausbauplanungsmodell verglichen, als auch untereinander. Zusätzlich wurde bei den Dispatch-Modellen eine Variation der Zeitaufösung vorgenommen. Bei letzterem Vergleichsfall wurden die Ergebnisse der reduzierten Modelle mit denen der hochaufgelösten Modelle verglichen. Hierbei wurden die Ergebnisabweichungen der reduzierten Modelle als Fehler interpretiert, welche durch die Reduktion der Zeitaufösungen bewirkt wurden.

Zum einen konnten Poncelet et al. (2016) experimentell zeigen, dass der Fehler niedrig aufgelöster Modelle mit wachsendem Anteil EE steigt. Zum anderen stellten sie fest, dass es auch einen Zusammenhang mit der Modellkomplexität gibt. Je höher der technische Detailgrad eines Modells ist, desto höher fallen dort die Fehler einer niedrigen Zeitaufösung aus. Modelle mit niedriger Zeitaufösung unterschätzen die Kosten, die Nachfrage an Flexibilität und die Treibhausgasemissionen.

Auch in Collins et al. (2017) wurde auf das Zusammenspiel zwischen Zeitaufösung und technologischem Detailgrad eingegangen. Im Fokus standen Integrated Assessment Modelle, Energiesystemmodelle und Kraftwerkseinsatzplanungsmodelle. Der technologische Detailgrad ist bei ersteren am niedrigsten und bei letzteren Modellen am höchsten. Der Umfang der Modelle bezüglich der integrierten Sektoren verläuft

¹⁰In der Logik von IRENA (2017) als „timeframe“ interpretiert.

komplementär hierzu und ist somit bei IAM am höchsten. Als Ergebnis der eingehenden Literaturrecherche halten Collins et al. (2017) fest, dass mit sinkender technologischer Detaillierung die Integration Erneuerbarer überschätzt und die Nachfrage an systemseitiger Flexibilität unterschätzt wird. Durch eine weitere Recherche zeigen sie auf, welche Methoden zur Verfügung stehen, um diesen Problemen entgegenzuwirken. Sie schlagen hierbei zwei unterschiedliche Herangehensweisen vor. Zum einen können technologisch höher aufgelöste Modelle mit den jeweils niedriger aufgelösten Modellen per soft-link gekoppelt werden. Und zum anderen können technische Restriktionen der höher aufgelösten Modelle in die niedriger aufgelösten Modelle integriert werden. (Zur Erinnerung, ein niedriger aufgelöstes Modell umfasst mehr Elemente des Energiesektors.) Weiterhin halten Collins et al. (2017) fest, dass die chronologische Reihenfolge der Zeitschritte wichtig für die adäquate Abbildung eines Systems mit hohen Anteilen Erneuerbarer ist.

In Pfenninger (2017) wurden unterschiedliche Verfahren zur Zeitreihenaggregation experimentell untersucht. Es wird zwischen „Downsampling“, „Clustering“, „Heuristics“ und „kombinierten Verfahren“ unterschieden. Erstere beide können in Abb. 2-3 direkt gefunden werden. „Heuristics“ ist nach Hoffmann eher zu den „A Priori Methods“ zu zählen, wobei Teile der Beschreibung auch zum „Feature-Based Merging“ passen. Die „kombinierten Verfahren“ sind in Abb. 2-3 nicht getrennt ausgewiesen. Diese ergeben sich, wie der Name schon suggeriert, durch Kombination der dargestellten Verfahren.

Auch Pfenninger (2017) merken an, dass die Kontinuität der Zeitschritte eine signifikante Rolle in der Genauigkeit der Modelle einnimmt. Selbst wenn innerhalb repräsentativer Zeitabschnitte diese Kontinuität gegeben ist, so sind die einzelnen Segmente weiterhin voneinander weitestgehend unabhängig. Da die Untersuchungen mit demselben Modell auf denselben zugrundeliegenden Inputdaten durchgeführt wurden, sind die Verfahren direkt miteinander vergleichbar. Die Autoren vergleichen die verschiedenen Verfahren anhand der Ergebnisse „installierte Kapazität“ und „Stromgestehungskosten“. Dabei werden einzelne Vor- und Nachteile der jeweiligen Verfahren herausgearbeitet.

Im Modellvergleich von Savvidis, Siala et al. (2019) wurden mehrere Modelle mit Strommarktfokus verglichen. Unter den Vergleichskriterien befinden sich für die Zeitdimension die Kriterien „continuity of time steps“ und „high temporal resolution“, welche die Ausprägungen „ja“ und „nein“ annehmen können. Da Modelle meist als Modellframeworks zu verstehen sind, welche unterschiedlich konfiguriert werden können, konnte in diesem Vergleich nicht analysiert werden, wie oft die untersuchten Modelle tatsächlich mit vollständig kontinuierlichen Zeitschritten und hoher zeitlicher Auflösung von mindestens einer Std. verwendet wurden. Die Autoren kommen aber zum Schluss, dass laut respektiven Modelldokumentationen die meisten Modelle über die Möglichkeit verfügen, den modellierten Zeitraum in hoher Auflösung und chronologisch unterbrechungsfrei abzubilden. Dies verdeutlicht, dass die Notwendigkeit einer hohen zeitlichen Auflösung von der Modellierungscommunity akzeptiert ist.

Im Rahmen dieser Arbeit wird, wie bereits auch in Abschnitt 1.3 angekündigt, die gänzliche Vermeidung von Ergebnisabweichungen nach Anwendung von Zeitschrittreduktionsmethoden angestrebt. Die chronologische Unterbrechungsfreiheit nimmt deshalb eine besondere Rolle ein. Der Hintergrund hierfür ist durch die Erkenntnisse von

Collins et al. (2017) und Pfenninger (2017) begründet. Zusätzlich zu diesen experimentellen Erkenntnissen wird auch in Weber (2005) beschrieben, dass die Kontinuität der Zeitschritte für eine adäquate Abbildung des Strommarktes wichtig ist. Alle methodischen Überlegungen in dieser Arbeit beschränken sich deshalb auf „Resolution Variation“ Verfahren.

2.3.3 Resolution Variation Verfahren

Im folgenden Abschnitt werden einige Untersuchungen aus der Literatur vorgestellt, welche besonders relevant für die Fragestellungen dieser Arbeit sind. Wie in Abschnitt 1.2 beschrieben wurde, besteht das erste Ziel darin, die Wirkmechanismen unterschiedlicher Auflösungen zu verstehen. Die Methodik, welche in dieser Arbeit zur Analyse der Wirkmechanismen erarbeitet wurde, basiert auf bekannte Resolution Variation Verfahren. Der Fokus auf Resolution Variation Verfahren wird aber auch noch darin begründet, dass zur Erreichung des zweiten Ziels ein neues Verfahren dieser Kategorie entwickelt wurde.

Von besonderer Relevanz sind die Subkategorien „Downsampling“ und „Segmentation“, welche nach Hoffmann et al. (2020) beide der Kategorie der Resolution Variation angehören. Eine grundlegende Eigenschaft des Downsamplings stellt die Wahrung der Kontinuität der Zeitschritte dar. Lediglich die Anzahl und Größe der in Abschnitt 2.3 genannten Bilanzzeiträume variiert. Wie bereits mehrfach erwähnt, werden genauere Ergebnisse dabei prinzipiell bei einer hohen Anzahl an kurzen Zeitschritten erwartet, da diese die Variabilität des Systems detaillierter abbilden können.

Deane et al. (2014) verwenden unterschiedlich aufgelöste Modelle, um den Kraftwerkseinsatz des irischen Stromsektors zu untersuchen. Es sollte u. a. festgestellt werden, ob die bisher stark verbreitete, stündliche Referenzauflösung zur Ermittlung zukünftiger Stromsysteme ausreichend ist, oder ob eine unterstündliche Abbildung des Stromsektors notwendig wird. Die Zeitauflösung wurde hierbei symmetrisch verändert. Alle Zeitschritte wurden nach demselben Muster aggregiert bzw. disaggregiert. Die Inputdaten für die Modellrechnungen entnehmen sie aus dem Szenario von SONI Ltd und Eirgrid Plc (2012), welches u.a. das Jahr 2020 mit einem erhöhten Einsatz von Windkraftanlagen beschreibt. Die Ergebnisse dieser Untersuchung zeigen, dass eine Erhöhung der Zeitauflösung von stündlich hin zu unterstündlich kaum einen Einfluss auf das Stromsystem hat.

Das in dieser Studie betrachtete Zielsystem stellt eine Hochrechnung des Jahres 2020 dar, was zum Zeitpunkt der Veröffentlichung ca. 6 Jahre in der Zukunft lag. Der angenommene Anteil an durch Windenergie erzeugtem Strom wurde auf ca. 40% des Stromverbrauches geschätzt. Verglichen zu vollständig oder zumindest beinahe vollständig dekarbonisierten Stromsystemen handelt es sich hierbei um ein nicht ausschließlich durch EE geprägtes System. Es ist zu erwarten, dass höhere Anteile an Windkraft zu höheren Abweichungen zwischen stündlichen und unterstündlichen Modellen führen.

Als nächstes soll auf die Segmentation Verfahren eingegangen werden, welche technisch aufwendiger als das Downsampling sind. Zu Beginn wird auf Graeber (2002) verwiesen, welcher in seinem Energiesystemmodell nicht-äquidistante Zeitschritte verwendet, um die Modellgröße im Rahmen zu halten. Die Wahl der Zeitschritte, wel-

che aggregiert betrachtet werden, wurden in diesem Beispiel über ein heuristisches Verfahren ermittelt, welches nicht näher beschrieben ist. Vergleiche zur Genauigkeit des Verfahrens wurden nicht vorgenommen. Angesichts des Alters der Arbeit kann angenommen werden, dass detailliertere bzw. vollständig stündlich aufgelöste Modellvarianten aufgrund der damals begrenzten Rechenkapazität schlichtweg nicht gelöst werden konnten.

Auch in Mavrotas et al. (2008) wurde eine nicht-äquidistante Zeitauflösung gewählt. Untersuchungsgegenstand ist in diesem Falle ein einzelnes Gebäude (Fallstudie eines Krankenhauses), welches mittels eines Energiesystemmodells¹¹ abgebildet wird. Anders als in Graeber (2002) wurde die Aggregation der benachbarten Zeitschritte nicht manuell, sondern basierend auf dem Kriterium der Gradienten gewählt. Ist der kombinierte Gradient aller Energiebedarfe niedrig, so werden die aufeinanderfolgenden Zeitschritte als ein Block abgebildet. Dieses Verfahren wurde allerdings nur innerhalb des Zeitraumes von einem Modell-Tag angewandt. Der Betrachtungshorizont von einem Jahr hingegen ist ausschließlich durch die Modellierung von drei repräsentativen Tagen vorgenommen worden.

In der Arbeit von Fazlollahi et al. (2014) wurde ein Clusterverfahren angewandt, welches mehrere Indikatoren zur Auswahl derjenigen Zeitschritte heranzieht, welche zusammengefasst werden sollen. Hierzu werden statistische Kriterien wie die mittlere Abweichung der sich neu ergebenden Lastdauerlinie gegenüber der ursprünglichen, stündlich aufgelösten Lastdauerlinie ausgewertet. Ähnlich wie in Mavrotas et al. (2008) wird auch hier zusätzlich auf repräsentative Zeitsegmente zurückgegriffen, sodass zwar die Kontinuität innerhalb eines modellierten Tages gegeben ist, der vollständige Modellhorizont von einem Jahr allerdings nur mittels Typtage abgebildet wird. Ähnliche Verfahren mit jeweils abweichenden Kriterien zur Bewertung der Wahl der Zeitschritte wurden z. B. in den Arbeiten von Bungener et al. (2015), Bahl et al. (2018), Baumgärtner, Temme et al. (2019) und Baumgärtner, Bahl et al. (2019) vorgestellt.

Analog hierzu schlägt auch vom Stein et al. (2017) ein adaptives Verfahren zur Reduktion der Zeitdimension vor, welches die chronologische Reihenfolge aller Zeitschritte innerhalb des Modellhorizonts vollständig beibehält. Es wird in einem Kraftwerkseinsatzplanungsmodell mit gemischt-ganzzahliger Optimierung angewandt. Hierbei wird der modellierte Zeitraum von einem Jahr in stündlicher Auflösung zugrunde gelegt. Anschließend wird die Residuallast des Systems hinsichtlich des Gradienten ausgewertet. Hierbei nimmt vom Stein et al. (2017) an, dass höhere Rampen granularer abgebildet werden müssen als niedrige Rampen. Das adaptive Verfahren fasst jeweils benachbarte Zeitschritte mit niedrigen Rampenwerten zusammen und mittelt die dazugehörigen Parameter wie etwa die Stromnachfrage. vom Stein et al. (2017) erreicht im Vergleich zu konventionell starr aufgelösten Modellen eine signifikante Modellreduktion bei akzeptabler Modellabweichung.

Dieses Vorgehen, welches in der Literatur auch unter dem Begriff *chronologisches Clustern*¹² zu finden ist, wurde von Pineda und Morales (2018) näher untersucht. Die

¹¹Das in Mavrotas et al. (2008) verwendete Modell gleicht zwar methodisch nicht dem E2M2-Modell, allerdings gibt es zahlreiche Ähnlichkeiten in der Abbildung der Energiebilanzen und der Zeitdimension.

¹²Der Begriff „Clustern“ wird in der Literatur häufig im Zusammenhang mit Typtagen bzw. Typwochen verwendet, wenn Clusteralgorithmen zur Wahl von Zeitabschnitten eingesetzt werden. Dies

Autoren haben ein hierarchisches Clusterverfahren entwickelt, welches im Gegensatz zu vom Stein et al. (2017) ohne Heuristik auskommt. Hierbei werden ausgehend von einem vollständig stündlich aufgelösten Modell benachbarte Zeitschritte iterativ zu Clustern aufaggregiert, ohne dabei die Kontinuität der Zeitschritte zu brechen. Ausschlaggebend ist hier ein Ähnlichkeitsmaß der normierten Zeitreihen. In einem länderscharfen Investitionsmodell im Kontext der EU konnte dieses Verfahren experimentell den klassischen Typtage- und Typwochen Verfahren gegenübergestellt werden. Pineda und Morales (2018) stellen fest, dass der Erhalt der zeitlichen Abfolge der Zeitschritte einen großen Beitrag zur adäquaten Abbildung von Speichereinheiten in Systemen mit hohen Anteilen EE leistet. Im Vergleich zu den klassischen Verfahren konnten bei ähnlichen Modellreduktionen wesentlich geringere Abweichungen zum vollständig stündlich aufgelösten Benchmarkmodell festgestellt werden. Die beiden zuletzt genannten Quellen haben anschaulich gezeigt, dass die Einhaltung der Kontinuität der Zeitschritte ein wichtiges Kriterium für effiziente Reduktionsmechanismen darstellt.

Schlussfolgerung: Eine Gemeinsamkeit der Quellen, welche Verfahren quantitativ gegenüberstellen, liegt darin, dass Ergebnisabweichungen unterschiedlich aufgelöster Modelle miteinander verglichen werden. Gewissermaßen kann man die Untersuchung von Ergebnisabweichungen aber auch als Untersuchung von Symptomen unsachgemäßer Aggregation auffassen. Die tatsächlichen Abläufe auf Modellebene, welche besonders genaue oder ungenaue Ergebnisse bedingen, wurden nicht durchleuchtet. Nach Ansicht des Autors dieser Arbeit ist ein tiefgreifendes Verständnis aber Grundvoraussetzung für maßgeschneiderte und effiziente Modellreduktionsverfahren. Deshalb muss in einem ersten Schritt eine Methode hergeleitet werden, welche diese tatsächlichen Abläufe bzw. Fehlermechanismen aufdeckt. Erst im Anschluss sollte die Entwicklung eines Verfahrens zur Modellreduktion unter Berücksichtigung der gewonnenen Erkenntnisse durchgeführt werden.

Die methodischen Fortschritte dieser Arbeit sind in zwei Kapitel aufgeteilt. Zum einen wird in Kapitel 3 detailliert auf die Fehlermechanismen unsachgemäß angewandter Aggregation von Zeitschritten eingegangen. Ziel ist die Identifizierung aller Fehlertreiber. Hierfür wurde eine neuartige Methode erarbeitet und angewandt. Anschließend werden die Ergebnisse in Kapitel 4 validiert und gleichzeitig die Möglichkeit eines Modellreduktionsverfahrens vorgestellt. Mithilfe der Erkenntnisse dieser Arbeit lässt sich auch die Effizienz des heuristischen Ansatzes nach vom Stein et al. (2017) erklären.

darf nicht mit der Nomenklatur „chronologisches Clustern“ verwechselt werden. Hierbei handelt es sich lediglich um das Zusammenfassen benachbarter Zeitschritte, ohne die Kontinuität der Zeitschritte zu brechen.

3 Fehlermechanismen der Zeitreihenaggregation

In Abschnitt 2.3.2 wurde gezeigt, dass zahlreiche Untersuchungen existieren, welche auf die Potenziale von Zeitreihenaggregationsmechanismen und deren verursachten Modellabweichungen eingehen. Die bisherigen Betrachtungen haben Fehler als Abweichungen wichtiger Modellergebnisparameter gemessen. In Abschnitt 2.3.3 wurde abschließend gefolgert, dass keine der bekannten Studien genau genug auf die Mechanismen eingeht, welche die Abweichungen hervorrufen.

In den Vorüberlegungen von Savvidis und Hufendiek (2018) wurde ein simples Modellexperiment zum Vergleich der unterschiedlichen Zeitauflösungen durchgeführt. Hierbei wurden sowohl unterstündliche als auch mehrstündliche Zeitauflösungen verwendet. Das Ergebnis, bestehend aus der Abweichung des Wertes der Zielfunktion und der Aktivität von Speichern, kann der Abb. 3-1 entnommen werden.

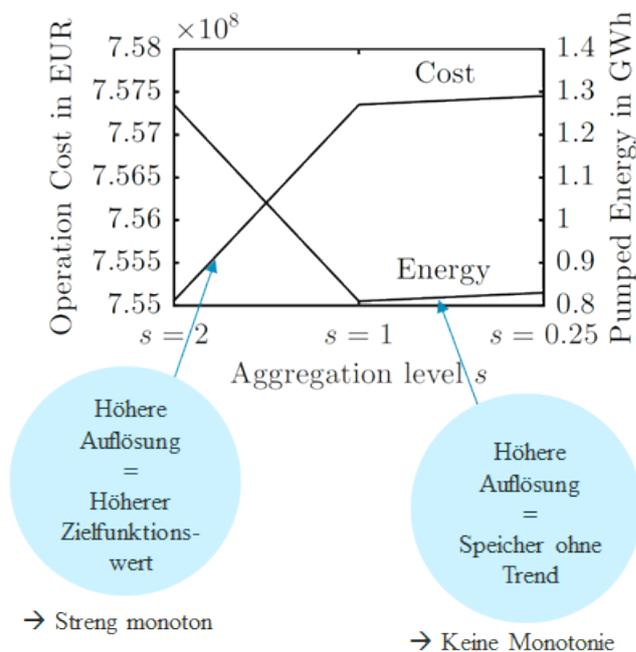


Abb. 3-1: Verlauf der Fehlerindikatoren bei Variation der Zeitauflösung auf Basis von Savvidis und Hufendiek, 2018

Der Parameter s beschreibt dabei die verwendete Zeitauflösung, gemessen in der Zeitschrittlänge. Somit steht $s = 2$ für ein 2-stündlich aufgelöstes Modell, welches eine im Vergleich zu den restlichen beiden Läufen grobe Zeitauflösung darstellt. Man kann beobachten, dass bei Erhöhung der Zeitauflösung der Wert der Zielfunktion stetig ansteigt. Für das modellierte System kann man daraus schließen, dass die feinteiligere Betrachtung desselben Versorgungsfalls mehr Restriktionen greifen und den Lösungsraum weiter begrenzen, sodass die optimale Lösung teurer wird.

Betrachtet man hingegen die Aktivität des Speichers, so stellt man fest, dass diese zuerst sinkt und anschließend wieder steigt. Während also beim Zielfunktionswert eine

Monotonie beobachtbar ist, scheint diese nicht für den Speichereinsatz gültig zu sein. Dies lässt Grund zur Annahme, dass der durch die Aggregation induzierte Fehler aus mehreren Komponenten bestehen muss, welche Abweichungen in unterschiedliche Richtungen bewirken. Das hier gemessene Ergebnis stellt lediglich die Überlagerung aller Fehlermechanismen dar.

Der Autor ist der Auffassung, dass die Ausgestaltung einer effizienten und belastbaren Methode zur Reduktion der Zeitauflösung erst entwickelt werden kann, wenn die Fehlermechanismen aggregierter Zeitschritte verstanden werden. Deshalb widmet sich dieses Kapitel der Identifizierung der dahinterliegenden Fehlerstreiber.

In nachfolgenden Abschnitt 3.1 wird zunächst auf die Konfiguration des Strommarktmodells E2M2 inkl. der verwendeten Daten eingegangen. Basierend hierauf wird in Abschnitt 3.2 auf die identifizierten Fehlereffekte eingegangen. Hierbei wird zwar auf die Gegebenheiten des verwendeten Modells eingegangen, allerdings handelt es sich um eine rein theoretische Aufarbeitung der Fehlermechanismen. Eine Validierung durch Modellexperimente erfolgt erst in Kapitel 4. Zum Zwecke der Quantifizierung des im realen Modellbetriebs entstehenden Fehlers einzelner Fehlermechanismen wird in Abschnitt 3.3 eine Methodik hergeleitet, welche die isolierte Analyse einzelner Fehlerstreiber ermöglicht. Dies stellt eine methodische Neuentwicklung dar, da Verfahren der Klasse „Segmentation“ dahingehend weiterentwickelt wurden, Fehler gezielt zu provozieren. Das ursprüngliche Ziel solcher Verfahren, die Rechenzeit möglichst fehlerfrei zu reduzieren, findet hier keine Anwendung. Mit diesem Verfahren wird anschließend in Abschnitt 3.4 der Einfluss der Fehlermechanismen quantifiziert. Zum Abschluss wird dieses Verfahren in Abschnitt 3.5 verwendet, um beispielhaft an einem der Effekte den kompletten Wirkmechanismus zu skizzieren.

3.1 Modellkonfiguration



Anforderung an Modell und Daten
Stufenkonzept der Modellkonfiguration
Herkunft der Daten / Szenarien
Kurze Analyse der Szenarien

Grundlage der durchgeführten Untersuchungen bildet das Elektrizitätsmarktmodell E2M2 welches bereits in Abschnitt 2.1.2 beschrieben wurde. Da das Modell unterschiedlich konfiguriert werden kann, wird im Folgenden auf die technische Umsetzungen eingegangen, welche in dieser Arbeit Anwendung gefunden haben. Für die anstehende fundamentale Aufarbeitung der Wirk- bzw. Fehlermechanismen müssen Modell und Daten variabel in ihrer Komplexität sein. Dadurch soll zum einen die initiale Analyse vereinfacht werden und zum anderen die spätere Skalierung der Komplexität bis hin zu realistischen Anwendungsfällen ermöglicht werden.

Um Effekte besser isolieren zu können, werden drei unterschiedliche Komplexitätsstufen definiert. In allen Kombinationen ist die Gleichung zur Erfüllung der Nachfragedeckung aktiv und es wird auf eine Schlupfvariable mit Strafkosten verzichtet. Als fluktuierende Erneuerbare (fEE) werden Onshore und Offshore Windanlagen so-

wie PV Anlagen mit jeweils drei unterschiedlichen Profilen abgebildet, welche gute, mittlere und schlechte Standorte repräsentieren. Die einzige Form von Flexibilität der fEE besteht in der Möglichkeit des Curtailments. Konventionelle Kraftwerke haben einen konstanten Wirkungsgrad und unterliegen keinerlei gemischt-ganzzahligen Restriktionen. Als weitere Flexibilitätsoption steht eine Speichereinheit zur Verfügung, welche über einen Ein- und Ausspeicherwirkungsgrad verfügt. Weitere Maßnahmen wie DSI wurden nicht betrachtet. Die verbleibenden Unterschiede, welche aus dem Investitionsmodul und den Rampenkosten bestehen, können der Abb. 3-2 entnommen werden.

	Modelltyp		Zeitschrittübergr. Restr.			Flexibilitäten		
	Einsatzplanung	Ausbauplanung	Speicher	Rampeneinsparungen	Rampenkosten	Therm. Kraftwerke	Curtailment	Speicher
Stufe A	x		x	x		x	x	x
Stufe B	x		x	x	x	x	x	x
Stufe C	x	x	x	x	x	x	x	x

Abb. 3-2: Konfigurationen des Modells E2M2 in dieser Arbeit

Für die verwendeten Datensätze gelten dieselben Voraussetzungen. Sie sollen variabel in ihrer Komplexität sein, gleichzeitig aber auch ein realistisches Einsatzfeld für Strommarktmodelle darstellen. Die verwendeten Szenariodaten stammen aus dem vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) geförderten Projekt 4NEMO. Dort wurden über eine Cross-Impact-Balance Analyse¹³ (CIB) und unter Verwendung eines Gleichgewichtsmodells¹⁴ vier konsistente Szenarien für den Stromsektor Europas entwickelt. In Siala und Houssame Houmy (2020) wurden diese Daten in einem Multi-Modell-Vergleich verwendet, an dem auch E2M2 beteiligt ist, was eine Einordnung der Ergebnisse dieser Arbeit in einem breiteren Kontext erlaubt. Im Rahmen dieser Arbeit wurden einige weitere Parameter recherchiert, welche in Appendix B dokumentiert wurden.

Um die Komplexität der vorliegenden Problemstellung nicht übermäßig hoch zu gestalten, bildet das Modell Deutschland als eine einzige Region ab¹⁵. Bestandskraftwerke welche zum Basisjahr 2015 existierten wurden mit Lebensdauerinformationen ergänzt und in den Bestand der jeweiligen Stichjahre mitaufgenommen, sofern keine Abschaltung aufgrund des Alters anzunehmen ist.

¹³Eine detaillierte Beschreibung dieser Methode findet man in Weimer-Jehle (2006)

¹⁴Das Gleichgewichtsmodell PACE des ZEW – Leibniz-Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung GmbH Mannheim wurde dazu verwendet, den wirtschaftlichen Rahmen der Szenarien, welche nicht direkt in Elektrizitätsmarktmodellen integriert werden können, bis zum Jahr 2050 fortzuschreiben. Hierbei wurden die Deskriptoren der CIB-Analyse implementiert. Das Vorgehen ist in Mier et al. (2020) näher beschrieben. Die an das Elektrizitätsmarktmodell übergebenen Parameter bestehen aus Jahresstromnachfrage, Brennstoffpreisen und CO₂-Zertifikatspreisen.

¹⁵Dies stellt weiterhin ein realistisches Einsatzszenario für Strommarktmodelle dar.

Insbesondere bei den ersten Untersuchungen der vorliegenden Arbeit wird bewusst auf das Investitionsmodul des Modells verzichtet, um weitere Komplexität zu vermeiden. Die benötigten Investitionsentscheidungen werden zwar weiterhin mit dem Modell E2M2 berechnet, allerdings in einem vorgelagerten Investitionslauf. Hierzu wird das isolierte Stützjahr in höchster Zeitauflösung in einem brownfield Lauf¹⁶ berechnet und anschließend die Investitionsentscheidungen fixiert.

Zu den weiteren Vereinfachungen im Rahmen dieser Arbeit zählen die Vernachlässigung des Im- und Exportes, sowie die Betrachtung nur einer einzigen, stellvertretenden speicher-ähnlichen Technologie. Die wichtigsten Eckdaten des modellierten Systems können Tabelle Tab. 3-1 entnommen werden.

Tab. 3-1: Eckdaten des verwendeten Szenarios aus Mier et al., 2020

	Rahmendaten				
	2015_v	2015_t	EU2030	EU2050	G2050
Stromnachfrage (TWh)	580	580	843	946	950
CO2-Preis (€/t)	7,75	7,75	27,00	132,00	176,00
Steinkohlepreis (€/MWh_br)	8,35	8,35	7,94	7,50	7,50
Braunkohlepreis (€/MWh_br)	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00
Gaspreis (€/MWh_br)	20,65	20,65	19,65	18,54	18,50
Uran (€/MWh_br)	2,33	2,33	-	-	-
Biomasse (€/MWh_br)	12,00	12,00	12,00	12,00	12,00
Systemstruktur (für Dispatch-only)					
Anzahl EE Einheiten	38	38	25	3	3
Anzahl regelbarer Einheiten	58	11	10	6	5
Anteil Kapazität EE	48%	48%	39%	66%	72%

Als Basisjahr dient das Jahr 2015, welches mit dem bereits bestehenden Kraftwerkspark parametrisiert ist und in dem keine Investitionen zugelassen sind. Dieses Jahr ist in zwei Detailstufen abgebildet, welche durch den Zusatz „_t“ (technologiescharf) und „_v“ (Vintageklassen) gekennzeichnet sind. Letztere spiegelt die Kraftwerksstruktur in 5-Jahres-Altersklassen der jeweiligen Technologien wieder und bildet die Kraftwerksstruktur somit genauer ab. Für die in der Zukunft liegenden Jahre wird aus rechentechnischen Gründen auf die technologiescharfe Abbildung zurückgegriffen. Jedes der Jahre wird isoliert mit dem bis dahin noch verfügbaren Kraftwerken aus 2015 als brownfield Rechnung berechnet. Da die Jahre als gesonderte Szenarien betrachtet werden wird explizit auf eine Übernahme der Investitionsentscheidung aus dem Vorjahr verzichtet.

Im Nachfolgenden wird auf die Kraftwerksstruktur der einzelnen Szenarien eingegangen und diese kurz diskutiert. Der Abb. 3-3 können die installierten Kapazitäten der Erzeugungseinheiten entnommen werden.

¹⁶Hierunter versteht man die Miteinbeziehung bereits existierender Stromerzeugungseinheiten.

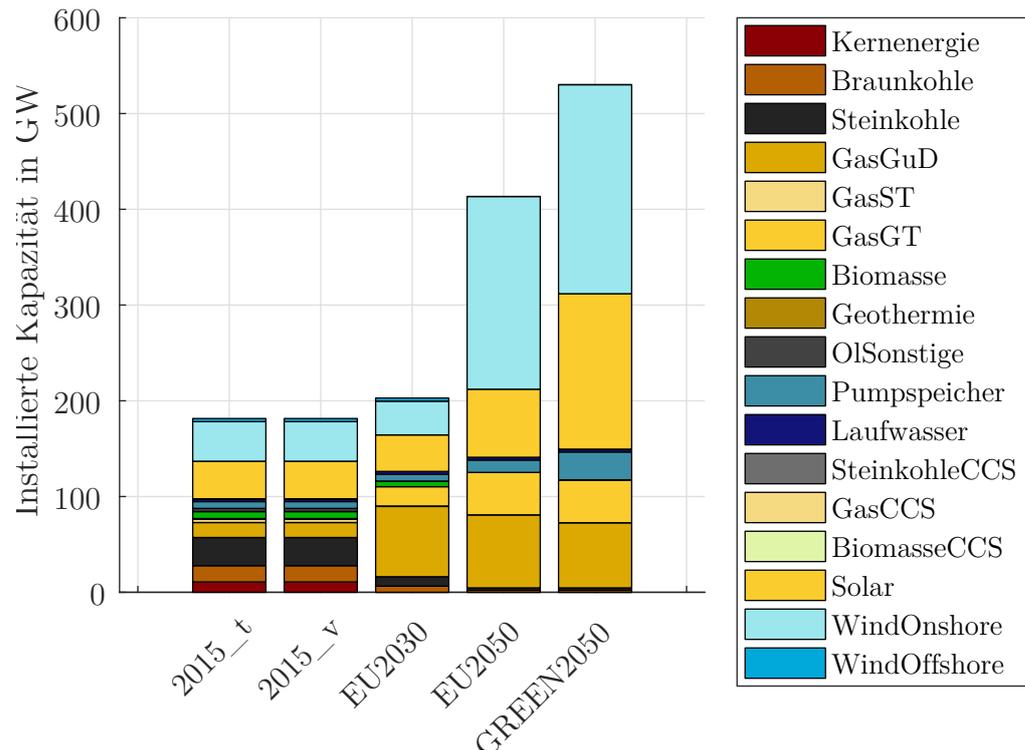


Abb. 3-3: Szenarioübersicht - Installierte Kapazität

Zunächst soll betont werden, dass die hier verwendeten Szenarien exemplarischen Charakter haben und keinesfalls den Anspruch verfolgen, Projektionen des zukünftigen Stromsektors darzustellen. Für die Analyse von Fehlertreibern in Strommarktmodellen müssen bewusst extreme Szenarien herangezogen werden, welche ein breites Anforderungsspektrum an das Modell besitzen. Aus den vier verfügbaren Szenarien werden zwei möglichst unterschiedliche ausgewählt. Weiterhin werden innerhalb der Szenarien die Stützjahre 2015, 2030 und 2050 isoliert betrachtet.

Die Szenarien wurden für gesamt Europa entworfen, weshalb die individuellen nationalen Zielen weniger detailliert abgebildet sind. Trotzdem ist eines der datenseitig implementierten nationalen Ziele der Kernenergieausstieg Deutschlands, da diese Restriktion potenziell großen Einfluss auf die Struktur der Stromerzeugung ausübt. Nicht abgebildet hingegen ist der Kohleausstieg bis zum Jahr 2038, wobei dieser bis auf wenige GW durch den allgemeinen Szenario-Rahmen eingehalten wird.

Weiterhin muss noch auf den Ausbau Erneuerbarer Energien eingegangen werden. Dieser wird im EU-Kontext durch das CO₂-Zertifikatshandelsystem EU ETS getrieben. Der ökonomische Rahmen wurde hierfür in einem vorgelagerten Schritt mittels eines Gleichgewichtsmodells festgelegt. Nationale Fördermaßnahmen sind nicht Bestandteil der Modellierung. Laut Szenarioannahmen kommt es zu einer starken Erhöhung der Nachfrage nach elektrischer Energie. Bis zum Szenario-Horizont im Jahr 2050 erhöht sich die Nachfrage von 580 TWh auf 950 TWh, was stark durch die Annahmen zur Elektrifizierung getrieben wird.

Der in den letzten beiden Szenarien hohe CO₂-Zertifikatspreis von über 100 €/t führt

zu einer starken Favorisierung von Erneuerbaren Energien in Form von Wind und PV Anlagen. Ein großer Teil der Flexibilität wird durch Gaskraftwerke und Speichereinheiten bereitgestellt. Hierbei kommen hocheffiziente GuD Anlagen zum Einsatz, welche den größten Teil der konventionellen Erzeugung ausmachen. Gleichzeitig wurden diese Anlagen so abgebildet, dass sie die trägsten Einheiten im Kontext der Laständerungsgeschwindigkeit darstellen (siehe hierzu auch Appendix B). Trotz der hohen Effizienz der GuD Anlagen ist in Abb. 3-3 auch der Ausbau von Gasturbinen zu sehen. Dies muss nicht zwangsläufig auf die höhere Flexibilität der Anlagen zurückgeführt werden. Durch Voranalyse der Inputdaten¹⁷ lässt sich erkennen, dass bedingt durch die niedrigen spezifischen Investitionskosten der Einsatz bei geringen Volllaststunden im Vergleich zu GuD Anlagen kostengünstiger ist.

Für die Integration Erneuerbarer ist die Auswertung der Erzeugungsmengen, wie sie in Abb. 3-4 abgebildet ist, deutlich aussagekräftiger. Die bereits beschriebenen methodischen Vereinfachungen der regulatorischen Rahmenbedingungen führen in allen Rechnungen zu einer - im Vergleich zur angestrebten Zielsetzung des EEGs - Verfehlung der klimapolitischen Ziele. Ein maßgeblicher Grund hierfür ist die Implementierung einer Leistungsbilanzgleichung nach 50Hertz Transmission GmbH et al. (2018), welche eine von der Last abhängige gesicherte Kapazität voraussetzt. Gleichzeitig ist keine CO₂-Obergrenze sondern ausschließlich ein CO₂-Preis vorgegeben. Dies begünstigt konventionelle, thermische Erzeuger.

Trotzdem bieten diese Szenarien aufgrund ihrer Nähe zu klimapolitischen Zielen und ihres Detailgrades eine fundierte Grundlage für die nachfolgenden Analysen. Die Rechnung des Basisjahrs mit feinteiliger Abbildung des Kraftwerksparks in 5-Jahres-Altersklassen kann dazu genutzt werden, Zeitauflösungseffekte im Zusammenhang der Anzahl an Kraftwerkseinheiten zu untersuchen (58 vs. 11 bei technologiescharfer Aggregation in 2015_t). Das 2030 Szenario kann als niedrig-EE Szenario herangezogen werden. Und die beiden 2050 Szenarien können für die Analyse der Rolle von Speichern herangezogen werden, da diese eine zentrale Rolle einnehmen können. Diese können stellvertretend für mehrere speicherähnliche Technologien wie Power-to-X oder Demand-Side-Management angesehen werden.

3.2 Beschreibung der Fehlereffekte



Theoretische Aufarbeitung aller Fehlereffekte

Im Rahmen der Analysen dieser Arbeit wurden sieben Fehlermechanismen in der in Abschnitt 3.1 beschriebenen Modellkonfiguration identifiziert. Die nachfolgenden Unterkapitel werden auf die Merkmale der einzelnen Fehlermechanismen eingehen.

¹⁷Gasturbinen und Gas-und-Dampfanlagen werden mit derselben Lebensdauer von 30 Jahren angesetzt. Der Jahresabschlag beträgt für Gasturbinen im GREEN2050 Szenario: $437\text{t€}/\text{MW} \cdot 0,0858 + 17\text{t€}/\text{MW} = 54\text{t€}/\text{MW}$ und für GuD Anlagen: $850\text{t€}/\text{MW} \cdot 0,0858 + 34\text{t€}/\text{MW} = 107\text{t€}/\text{MW}$. Mit Variablen Kosten von $117\text{€}/\text{MWh}$ (Gasturbinen) und $89\text{€}/\text{MWh}$ (GuD). Der Break-even Point liegt somit bei ca. 1900 Volllaststunden. Liegt die Auslastung der Anlage darunter, so sind Gasturbinen günstiger.

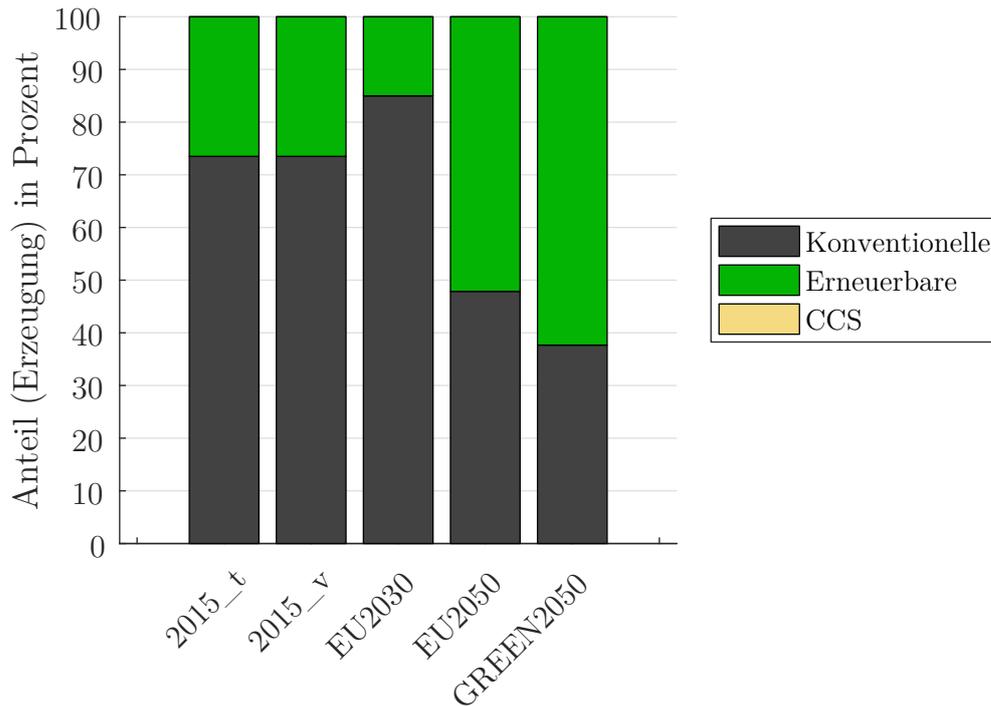


Abb. 3-4: Szenarioübersicht - Anteil Erneuerbarer Erzeugung

Analog zu Sisternes Jimenez und Webster (2013) nimmt die Residuallast bei der Beschreibung der Fehlertreiber eine wichtige Rolle ein. Alle hier beschriebenen Zusammenhänge können ohne Durchführung von Modellexperimenten in Form von Gedankenexperimenten hergeleitet werden. Grundlage hierfür bietet der Vergleich von einzelnen Elementen des Modells aus Blickwinkeln unterschiedlicher Zeitaufösungen.

In den nachfolgenden Unterkapiteln werden einzelne Konstellationen von Modellparametern untersucht. Dabei werden vereinzelt Fehler- bzw. Abweichungspotenziale ermittelt und näher beschrieben. Diese Potenziale lassen sich in den meisten Fällen exakt berechnen, stellen jedoch nicht die erwartete Abweichung des Modellergebnis dar. Sie dienen dem Verständnis der Implikationen, welche eine niedrige Zeitaufösung mit sich bringt.

3.2.1 Zero Crossing Effekt

Der Zero Crossing Effekt (z) kann am Nulldurchgang der Residuallast auftreten. Der Zeitpunkt des Nulldurchganges weist einen besonderen Charakter auf, da es hier für das modellierte System einen Sprung im Verhalten gibt. Verläuft die Residuallast von der positiven Seite zur negativen hin, so muss unmittelbar vor dem Nulldurchgang elektrische Energie zur Nachfragedeckung bereitgestellt werden. Unmittelbar danach steht überschüssige Energie zur Verfügung. Für den Betrieb von Einheiten bedeutet dies, dass zuerst Erzeuger aktiv sein müssen, um die Last zu decken. Im darauffolgenden Moment muss die überschüssige Energie entweder durch Laden von Speichern oder durch EE-Abregelung verarbeitet werden. Der Zeitpunkt des Vorzeichenwechsels

der Residuallast kann deshalb auch als Unstetigkeitsstelle interpretiert werden, da je nach Vorzeichen unterschiedliche Modellkomponenten aktiv sind.

Wird an einem solchen Zeitpunkt die Zeitaufösung verringert, so wird der Zeitbereich um den Nulldurchgang zu einem einzigen Zeitpunkt zusammengefasst. Dabei geht zwangsläufig die Information der positiven oder negativen Seite verloren. Im seltenen Fall, bei dem die gemittelte Residuallast den Wert 0 einnimmt, gehen sogar beide Informationen verloren. Dieser Zusammenhang ist in Abb. 3-5 dargestellt.

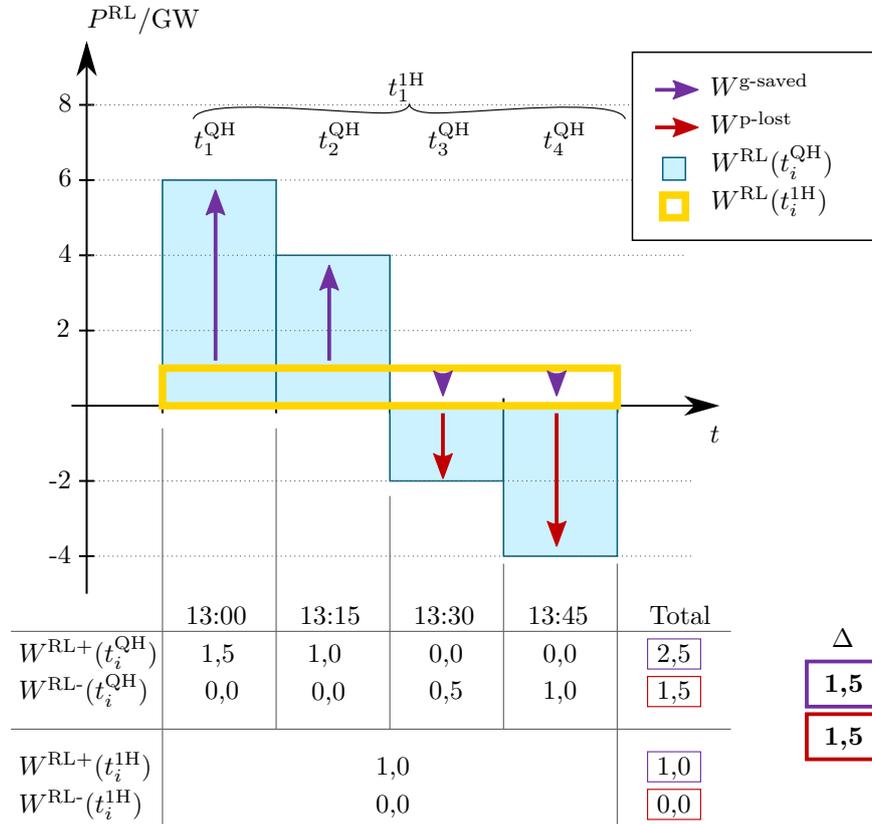


Abb. 3-5: Visualisierung des Zero Crossing Effekts

Der Residuallastverlauf in viertelstündlicher Auflösung ist in blau dargestellt und hat den Nulldurchgang zwischen Zeitblock 13:15 und 13:30. In gelb ist der resultierende gemittelte Residuallastverlauf in stündlicher Auflösung dargestellt, bei dem die Information des Nulldurchganges verloren gegangen ist. In der abgebildeten Tabelle sind die Verläufe jeweils als $W^{RL+}(t_i^{QH})$ und $W^{RL-}(t_i^{QH})$ abgetragen. Es sei darauf hingewiesen, dass beide Residuallastverläufe denselben Mittelwert von 1 GWh besitzen, da bei der Aggregation von Zeitschritten keine Energie verloren geht.

In der Tabelle in Abb. 3-5 sind $W^{RL+}(t)$ und $W^{RL-}(t)$ für beide Auflösungen abgeleitet worden. An den lila und rot mit Δ gekennzeichneten Summen dieser Werte kann man erkennen, dass eine Abweichung um jeweils 1,5 GWh resultiert. Vom Standpunkt des hoch aufgelösten Modells lassen sich diese Abweichungen als vermiedene Erzeugung $W^{g-saved}$ (lila) respektive verlorene Pumpenergie W^{p-lost} (rot) interpretieren.

An diesem Beispiel wird deutlich, dass die Einsatzvoraussetzungen für Speicher und regelbare Erzeuger nach Anwendung der Aggregation verschieden ausfallen. Daher können Abweichungen in der Dispatch Entscheidung des Modells erwartet werden. Hierbei kann angenommen werden, dass der daraus entstehende Modellfehler mit steigender Anzahl solcher Konstellationen steigt. Inwieweit dieser Effekt den Kraftwerkseinsatz tatsächlich in einem anwendungsnahen Fall beeinflusst, wird in Abschnitt 3.4 ermittelt. Eine Analyse, wie oft solche Ereignisse in Abhängigkeit vom gewählten Szenario auftreten, wird in Abschnitt 4.2 behandelt.

3.2.2 Peak Shaving Effekt

Der Peak Shaving Effekt (p) kann an Zeitpunkten mit negativer Residuallast auftreten und beeinflusst dort die für Speicher nutzbare überschüssige Energiemenge. Die Abweichung zwischen einem aggregiertem und nicht-aggregiertem Lauf wird dadurch hervorgerufen, dass nach der Aggregation die Restriktion zur Begrenzung der maximalen Leistung des Einspeicherprozesses in ungünstigen Fällen nicht zum Tragen kommt. Dies soll anhand des in Abb. 3-6 gezeigten Beispiels näher erklärt werden.

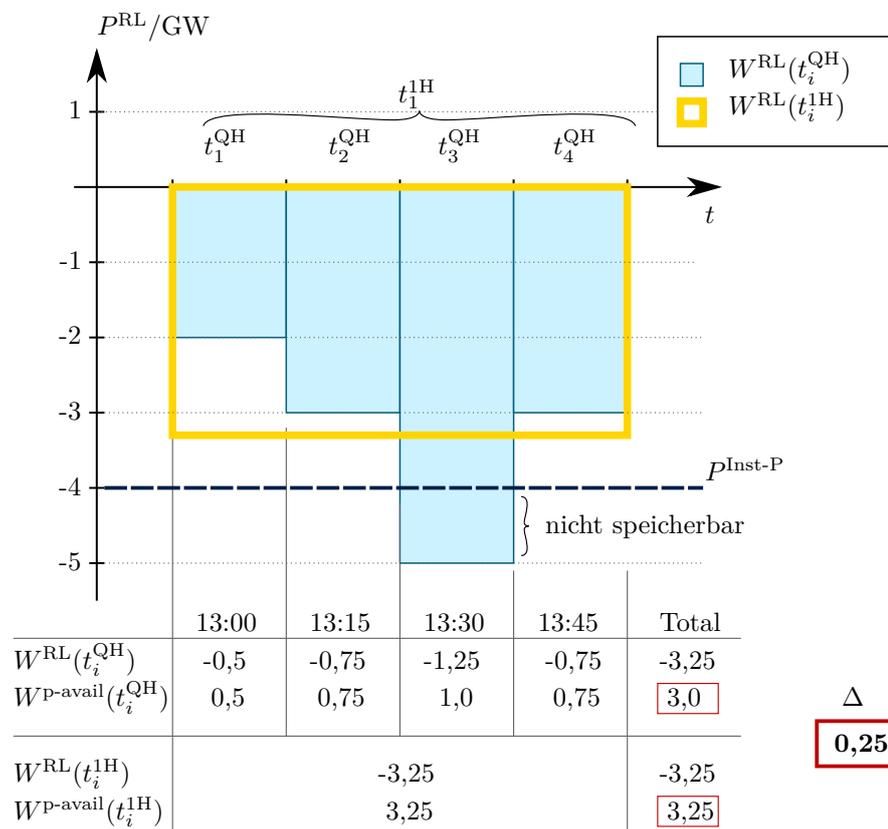


Abb. 3-6: Visualisierung des Peak Shaving Effekts

Im oberen Teil der Abbildung ist der Residuallastverlauf über vier Viertelstunden dargestellt. Die blauen Balken entsprechen dem Verlauf $P^{RL}(t_i^{QH})$ in viertelstündlicher

Auflösung und der gelbe Balken stellt den aggregierten stündlichen Verlauf $P^{\text{RL}}(t_j^{1\text{H}})$ dar. Die Überführung der Last in GW von einer viertelstündlichen zu einer stündlicher Auflösung geschieht durch Mittelung der Viertelstundenwerte aller Zeitschritte t_i^{QH} welche einem Zeitschritt $t_j^{1\text{H}}$ zugeordnet werden können.

Im gewählten Beispiel wird angenommen, dass der im System befindliche Speicher über eine maximale Einspeicherleistung $P^{\text{Inst-P}} = 4$ GW verfügt, welche in der Abbildung mit einer gestrichelten Linie gekennzeichnet ist. Dadurch existiert im Residuallastverlauf ein Bereich zum Zeitpunkt t_3^{QH} , welcher außerhalb der Betriebsspezifikation der Speichereinheit liegt. Im stündlich aggregierten Fall wird diese Restriktion allerdings nicht verletzt, da durch die Mittelung der Last die hohe Negativspitze geglättet wird. Daher wird dieser Effekt *Peak Shaving Effekt* genannt.

Ausgehend von der viertelstündlichen Auflösung, sind in der Tabelle unterhalb des Residuallastverlaufes die Energiemengen $W^{\text{RL}}(t_i^{\text{QH}})$ der einzelnen Viertelstundenschritte über den Zusammenhang $W = P \cdot t$ abgetragen. Anschließend kann die maximal zur Einspeicherung verfügbare Energie $W^{\text{P-avail}}(t)$ wie folgt bestimmt werden:

$$W^{\text{P-avail}}(t_i) := \begin{cases} \min(|W^{\text{RL}}(t_i)|, P^{\text{Inst-P}} \cdot s) & \forall i \in I \cap \{n | P^{\text{RL}}(t_n) < 0\} \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3-1)$$

Vergleicht man die einspeicherbaren Energiemengen der beiden Auflösungen, so stellt man fest, dass sie im stündlichen Fall überschätzt wird. Diese Menge $W^{\text{P-EE-add}}$ kann bei vorheriger Kenntnis der Residuallast und der maximal möglichen Einspeicherleistung bestimmt werden durch:

$$W^{\text{P-EE-add}}(t_j^s) := W^{\text{P-avail}}(t_j^s) - \sum_{i \in J_j} W^{\text{P-avail}}(t_i^\sigma), \quad (3-2)$$

wobei s die analysierte Aggregationstufe, σ die Grundauflösung und J_j eine Menge mit den zu jedem t_j^s gehörenden Indizes i der Zeitschritte t_i^σ ist. Diese Energiemenge stellt den potenziellen Fehler bzw. die potenzielle Abweichung eines stündlich aufgelösten Modelles dar. Ob ein stündlicher Modellauf tatsächlich um diesen Betrag abweichen würde, kann hier ex-ante nicht bestimmt werden.

3.2.3 Merit Order List Effekt

Der Merit Order List Effekt (m) basiert auf einem ähnlichen Wirkmechanismus wie der Zero Crossing Effekt. Bei der Aggregation von Zeitschritten kann es vorkommen, dass Informationen an einer Unstetigkeitsstelle durch den linearen Charakter der Aggregation verloren gehen. Solche Unstetigkeitsstellen existieren nicht nur am Nulldurchgang der Residuallast, sondern auch an Zeitpunkten, in denen beim Merit Order basierten Kraftwerkseinsatz das nächstteure bzw. nächstgünstigere Kraftwerk gezogen wird. Die Merit Order Liste ist insofern relevant, dass bei einem grenzkostenbasierten Strommarkt, wie es z. B. beim EPEX Spot Day-Ahead Markt der Fall ist, alle Erzeuger Gebotsblöcke abgeben, welche anschließend aufsteigend nach Kosten sortiert werden. Das Market-Clearing erfolgt durch Bezuschlagung der jeweils günstigsten Gebote bis zur Deckung der Nachfrage. Bei Modellen, welche alle 8760 Stunden eines Jahres abbilden,

kommt es zu 8759 Stundenübergängen, an denen prinzipiell eine Unstetigkeit, also der Sprung von einem Preisniveau zum nächsten, auftreten kann. Um die Fehlerursache genauer zu erläutern, ist ein solcher Fall in Abb. 3-7 dargestellt.

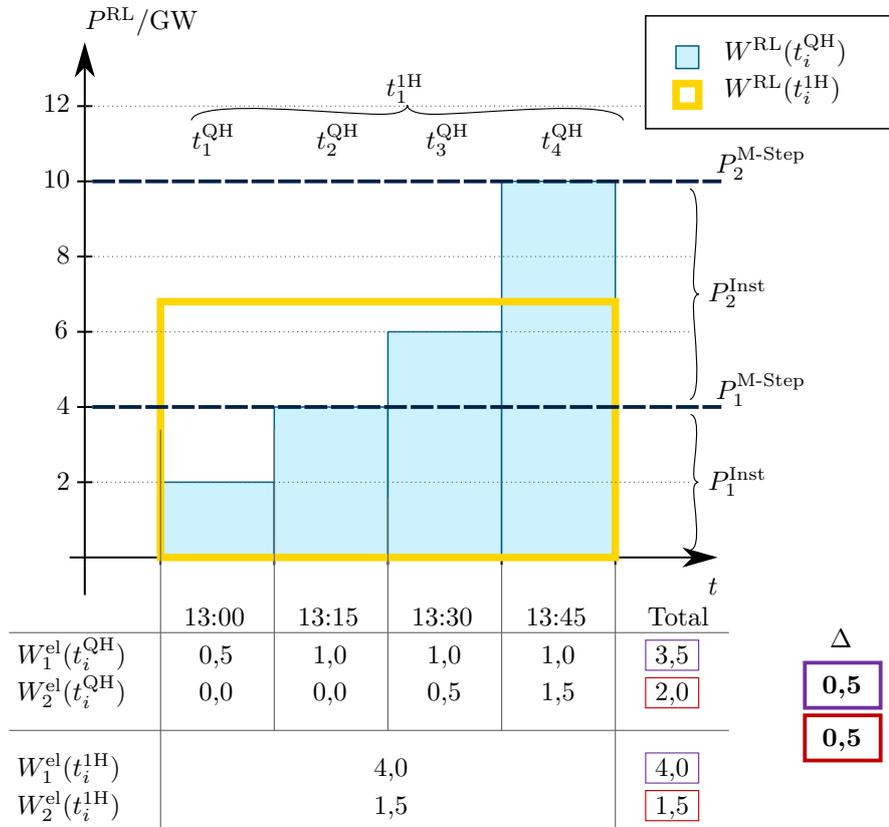


Abb. 3-7: Visualisierung des Merit Order List Effekts

Dort ist der Verlauf der Residuallast jeweils in stündlicher (gelb) und viertelstündlicher (blau) Auflösung gegeben. Für das gewählte Beispiel seien zwei Kraftwerke $u = 1$ und $u = 2$ gegeben, welche jeweils über die installierte Kapazität P_1^{Inst} respektive P_2^{Inst} verfügen. Die horizontal gestrichelten Linien P_u^{M-Step} stellen jeweils den Übergang in der Merit Order Liste zum jeweils teureren Kraftwerk dar. Hierbei wird festgelegt, dass das Kraftwerk $u = 1$ zu günstigeren Grenzkosten bieten kann.

In der abgebildeten Tabelle ist die energetische Bilanzierung der beiden Kraftwerke für jeweils beide Auflösungen aufgelistet. Durch den Vergleich der Summen kann man erkennen, dass es zwischen den unterschiedlich aufgelösten Abbildungen zu Abweichungen im Einsatz kommen kann. Bei der Mittelung über alle vier Zeitschritte wird ignoriert, dass das Kraftwerk $u = 1$ zum Zeitpunkt t_1^{QH} nicht voll ausgelastet ist. Dies hat zur Folge, dass der Einsatz des günstigeren Kraftwerks im aggregierten Fall überschätzt und der des teureren unterschätzt wird.

In der vorliegenden Analyse sind die Kraftwerksblöcke zu Kraftwerksklassen aufaggregiert, weshalb es hier bereits bei der technologischen Aggregation einen Informationsverlust gibt. Das Unterschätzen des Einsatzes des jeweils teureren Kraftwerks am

Merit Order Übergang kaskadiert sich in einem solchen System über alle Merit Order Stufen „nach oben“. Dies lässt sich anhand Abb. 3-7 gut darstellen. Am untersten Übergang $P_1^{\text{M-Step}}$ wird der Einsatz des Kraftwerkes $u = 1$ im stündlichen Fall überschätzt. Um denselben Betrag wird der Einsatz des Kraftwerks $u = 2$ unterschätzt. Am darauffolgenden Übergang $P_2^{\text{M-Step}}$ ist das Kraftwerk $u = 2$ dasjenige, welches unterschätzt wird. Ein nicht dargestelltes Kraftwerk $u = 3$ würde bei geeigneter Fortschreibung des Residuallastverlaufes überschätzt werden. Diese Fehlerweitergabe kann sich bis zum teuersten Kraftwerk im System fortpflanzen.

Die Merit Order Stufen $P_u^{\text{M-Step}} \in M$ können iterativ mithilfe der Erzeugungseinheiten $u \in U^{\text{Therm}}$ der Gruppe der thermischen Kraftwerke¹⁸ wie folgt ermittelt werden:

$$P_u^{\text{M-Step}} := P_{u-1}^{\text{M-Step}} + P_u^{\text{Inst}} \quad \text{mit } u \in U^{\text{Therm}}, \quad (3-3)$$

wobei

$$P^{\text{M-Step}} := 0 \quad (3-4)$$

definiert wird. An jedem Zeitpunkt, an dem die Residuallast eine solche Schranke durchläuft, kann ein Merit-Order-Sprung-Fehler auftreten. Anhand dieser Definition kann der Zero Crossing Effekt auch als besondere Variante des Merit-Order-Sprung Effektes aufgefasst werden, da die Nulllinie den Merit-Order-Sprung der Erzeugungszur Pumptechnologie markiert.

Günstige (prinzipiell überschätzte Einheiten) können sowohl Kernkraftwerke als auch Braunkohlekraftwerke sein. Allerdings verfügen diese Technologien über grundsätzlich gegensätzliche CO₂-Emissionen. Folglich ist es stark von der Erzeugungs- und Profilstruktur abhängig, wie sich der Merit Order Effekt auf die CO₂-Emissionen auswirkt. Teurere Kraftwerke können sowohl Biomasse Kraftwerke als auch Gasturbinen sein. Analog zu den günstigen Kraftwerken der Merit Order Liste ist auch hier kein allgemeiner Trend ableitbar, sodass der Einfluss auf das Modell individuell von den existierenden Kraftwerken und dem Profil der Residuallast bestimmt werden muss.

Erschwerend kommt hinzu, dass die Grenzkosten der Erzeuger nicht unbedingt unabhängig vom gegenwärtigen Systemzustand sein müssen. Als Beispiel sollen hier Speichereinheiten herangezogen werden. Abhängig von den Möglichkeiten der Speichereinheit, Strom zu beziehen, wenn er günstig verfügbar ist, und Strom einzuspeisen, wenn Knappheit herrscht, bestimmt der zum Zeitpunkt der durchgeführten Speicheraktion gegebene Systemzustand die jeweilige Wertigkeit dieser Aktion. Außerdem existieren Restriktionen bezüglich des maximalen Speicherfüllstandes, sodass eine Speichereinheit an unterschiedlichen Zeitpunkten verschiedene Verfügbarkeiten aufweist.

Nichtsdestotrotz können bei Modellen mit bekannter Kraftwerksstruktur und Residuallast durch Voranalyse abgeschätzt werden, an welchen Zeitpunkten ein Merit-Order-Sprung wahrscheinlich ist. Ist der Kraftwerkspark zu Beginn nicht vollständig bekannt, wie es z. B. bei einer Problemstellung mit Investitionen der Fall ist, kann eine solche Analyse nur im Nachgang vorgenommen werden. Eine detaillierte Beschreibung der Einschränkungen ist in Abschnitt 4.1.2 zu finden.

¹⁸Siehe hierzu Tab. D-1 in Appendix D

3.2.4 Zero Crossing Collateral Effekt

Der Zero Crossing Collateral Effekt (zC) tritt innerhalb eines Zeitbereiches um den ursprünglichen Zero Crossing Effekt auf. In einem System mit Speichern können die beiden möglichen Speicheraktionen *Einspeichern* und *Ausspeichern* als Band um die Residuallast begriffen werden. Fasst man die Residuallast als Lastverlauf für konventionelle thermische Kraftwerke auf, so ist diese höher, wenn zusätzlich Energie zum Einspeichern nachgefragt wird. Analog hierzu wirkt die Residuallast niedriger, wenn Speicher eingespeicherte Energie in das System zurückgeben. Um den Verlauf der Residuallast kann also ein Speicherband definiert werden, welches um den Betrag der installierten Speicherkapazität nach unten und um den Betrag der installierten Pumpkapazität nach oben ausgeprägt ist, wie es in Abb. 3-8 dargestellt wird.

Auch dieses Speicherband unterliegt denselben Mechanismen, welche auch auf die Residuallast wirken. Deshalb existieren für dieses Speicherband sowohl ein eigener Zero Crossing Effekt als auch ein eigener Merit Order List Effekt. In diesem Abschnitt wird zunächst auf den Zero Crossing Effekt des Bandes eingegangen.

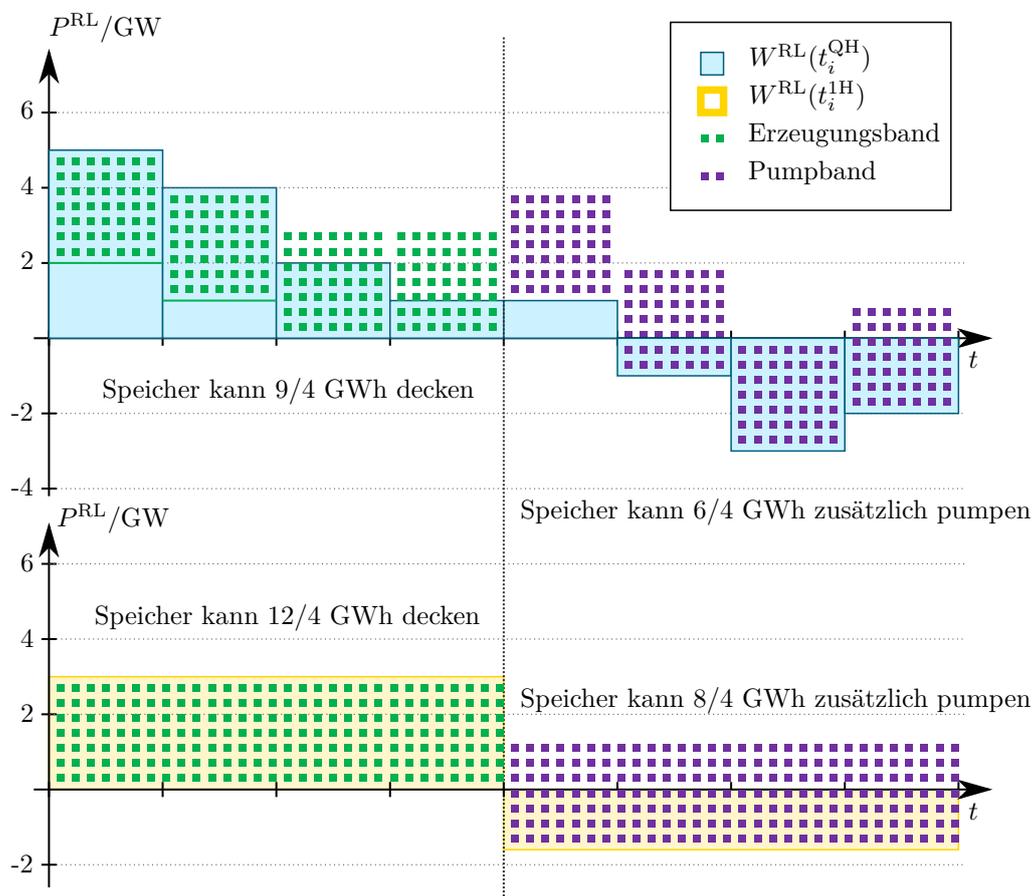


Abb. 3-8: Visualisierung des Zero Crossing Collateral Effects

Im oberen Bereich ist der Verlauf einer 1/4-stündlich aufgelösten Residuallast aufgetragen, wobei unten der stündlich aggregierte Verlauf dargestellt wird. Das Speicherband ist in den Farben grün und lila als kariertes Band markiert. Es wird ein

symmetrischer Speicher angenommen, welcher sowohl 3 GW einspeichern ($P^{\text{Inst-P}}$) als auch ausspeichern (P^{Inst}) kann.

Vergleicht man nun den potenziellen Einsatzbereichs des Speichers zwischen den beiden Verläufen, so stellt man fest, dass im 1/4 stündlichen Fall der Speicher nicht in der Lage wäre, die erste Stunde des Beispiels versorgen zu können. Im stündlichen Fall hingegen, könnte, bei ausreichendem Speicherfüllstand, die komplette erste Stunde durch den Speicher versorgt werden. Analog sind Unterschiede auch auf der Pumpseite des Speichers zu beobachten. Das Fehlerpotenzial lässt sich analog zum Zero Crossing Effekt berechnen, welcher in Abschnitt 3.2.1 beschrieben wurde. Hierfür muss man anstatt den reinen Residuallastverlauf $W^{RL}(t_i^{QH})$ bzw. $W^{RL}(t_j^{1H})$ jeweils den um die Ausspeicherleistung P^{Inst} und Einspeicherleistung $P^{\text{Inst-P}}$ korrigierten Verlauf als Analysegrundlage heranziehen. Daraus ergeben sich zwei unterlagerte Analysen: einmal für den Residuallastverlauf, welcher um die pro Zeitschritt pumpbare Energiemenge nach oben verschoben wurde (der Pumpvorgang stellt eine zusätzliche Last dar) und einmal für den Residuallastverlauf, welcher um die pro Zeitschritt einspeisbare Energiemenge nach unten verschoben wurde (die Erzeugungsmenge aus den Speichern verringert die verbleibende Residuallast). Beide neuen Verläufe ergeben zusätzliche kritische Zeitpunkte beim Durchlaufen der Nulllinie.

3.2.5 Merit Order List Collateral Effekt

Der Merit Order List Collateral Effekt (mC) tritt an Zeitpunkten auf, an denen das in Abschnitt 3.2.4 beschriebene Speicherband die Merit-Order-Stufen durchläuft. In Abb. 3-9 ist die Entstehung des Fehlers beispielhaft dargestellt.

Die gestrichelten Linien stellen jeweils die Übergänge von einer zur nächsten Merit-Order-Stufe dar. Der Verlauf der Residuallast ist für das QH Beispiel blau und für das 1H Beispiel gelb gekennzeichnet. Das Speicherband eines symmetrischen Speichers mit 3 GW Ein- und Ausspeicherleistung ist als grün und lila kariertes Bereich dargestellt.

Innerhalb der ersten Stunde des Beispiels kann man beobachten, dass der Speicher im viertelstündlichen Modell nicht in der Lage ist, den Einsatz der Einheit $u = 2$ vollständig zu ersetzen. Dies ist hingegen im stündlichen Fall möglich. Analog hierzu lässt sich in der zweiten Stunde beobachten, dass die restliche installierte Kapazität der Einheit $u = 2$ den Speicher um 0,25GWh weniger Energie befüllen kann. Im stündlichen Modell kann ein Speicher hierdurch einen höheren Glättungseffekt realisieren bzw. den Einsatz teurerer Kraftwerke stärker reduzieren.

3.2.6 Ramping Rate Effekt

Der Betrieb von Kraftwerken unterliegt vielen technologiespezifischen Restriktionen. Eine davon ist die begrenzte Verschiebung des Arbeitspunktes eines Erzeugers. Insbesondere GuD-Kraftwerke sind verglichen zu Gasturbinen dafür bekannt, geringere Laständerungsgradienten umsetzen zu können. In einem modellierten System mit großer Variabilität in Form von steilen Residuallastrampen können technische Restriktionen das Folgen der Last verhindern.

Ausgehend von einem rein Merit-Order-basierten Kraftwerkseinsatz, kann zu jedem Zeitpunkt dasjenige Kraftwerk identifiziert werden, welches dem Profil des Residual-

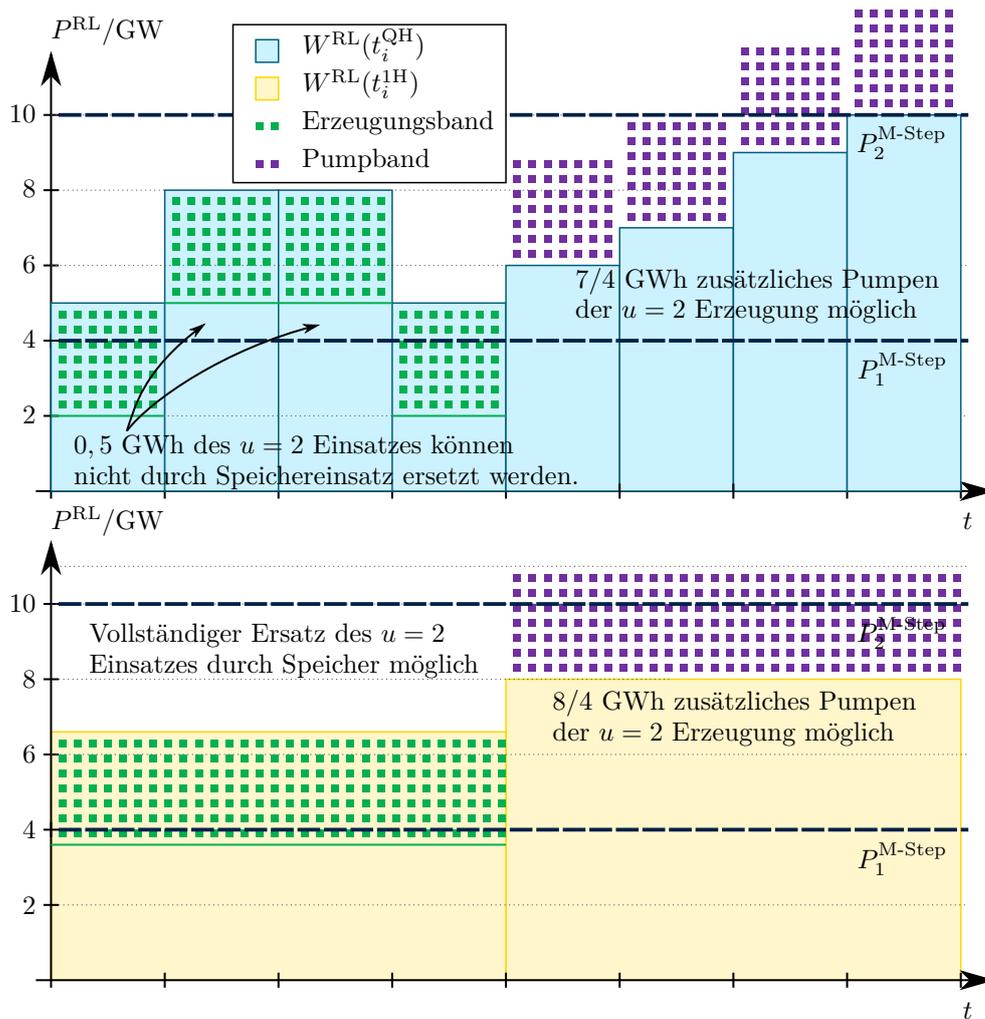


Abb. 3-9: Visualisierung des Merit Order List Collateral Effects

lastverlaufes folgen muss. Da die günstigeren Kraftwerke zu diesen Zeitpunkten bereits mit voller Kapazität betrieben werden und die teureren Kraftwerke nicht produzieren, ist deren Laständerungscharakteristik an diesem Zeitpunkt nicht von Bedeutung.

Der Rampenrestriktions-Effekt tritt an solchen Zeitpunkten auf, an denen steile, normalerweise nicht realisierbare Profile durch die Aggregation der Zeitschritte so weit geglättet werden, dass sie realisierbar erscheinen. Dieser Zusammenhang wird in Abb. 3-10 aufgezeigt.

Dort sind in den beiden Graphen jeweils derselbe Residuallastverlauf in unterschiedlichen Auflösungen dargestellt. Die grünen Haken stellen jeweils die obere und untere Schranke des nachfolgenden Schrittes dar, welcher mit der aktuell aktiven Technologie maximal erreicht werden kann. Am Ende der ersten Stunde ist im 1/4-stündlich aufgelösten Beispiel eine große Laständerung abgetragen, welche nicht mehr von der Technologie gedeckt werden kann. Die schraffierte Energiemenge muss in diesem Modell deshalb durch eine zusätzliche Technologie gedeckt werden. Dies kann eine teurere Technologie oder ein Speicher sein. Aggregiert man diesen Verlauf, so stellt man fest,

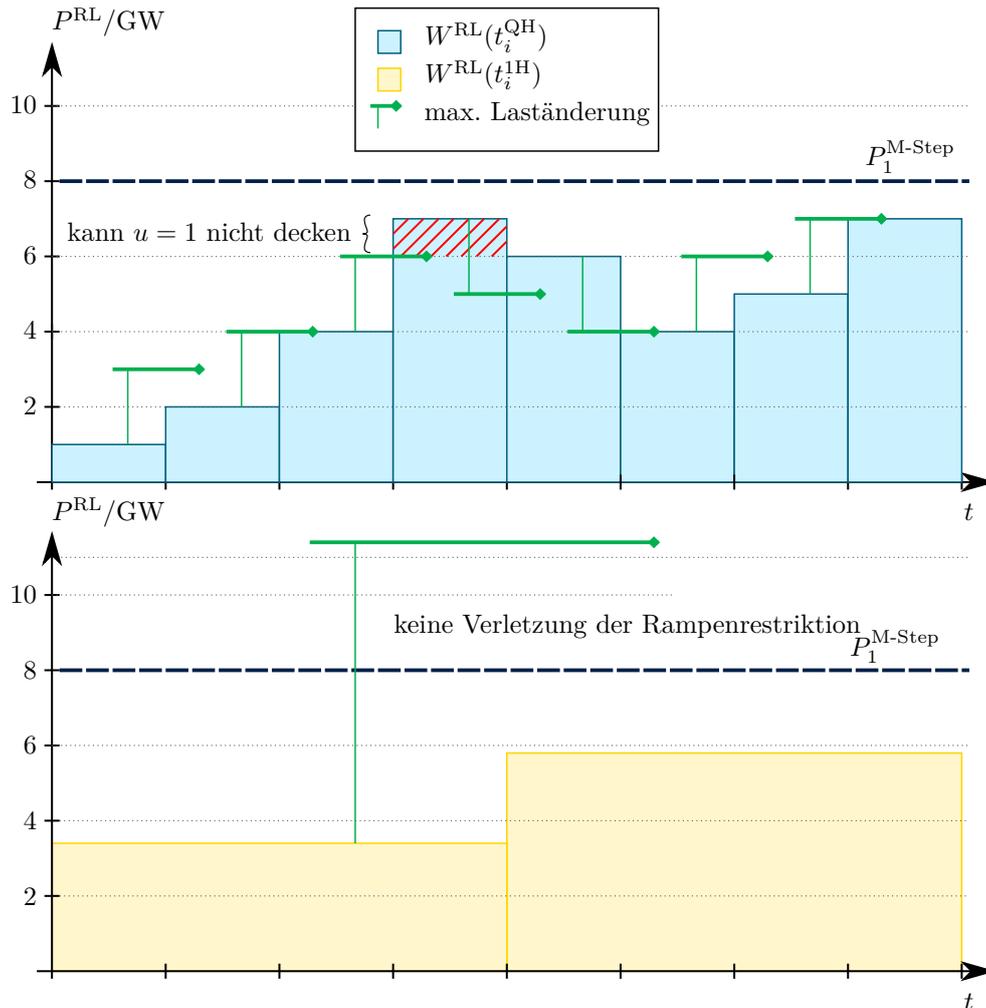


Abb. 3-10: Visualisierung des Ramping Rate Effects

dass die Information der nicht realisierbaren Rampen verloren gegangen ist. In diesem Fall muss keine weitere Technologie zur Erfüllung der Versorgungsaufgabe eingesetzt werden.

Für das abgebildete System bedeutet dieser Effekt, dass Einsatzgebiete von teureren Technologien oder Speichern unterschätzt werden.

3.2.7 Ramping Cost Effekt

Als letztes wird auf den Rampenkosteneffekt eingegangen. In E2M2 sind bei deaktivierten gemischt-ganzzahligen Restriktionen linearisierte Anfahrkosten abgebildet. Bei jeder Laständerung einer Einheit fallen zusätzliche Kosten an, welche aus den umgelegten zusätzlichen Brennstoff- und variablen Wartungskosten bestehen. Bei anderen Modellen können auch Rampenkosten mit anderer Herleitung verwendet werden. Der hier beschriebene Effekt ist auf jede Kostenart übertragbar, welche auf die Höhe einer Laständerung der Einheit aufgeschlagen wird.

Bereits bei der Erklärung des Rampenrestriktions-Effektes kann man in Abb. 3-10 erkennen, dass die Aggregation eine Glättung des Residuallastprofils bewirkt. Daher liegt es nahe, dass aggregierte Modelle geringere Rampenkosten aufweisen. Dies kann sich auf zwei verschiedene Weisen auf das Modellergebnis auswirken. Zum einen werden die Kosten einer Erzeugungstechnologie unterschätzt. Dies kann zu verzerrten Investitionsentscheidungen führen, da andere Technologien mit höherem Capex und niedrigeren Rampenkosten eventuell nicht genutzt werden. Zum anderen könnte sich bei großen Rampenkostenunterschieden für zahlreiche Zeitpunkte die Merit-Order-Liste unterschiedlich ausfallen. Dies würde zu einem veränderten Dispatch führen, was wiederum die Volllaststunden, Brennstoffverbräuche und damit auch die Kosten und CO₂-Emissionen verzerrt.

Da es äußerst selten vorkommt, dass die Residuallast konstant über mehrere Zeitschritte verläuft, kann davon ausgegangen werden, dass jeder Zeitschritt im Modell vom Rampenkosten-Effekt betroffen ist, sofern Rampenkosten im Modell abgebildet werden.

3.3 Verfahren zur Analyse der Fehlereffekte



Hervorrufen einzelner Fehler

Eine der grundlegendsten Restriktion in Elektrizitätsmarktmodellen stellt die energetische Bilanzgleichung dar, welche die Deckung der Nachfrage zu jedem Zeitpunkt beschreibt. Ausgehend von einem Modell, welches ein „timeframe“ von einem Jahr verwendet und vollständig stündlich aufgelöst ist, muss diese Gleichung 8760 Mal aufgestellt werden. Dies gilt auch für viele weitere Restriktionen, welche sowohl nur einen oder sogar mehrere Zeitschritte umfassen können. Die Matrix des resultierenden Optimierungsproblems skaliert somit mit der Anzahl an Zeitschritten im Modell. Hierbei spielt die Länge des Zeitschrittes, also die zeitliche Dauer des abgebildeten Zeitsegmentes, keine Rolle.

Wie in Abschnitt 2.3.2 bereits diskutiert wurde, gibt es deshalb das Bestreben der Modellierer, die zeitliche Dimension zu reduzieren, um die Modelle bezogen auf deren Lösungszeit handhabbar zu halten. Um die Auswirkungen der Reduktion der Zeitauflösung, also die Aggregation von aufeinanderfolgenden Zeitschritten, besser zu verstehen, wird das Prinzip der nicht-äquidistanten Zeitauflösung verwendet. Wie bereits in Abschnitt 2.3.3 erläutert, können Zeitschritte nach unterschiedlichen Mustern aggregiert werden. Der wesentliche Unterschied zu den bisher genannten Verfahren besteht darin, dass das Ziel nicht die Reduktion der Modellgröße, sondern die gezielte Provokation von Aggregationsfehlern ist.

Vergleicht man die Ergebnisse unterschiedlich aufgelöster Modelle miteinander, so kann man lediglich die Überlagerung aller Fehlermechanismen messen. Mithilfe gezielter Aggregationen an ausgewählten Stellen des Modells können hingegen einzelne Fehlertreiber isoliert analysiert werden. Dieses Prinzip ist in Abb. 3-11 dargestellt.

Die dunkelblauen Blöcke stellen dabei einzelne kleine Zeitschritte dar. Im Rahmen

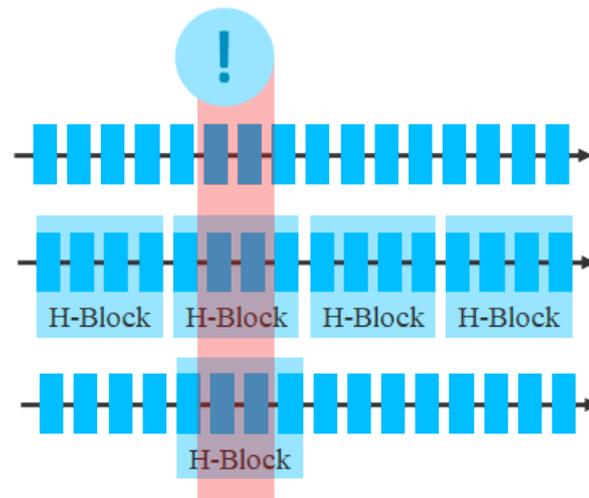


Abb. 3-11: Schematische Darstellung des Hervorrufens von Aggregationsfehlern durch nicht-äquidistante Zeitabbildung

dieser Arbeit wurden 1/4-Stunden-Blöcke als höchste Auflösung gewählt, da diese an den aktuellen Großhandelsmärkten die kleinste gehandelte Produktmenge darstellen.¹⁹ Die oberste Reihe, welche aus 16 1/4-Stunden-Blöcken besteht, bildet somit einen Zeitraum über vier Stunden ab. Im späteren Verlauf dieser Arbeit wird für 1/4-Stunden-Blöcke die Notation „QH-Block“ verwendet. In der Mitte ist ein stündliches Modell abgebildet. Die aggregierten Zeitschritte sind in Blöcke zusammengefasst, welche mit *H* als Stundenblock gekennzeichnet werden. Dieser Schritt wird in der Literatur auch als Downsampling bezeichnet (siehe hierzu auch Abschnitt 2.3.2).

In der letzten Reihe ist ein variabel aufgelöstes Modell dargestellt, welches nur an einem vom Modellierer als kritisch eingestuftem Zeitpunkt aggregiert ist. Die restlichen Zeitschritte sind hoch aufgelöst. Dieses selektive Aggregieren entspricht dem Segmentation Verfahren (s. hierzu auch Abschnitt 2.3.3). Vergleicht man nun die Ergebnisse eines vollständig 1/4-stündlich aufgelösten Modells mit denen eines variablen Modells, so können alle resultierenden Abweichungen auf diese eine Aggregation zurückgeführt werden.

Mithilfe dieses Konzeptes können die identifizierten Fehlermechanismen isoliert und quantifiziert werden. Die folgenden beiden Unterkapiteln werden mithilfe dieses Verfahrens die Fehlereffekte sowohl in ihrer Breite als auch in ihrer Tiefe analysiert.

3.4 Quantifizierung der Fehlereffekte



Dispatch und Zielfunktionsabweichung je Fehlereffekt
Unterteilung in Stufe A und Stufe B Modelle

¹⁹Produkte, welche in feineren Rastern agieren, werden typischerweise an Regelleistungsmärkten gehandelt, welche außerhalb der in dieser Arbeit verwendeten Definition von Flexibilität liegen und daher nicht weiter betrachtet werden.

Da nun alle identifizierten Fehlertreiber beschrieben wurden, wird anhand des in Abschnitt 3.1 beschriebenen Szenarios „GREEN2050“ die Quantifizierung des Fehlerinflusses durchgeführt. Hierzu werden jeweils paarweise Rechnungen eines vollständig viertelstündlich aufgelösten Modells (ref) mit einem variabel aufgelösten Modell (VAR) verglichen. Beim VAR Modell sind jeweils alle Zeitschritte, welche einen bestimmten Fehlermechanismus auslösen, auf stündliche Auflösung aggregiert, um den induzierten Fehler des jeweiligen Effektes zu provozieren. Durch Vergleich des Zielfunktionswerts und des Einsatzes der Technologiegruppen: Speicher, thermisch und fluktuierende Erneuerbare, können die Auswirkungen auf das Modellergebnis gemessen werden. Dies entspricht der Methode, welche in Abschnitt 3.3 erläutert wurde.

Da der Rampenkosten-Effekt praktisch zu jedem Zeitpunkt auftritt, wird dieser gesondert in einem 2. Schritt analysiert. Im nachfolgenden wird die Modellkonfiguration der Stufe A (s. Abb. 3-2) zur Quantifizierung der ersten sechs Fehlermechanismen verwendet.

3.4.1 Ohne Rampenkosten

Das Ergebnis dieser Untersuchung ist in Abb. 3-12 dargestellt. Als Hauptkriterium der Abweichungen wird der Zielfunktionswert des LP herangezogen. Zum Vergleich sind sowohl ein vollständig stündlicher (H) als auch ein viertelstündlichen (ref) Lauf jeweils links und rechts abgebildet. Die einzelnen Fehlermechanismen wurden in jeweils getrennten VAR Modellrechnungen provoziert und als Differenz zum ref-Lauf ermittelt. Der stündlich aufgelöste Lauf wird mitbetrachtet, um den maximalen Fehler zu visualisieren. Zur Erstellung der Abbildung wurden demnach acht Modellläufe durchgeführt.

Die blauen Balken geben jeweils den Zielfunktionswertunterschied zwischen QH und VAR Modell an. Im Kontext der Zielfunktionswertabweichung übt der Zero Crossing Effekt den größten Einfluss auf das Modell aus. Im Gegensatz dazu spielt der Ramping Rate Effekt nur eine untergeordnete Rolle, da kaum Zeitschritte existieren, welche ihn hervorrufen. Weiterhin lässt sich anhand der Grafik ablesen, dass der insgesamt auftretende Fehler zwischen H und QH 12,2 Mio.€ beträgt, was ungefähr 0,02% des Zielfunktionswertes ausmacht. In der vorliegenden Modellkonfiguration sind folgende Kostenkomponenten Bestandteile der Zielfunktion: Energieträgerkosten, CO₂-Zertifikatskosten und variable sowie fixe Betriebs- und Instandhaltungskosten. Investitionskosten werden im Dispatch-Lauf als Sunk-Costs angesehen und sind deshalb nicht Bestandteil der Zielfunktion. Weiterhin existiert keinerlei Abbildung des Netzes und der weiteren anfallenden Kosten des Stromsektors, weshalb der Wert der Zielfunktion hier nicht als Gesamtsystemkosten interpretiert werden darf. Setzt man die Abweichung mit den ausschließlich variablen Teilen des Zielfunktionswertes in Relation, so bleibt die Größenordnung mit 0,04% weiterhin auf gleichem Niveau.

Innerhalb eines Stundenblockes können mehrere Effekte gleichzeitig auftreten. So können z.B. am Zero Crossing Effekt gleichzeitig auch Ramping Rate oder Peak Shaving Effekte auftreten. Dies stellt einen der Gründe dar, weshalb die Abweichungssumme der einzelnen Läufe einen leicht höheren Wert als die Differenz von H und QH besitzt. Ein weiterer Grund für diese Abweichung ist durch die Restriktionen der Einheiten gegeben. Zum Beispiel beeinflusst das durch die Fehlermechanismen induzierte

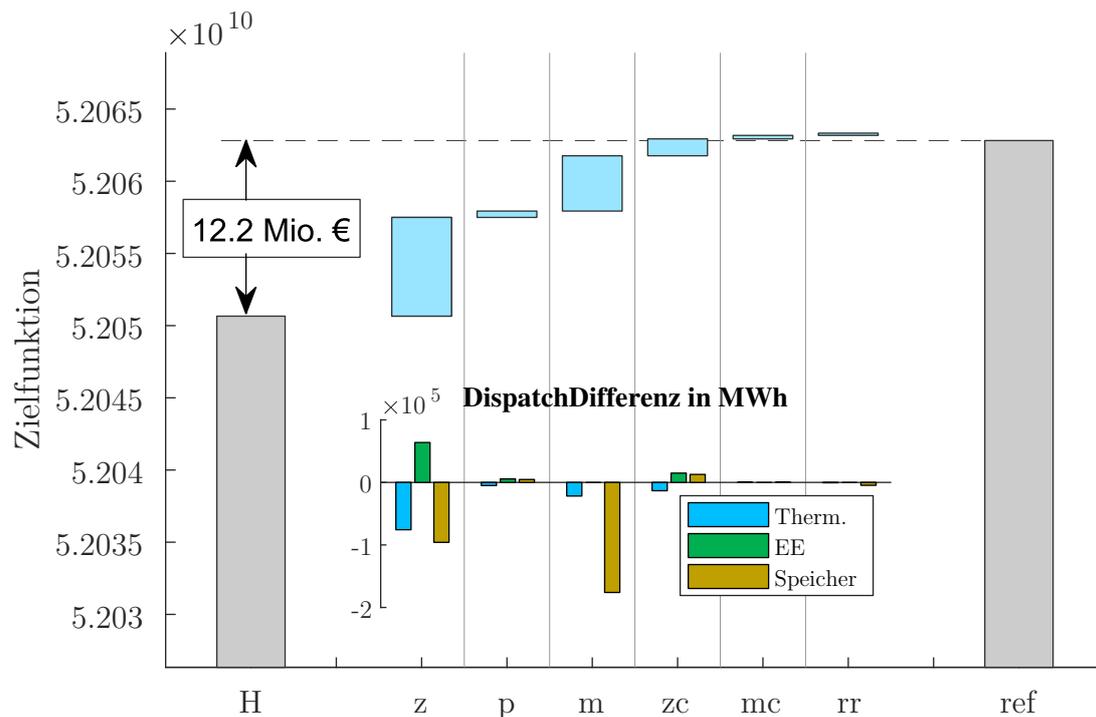


Abb. 3-12: Quantifizierung der Fehlertreiber aus Stufe A

Fehlerpotenzial den Einsatz der Speicher. Da der Speichereinsatz maßgeblich von dem maximal verfügbaren Speichervolumen abhängt, kann es passieren, dass zu eng aneinander liegende Fehlerpotenziale aufgrund beschränkter Flexibilität des Speichers im H-Lauf nur vermindert sichtbar werden.

Neben der Zielfunktionswertabweichung können auch weitere Fehlerindikatoren wie die Abweichungen der thermischen Erzeuger, EE und Speicher herangezogen werden. An diesen Unterschieden kann man erkennen, wie verschieden der Einfluss der jeweiligen Fehlermechanismen auf das Modellergebnis wirkt.

Eine maßgebliche Gemeinsamkeit aller Fehlermechanismen ist das potenzielle Überschätzen der EE-Einspeisung, welche mit einer Unterschätzung der Flexibilitätsanforderungen (insb. anhand der Speicher sichtbar) und der thermischen Erzeugung einhergeht. Trotzdem können grundlegende Unterschiede beobachtet werden. Vergleicht man z.B. die Struktur des Zero Crossing Effekts (z) mit der des Merit Order List Effekts (m), so kann man erkennen, dass letzterer keinen Einfluss auf die EE-Erzeugung ausübt.

Weiterhin ist das Verhältnis der Abweichungen von Speichereinsatz zu thermischer Erzeugung verschieden. Der Merit Order List Effekt ist dadurch charakterisiert, dass am Übergang der Residuallast der Speicher im höheraufgelösten Modell (ref) tätig werden muss. Wie bereits in den vorherigen Kapiteln beschrieben, wird die optimale Auslastung der günstigeren Einheit im ref Modell nur durch diesen zusätzlichen Einsatz des Speichers möglich. Im fehlerbehafteten Lauf ist diese Auslastung bereits durch die Aggregation des Zeitschrittes und dem damit verbundenen Genauigkeitsverlust erreicht. Es ist kein Speichereinsatz notwendig, da die Aggregation selbst ausgleichend

wirkt. Eigentlich könnte man davon ausgehen, dass die Unterschiede zwischen aggregiertem und nicht-aggregiertem Modell sich aus diesem Grund ausschließlich auf den Speichereinsatz beschränken. Tatsächlich ist aber eine, im Vergleich zur Speicherabweichung, geringe Differenz der thermischen Erzeugungen²⁰ messbar. Diese rührt daher, dass im ref Modell die Erzeugung der günstigeren Einheit „über den Umweg des Speichers“ ins System gelangen muss. Somit unterliegt sie dem Round-Trip-Wirkungsgrad des Speichers. Die Stromverluste werden durch die notwendige Mehrerzeugung im ref Modell sichtbar. Im aggregierten Modell erfolgt der Ausgleich allein durch die Aggregation und unterliegt deshalb keinen Verlusten.

Die Energieverhältnisse am Zero Crossing Effekt sind hingegen anders. Man kann gut erkennen, wie im fehlerbehafteten z Lauf ähnliche Mengen thermischer Erzeugung durch Mehrerzeugung Erneuerbarer getauscht wird. Dies ist der Symmetrie am Nulldurchgangspunkt geschuldet, welche bereits in Abschnitt 3.2.1 thematisiert wurde und in Abschnitt 3.5 näher analysiert wird.

Alles in allem mag zwar der Unterschied gemessen am Zielfunktionswert gering sein, doch sind die Auswirkungen an anderen Indikatoren, wie etwa dem Speichereinsatz, stärker ausgeprägt. Im vorliegenden Szenario liegt der Speichermehreinsatz verglichen zum H Lauf bei 1,2%. Aus Systemsicht ist dies aber weiterhin von geringer Relevanz. Anhand des eingangs in Abb. 3-1 gezeigten Zusammenhangs kann jedoch abgelesen werden, dass diese Abweichung bei niedrigeren Auflösungen, wie etwa 2H oder 4H, um ein Vielfaches größer ausfallen kann.

3.4.2 Mit Rampenkosten

In diesem Teil wird der Ramping Cost Effekt anhand der Modellkomplexitätsstufe B (s. Abb. 3-2) quantifiziert. Dies kann nicht analog zu den restlichen Fehlermechanismen durchgeführt werden, da Rampen an jedem Zeitpunkt im Modell vorkommen. Aggregiert man also alle Rampen zu H Blöcken, so erhält man ein vollständig stündlich aufgelöstes Modell. Dies bringt die Problematik mit sich, dass alle Fehlermechanismen überlagert werden.

Für die Analyse der Rampenkostenfehler wird jeweils ein QH und H Lauf mit aktivierten Rampenkosten durchgeführt. Hierbei kann der H Lauf gedanklich auch als VAR Lauf interpretiert werden, da er an jedem Kriterium „Lastwechsel“ H-Aggregationen aufweist. Analog zu den vorherigen Untersuchungen, werden die Werte der Zielfunktion, welche in Abb. 3-13 als blaue Balken abgebildet sind, herangezogen.

Vergleicht man den QH Lauf mit aktivierten Rampenkosten mit dem QH Lauf aus Teil 1, so unterscheidet sich der Gesamtbetrag der Zielfunktion um ca. 1,5%. Hierbei handelt es sich um zwei überlagerte Effekte. Zum einen, kommen schlichtweg neue Kosten in Form von Laständerungskosten hinzu. Zum anderen unterscheidet sich der Dispatch, da bedingt durch die veränderte Kostenstruktur insbesondere der Speichereinsatz unterschiedlich ausfällt. Die Modellläufe ohne Abbildung der Rampenkosten werden aus Gründen der Lesbarkeit nicht mit abgetragen.

Ohnehin ist für das Verständnis des zeitauflösungsinduzierten Fehlers der Rampen-

²⁰Hier sind nicht die Energiemengen der jeweils einzelnen thermischen Erzeuger gemeint, sondern die Summe der thermischen Erzeuger.

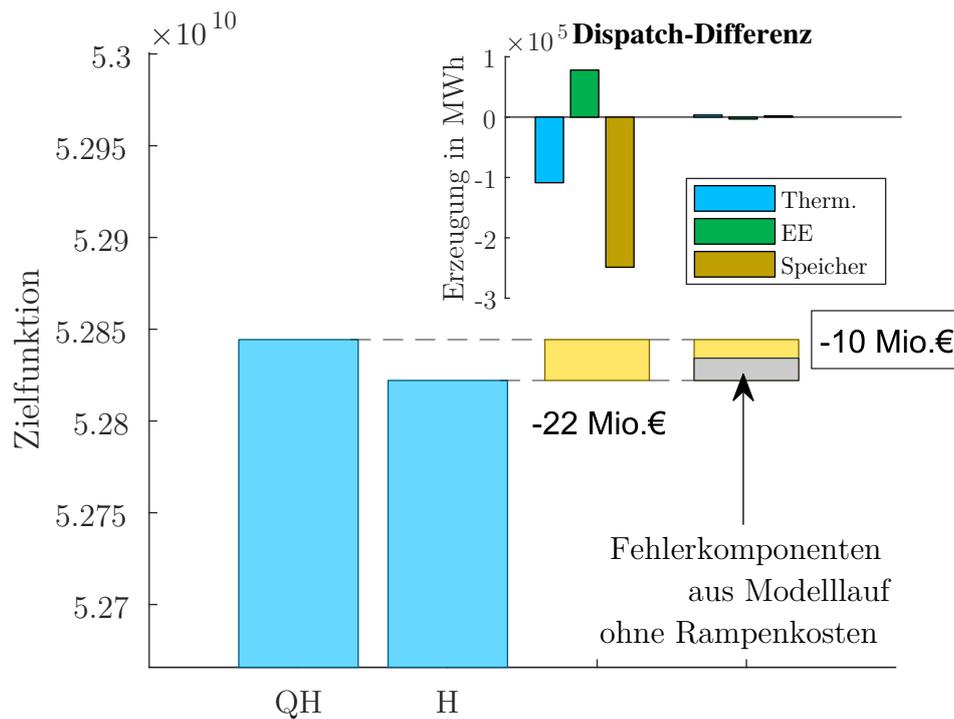


Abb. 3-13: Quantifizierung der Fehlertreiber aus Stufe B

kosten der Unterschied zwischen QH und H Lauf relevant. Dieser beläuft sich auf 22 Mio. € was ungefähr 0,04% des Zielfunktionswertes ausmacht. Damit ist der Fehler ca. doppelt so hoch wie der Fehler aus Teil 1, liegt aber (im Kontext des Zielfunktionswertes) weiterhin in derselben Größenordnung. Vergleicht man nun den Zielfunktionswert zwischen dem QH und H Lauf mit endogen abgebildeten Rampenkosten, so sind dort die Abweichungen aller sieben Fehlertreiber überlagert enthalten. Um eine gesonderte Abschätzung des Fehlers des Rampenkosten-Effektes vornehmen zu können, wird die Zielfunktionswertabweichung QH-H-Stufe-A mit den überlagerten sechs Effekten aus Abschnitt 3.4.1 herangezogen. Die Differenz zwischen (QH-H)-Stufe-B-Lauf und (QH-H)-Stufe-A-Lauf nähert den Fehlereinfluss des Rampenkosten-Effektes an. Aufgrund der Eigenschaft, dass die isolierten Fehler einzeln eine höhere Abweichung ergeben als gemeinsam, kann auch hier davon ausgegangen werden, dass der so ermittelte Wert nur die untere Schranke darstellt. Damit ergibt sich ein Einfluss in der Größenordnung um ca. 10 Mio. €, welche in Abb. 3-13 auf der rechten Seite dargestellt ist. Es handelt sich hierbei also um einen Korrekturversuch, bei dem der Einfluss der restlichen Fehlereffekte abgezogen wird. Dies kann sowohl für den Zielfunktionswert als auch für die Dispatch-Abweichungen vorgenommen werden.

Wie auch in Abschnitt 3.4.1, ist die Abweichung des Zielfunktionswertes zwar ein guter Indikator, um Abweichungen zu vergleichen, allerdings gibt er keinerlei Auskunft über die klimapolitisch relevanten Modellkomponenten. Die Kraftwerkseinsatzabweichungen sind in Abb. 3-13 über den blauen Balken in einem gesonderten Diagramm abgetragen. Auf der linken Seite dieses Subdiagramms sind die Abweichungen der Erzeuger aus den Gruppen thermisch, erneuerbar und Speicher abgebildet. Wie auch bei

der Diskussion des Zielfunktionswertes, gilt es hierbei zu beachten, dass dort alle Fehler-treiber überlagert vorliegen. Da die *Größenordnungen* der Fehler durch Abschnitt 3.4.1 bekannt sind, können die Dispatch-Abweichungen um die Fehlerkomponenten z , p , m , z_c , m_c und r_r bereinigt werden. Hierbei muss betont werden, dass diese Analyse nur der groben Einschätzung dienen darf. Das zugrundeliegende Modell in diesem Teil der Analyse ist ein anderes. Obwohl alle techno-ökonomischen Parameter und exogenen Modellannahmen identisch sind, ist das resultierende LP verschieden, da zusätzliche Restriktionen vorhanden sind.

Zieht man nun die in Abschnitt 3.4.1 ermittelten Einsatzabweichungen ab, so erhält man um zwei Potenzen verringerte Abweichungen, welche dem Rampenkosteneffekt zugeordnet werden können. Diese sind im rechten Teil des Subdiagramms abgetragen. Diese starke Reduktion deutet darauf hin, dass der Rampenkosteneffekt den Dispatch nur geringfügig beeinflusst, jedoch eine Hebelwirkung auf den Zielfunktionswert ausübt. Dieser Effekt kann deshalb vermutlich in Dispatch-only Konfigurationen, wie sie in Modelstufen A und B der Fall ist, vernachlässigt werden. In Investitionsläufen hingegen, bei denen die Kosten maßgeblich die Kraftwerksstruktur mitbeeinflussen, könnten solche Unterschiede einen Technologie-Switch bedingen. Daher ist anzunehmen, dass Rampenkosteneffekte in Investitionsläufen trotz marginaler Dispatchabweichungen einen Einfluss auf die Investitionsentscheidung und damit sehr wohl auf klimapolitisch relevante Kenngrößen ausüben können.

3.5 Fehlermechanismus beim Zero Crossing Effekt



Analyse des Zero Crossing Effekts
 Demonstration der vorab-Berechnung von Fehlerpotenzialen
 Variation der Speicherparameter

Da nun die Fehlermechanismen identifiziert und quantifiziert wurden, können tiefergreifende Analysen durchgeführt werden. Ziel dieses Abschnittes ist es, die Auswirkungen der Fehlermechanismen beispielhaft am Zero Crossing Effekt besser zu verstehen. Prinzipiell wird in den folgenden Absätzen zwischen *potenziellen* und *tatsächlichen* Fehlern unterschieden. Hierbei unterscheidet sich die Art und Weise, wie die Fehler ermittelt werden. Von potenziellen Fehlern ist immer dann die Rede, wenn durch Voranalyse des Inputdatensatzes Zeitpunkte und dazugehörige Energiemengen identifiziert werden, welche theoretisch zu einer Abweichung zwischen zwei unterschiedlich aufgelösten Modellläufen führen können. Allerdings kann erst nach Anwendung des Modells, also am *tatsächlich* ermittelten Ergebnis, festgestellt werden, ob diese *potenziell* anfallenden Fehler auch *tatsächlich* entstehen.

Um die vorliegenden Effekte und die dazugehörigen Thesen experimentell zu stützen, werden insgesamt drei Modellexperimente durchgeführt, welche aus jeweils zwei Modellrechnungen bestehen. Analog zu den Experimenten aus Abschnitt 3.4 wird auch hier jeweils ein QH Lauf mit einem VAR Lauf verglichen. Die Zeitauflösung des VAR-Modells ist so gewählt worden, dass alle Zeitpunkte mit Nulldurchgang stündlich aggregiert wurden, wobei die restlichen Zeitschritte viertelstündlich vorliegen. Das erste

Modellexperiment wurde mit einem Datensatz durchgeführt, welcher ein realistisches Verhältnis zwischen thermischen Erzeugern und Speichereinheiten aufweist. Die restlichen Modellexperimente sind im Rahmen einer Parametervariation durchgeführt worden. Da Speichereinheiten eine besonders zentrale Rolle einnehmen, wurden einmal verschwindend geringe Speicherkapazitäten und einmal besonders hohe angenommen. Der vorliegende Datensatz stammt nicht aus den in Abschnitt 3.1 vorgestellten Szenarien. Stattdessen wurde in Savvidis und Hufendiek (2019) ein weniger komplexer Datensatz verwendet, um die Analysen zu vereinfachen. Da die Modellkonfiguration weiterhin der Stufe A entspricht, sind die Erkenntnisse übertragbar. Die im weiteren Verlauf des Kapitels verwendete Notation ist detailliert in Appendix C beschrieben.

Um den induzierten Fehler des Zero Crossing Effekts besser beschreiben zu können, wird die positive und negative Seite der Residuallast zunächst getrennt voneinander als $W^{\text{RL}+}(t)$ und $W^{\text{RL}-}(t)$ definiert. Im Umkehrschluss gilt also:

$$W^{\text{RL}+}(t) + W^{\text{RL}-}(t) = W^{\text{RL}}(t). \quad (3-5)$$

Mithilfe dieser Zuteilung werden die unterschiedlichen Modellreaktionen auf die Residuallast abgebildet. Ist diese positiv, so muss ein regelbarer Erzeuger (inkl. Speicher) aktiv werden, ist sie negativ, so muss überschüssige Energie entweder abgeregelt oder eingespeichert werden. Im weiteren Verlauf der Arbeit werden diese beiden Energiemengen auch als Erzeugungsseite und Pumpseite der Residuallast bezeichnet.

Was bereits in der Tabelle innerhalb der Abb. 3-5 als Differenz ermittelt wurde, wird nun für eine jährliche Zeitreihe durchgeführt. Mithilfe des viertelstündlichen Residuallastprofil $W^{\text{RL}}(t^{\text{QH}})$ und des variablen Profils $W^{\text{RL}}(t^{\text{VAR}})$ bildet man die Differenz der Energiemengen der Erzeugungsseiten der Residuallast:

$$\tilde{W}^{\text{g-saved}} := \sum_{i \in I} W^{\text{RL}+}(t_i^{\text{QH}}) - \sum_{j \in J} W^{\text{RL}+}(t_j^{\text{VAR}}) \quad (3-6)$$

wobei $I \subset \mathbb{N}$ die Menge aller Zeitschrittindizes des QH-Modells und $J \subset \mathbb{N}$ die Menge aller Zeitschrittindizes des VAR-Laufs darstellen. Eine zusätzliche Unterscheidung, ob ein Zero Crossing Zeitschritt vorliegt, muss nicht getroffen werden, da die VAR-Zeitreihe sich ausschließlich an den Nulldurchgangszeitpunkten von der QH-Zeitreihe unterscheidet. Die somit ermittelte Differenz der Erzeugungsseite $\tilde{W}^{\text{g-saved}}$ kann als potenziell vermiedene bzw. nicht erfasste Erzeugung aufgefasst werden, da diese Energiemenge nach der Aggregation nicht mehr der positiven Residuallast-Seite zuzuschreiben ist. Analog hierzu lässt sich auch $\tilde{W}^{\text{p-lost}}$ mithilfe der negativen Residuallast-Seite $W^{\text{RL}-}(t)$ bestimmen.

Wie bereits in Abschnitt 3.2 mehrfach beobachtet wurde, spielen Unstetigkeiten eine gewichtige Rolle bei den Fehlermechanismen. Verläuft die Residuallast durch den Nullpunkt, so hat dies für den Optimierer einen „Unstetigkeitscharakter“. Kurz vor dem Nulldurchgang muss Energie erzeugt werden, kurz danach ist überschüssige Energie vorhanden. Das in Abb. 3-14 dargestellte Diagramm ist deshalb horizontal zweigeteilt, um die Unstetigkeit der Dispatch-Entscheidung zu visualisieren. Die potenziellen erzeugungs- und pumpseitigen Fehler, sind links aufgetragen. Wie bereits in Abschnitt 3.2 erklärt, verfügen sie über den gleichen Betrag. Im Bereich der Abbildung, welcher mit „ex-post“ markiert ist, sind weitere Energiemengen eingezeichnet, welche

zur Nachverfolgung des Fehlereinflusses genutzt werden. Diese können ausschließlich durch Modellexperimente bestimmt werden, da sie vom Modellergebnis abhängen. Die beschriebenen Energiemengen bilden sich immer aus der Differenz zwischen QH und VAR Modelllauf.

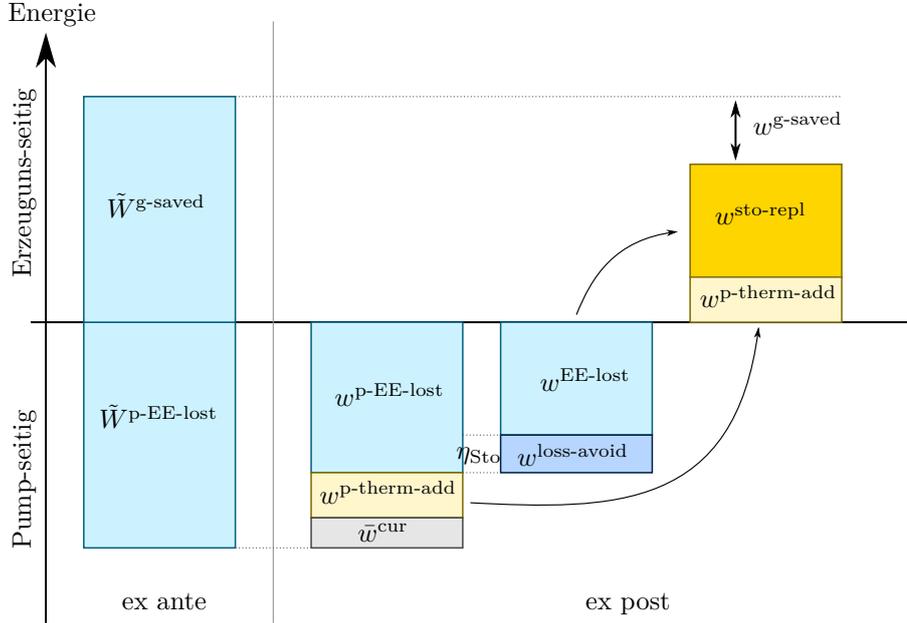


Abb. 3-14: Auswirkungen des Zero Crossing Effekts

Da es sich bei der verlorenen Pumpenergie W^{p-lost} um ausschließlich durch Erneuerbare erzeugte Energiemengen handelt, wird zu Zwecken der besseren Veranschaulichung auch die Bezeichnung $W^{p-EE-lost}$ eingeführt. Zum Maximum an potenziell verlорner Pumpenergie $\tilde{W}^{p-EE-lost}$, kann auch die tatsächlich verlorene Pumpenergie $w^{p-EE-lost}$ über die Differenz der EE-Pumpmengen beider Modellläufe ermittelt werden.

Um die Differenz der EE-Pumpmengen zu berechnen, gilt es zunächst, allgemein die Herkunft der gepumpten bzw. eingespeicherten Energie zu ermitteln. Diese Information wird vom Modell nicht getrennt bilanziert. Bei der vorliegenden Modellkonfiguration mit nur einem Speicher und ohne weitere speicherähnlichen Technologien können die EE-Pumpmengen durch Auswertung der Erzeugungszeitreihen abgeleitet werden. Immer dann, wenn die Last ausschließlich durch Erneuerbare Erzeugung gedeckt wird und dabei zusätzlich das Einspeichern von Energie durch die Speichereinheit erfolgt, kann diese Energie eindeutig dem EE-Überschuss zugeordnet werden. In allen anderen Fällen, also wenn eine Erzeugung thermischer Einheiten zusätzlich zum Einspeichervorgang anfällt, liegt keine ausschließliche Verwertung von EE-Überschuss vor. Die Vorgehensweise hierzu ist detailliert in Abschnitt D.2 beschrieben.

Nachdem man sowohl für das QH Modell als auch für das VAR Modell die gepumpten EE-Energiemengen abgeleitet hat, lässt sich über Berechnung der Differenz die tatsächlich verlorene Pumpmenge berechnen:

$$w^{p-EE-lost} := \sum_{i \in I} w^{p-EE}(t_i^{QH}) - \sum_{j \in J} w^{p-EE}(t_j^{VAR}). \quad (3-7)$$

Vergleicht man nun die potenziell verlorene Pumpenergie $\tilde{W}^{p-EE-lost}$ mit der tatsächlich verlorenen Pumpenergie $w^{p-EE-lost}$, so stellt man fest, dass letztere nur ca. 60% des ursprünglichen Potenzials ausmacht. Dies verdeutlicht, dass die bloße Existenz eines Fehlerpotenzials nicht die alleinige Voraussetzung für einen Fehler ist. Im konkreten Fall kann man das auf die beschränkte Ein- und Ausspeicherleistung, sowie das begrenzte Speichervolumen der Speichereinheit zurückführen. Die Einheit ist nicht immer in der Lage, die Einsatzpotenziale auszunutzen, wenn der Speicherfüllstand z. B. schon voll ist. Diese These wird im weiteren Verlauf der Arbeit auch experimentell belegt. Generell kann man ableiten, dass eine Energiemenge, die sich im Referenzlauf (QH) zur Einspeicherung anbietet, aber aufgrund der Beschränkungen des Speichers im selben nicht genutzt wird, folglich im VAR-Lauf auch nicht fehlen kann.

Weiterhin kann beobachtet werden, dass Teile der verlorenen Pumpenergie aus Erneuerbaren $\tilde{W}^{p-EE-lost}$ durch zusätzliche Pumpenergie aus konventionellen Kraftwerken $w^{p-therm-add}$ ersetzt wird. Zur Ermittlung dieser Energiemenge muss zunächst für jeden Lauf die eingespeicherte Energie aus thermischer Erzeugung ermittelt werden. Auch hier handelt es sich um eine Größe, die bei Strommarktmodellen nicht direkt bilanziert wird. In der vorliegenden Konfiguration mit nur einer Speichereinheit wird die aus thermischen Kraftwerken gepumpte Energie für jeden Lauf durch Analyse der Ergebniszeitreihen ermittelt. Hierfür wird zu jedem Zeitpunkt von Einspeichervorgängen ermittelt, ob thermische Erzeugung über die Residuallast hinaus existiert. Ist dies der Fall, so wird diese Erzeugungsmenge zur thermisch gepumpten Energie bilanziert. In Realität ist der Strommix im Netz immer eine Mischung aus allen Erzeugern, so dass sich ein Speicher nie ausschließlich mit Energie einer bestimmten Erzeugergruppe füllen würde. Diese Bilanzierung kann dennoch auf thermische Einheiten angewandt werden, da hier eine Modellentscheidung gemessen werden soll: die Erzeugung von Strom durch steuerbare Einheiten mit variablen Kosten, welche über die Residuallast hinaus geht. Die exakte Berechnung ist in Appendix D beschrieben. Die in der Grafik gezeigte Energiemenge $w^{p-therm-add}$ berechnet sich aus der Differenz der gepumpten thermischen Energie beider Modellläufe.

Zusätzlich kann beobachtet werden, dass es zwischen den beiden Läufen zu einer Curtailment-Differenz kommt, welche im Diagramm als \bar{w}^{cur} aufgetragen ist. Diese Differenz entsteht dadurch, dass die Speichereinheiten im Referenzmodell stärker ausgelastet werden und somit nicht in der Lage sind, dieselbe EE-Menge ins System zu integrieren. Auch diese These wird im weiteren Verlauf experimentell bestätigt. Die drei gemessenen Größen $w^{p-EE-lost}$, $w^{p-therm-add}$ und \bar{w}^{cur} ergeben in Summe exakt die vorher ermittelten maximalen Fehler $\tilde{W}^{p-EE-lost}$ bzw. den hierzu symmetrischen Fehler $\tilde{W}^{g-saved}$. Dies ist ein Indiz dafür, dass die Ermittlung des potenziellen Fehlers mithilfe der Gl. 3-6 die ermittelten Zeitpunkte des Zero Crossing Effekts mit ihrem vollständigen Fehlerpotenzial erfasst.

Um die Auswirkungen auf das Gesamtsystem nachverfolgen zu können, muss nun untersucht werden, wie das System die fehlende Pumpenergie $w^{p-EE-lost}$ kompensiert. Zur Erinnerung: die *fehlende Pumpenergie* beschreibt eine Energiemenge, die im QH Lauf eingespeichert wurde, im VAR Lauf aufgrund der Aggregation dem Speicher aber nicht zur Verfügung stand. Da die Modelle aber in allen anderen Belangen identisch sind, muss im VAR Modell eine andere Einheit diese Energiemenge bereitstellen. Da bei der Nutzung von Speichern Verluste auftreten, ist die zu kompensierende Energie-

menge geringer als die nicht eingespeicherte.²¹ Deshalb wird zunächst über den Speicherwirkungsgrad η_{Sto} ermittelt, welche Einspeisung $w^{\text{EE-lost}}$ aus der fehlenden Menge resultieren würde, wenn diese verfügbar wäre:

$$w^{\text{EE-lost}} = w^{\text{p-EE-lost}} \cdot \eta_{\text{Sto}}. \quad (3-8)$$

Dieser Schritt ist notwendig, da die nun nicht anfallenden Speicherverluste

$$w^{\text{loss-avoid}} := w^{\text{p-EE-lost}} \cdot (1 - \eta_{\text{Sto}}) \quad (3-9)$$

nicht kompensiert werden müssen. Dieser Zusammenhang bedeutet: durch die Aggregation an Nulldurchgangsstellen werden den Speichern überschüssige EE-Energiemengen vorenthalten, welche nicht zum Laden genutzt werden können. Diese Energie, vorausgesetzt der Speicher verfügt zum Zeitpunkt des Einspeichervorgangs über genug installierte Kapazität und verfügbares Speichervolumen, kann deshalb zu einem späteren Zeitpunkt auch nicht mehr bereitgestellt werden. Die im System später fehlende Energie besteht aber nicht ausschließlich aus der durch die Aggregation verlorenen Energiemenge, sondern nur aus dem um den Speicherverlust verminderten Anteil ($w^{\text{EE-lost}}$).

Die weitere Analyse der beiden Läufe zeigt, dass die thermischen Kraftwerke im VAR-Lauf eine Mehrproduktion um exakt den Betrag von $w^{\text{EE-lost}}$ leisten. Diese direkte Kompensation der vorher aufgrund des Zero Crossing Effekts nicht eingespeicherten Energie ist als $w^{\text{sto-repl}}$ gekennzeichnet. Der Pfeil in der Abbildung verdeutlicht, dass es sich um dieselbe Energiemenge handelt.

Auf der Erzeugungsseite wird nun die thermische Zusatzerzeugung des Modells, bestehend aus $w^{\text{p-therm-add}}$ und $w^{\text{sto-repl}}$, aufgetragen. Verglichen mit dem vorher ermittelten potenziell eingesparten thermischen Erzeugung $\tilde{W}^{\text{g-saved}}$ kann eine Differenz festgestellt werden, welche sich exakt aus der Summe der Curtailment-Differenz \bar{w}^{cur} und der vermiedenen Speicherverluste $w^{\text{loss-avoid}}$ bildet. Da die Mehrerzeugung zur Kompensation der Speicher niedriger ausfällt als die eingesparte Erzeugung $\tilde{W}^{\text{g-saved}}$, sinken im VAR-Lauf die Volllaststunden der thermischen Kraftwerke. Die damit einhergehenden Einflüsse sind in Tab. 3-2 zusammengefasst.

Tab. 3-2: Darstellung der Einflüsse des Zero-Crossing Effekts auf die Modellergebnisse

Indikator	Einfluss
Wert der Zielfunktion	fällt ab
Einsatz von Speichereinheiten	fällt ab
Einsatz thermischer Einheiten	fällt ab
CO ₂ -Emissionen	fallen ab
Abregelung Erneuerbarer	fällt ab

Zwischenfazit: Bisher konnte gezeigt werden, dass das Fehlerpotenzial des Zero Crossing Effekts für Stufe A Modelle vorab berechenbar ist. Alle gemessenen Reaktionen der Modelle haben sich auf die vorab ermittelten Energiemengen beschränkt.

²¹Hierbei handelt es sich um einen ähnlichen Effekt, wie er bereits in Abschnitt 3.4.1 im Zusammenhang mit dem Merit Order List Effekt beschrieben wurde. Dadurch dass Energie „über den Umweg des Speichers“ in das System gelangt, unterliegt sie den Speicherverlusten.

Der Zero Crossing Effekt fördert zwei Abweichungen: Unterschätzung des Einsatzes regelbarer Kapazitäten und Unterschätzung der EE-Überschüsse, welche vom Modell verarbeitet werden müssen. Allerdings hängt es von den Restriktionen des Speichers und der jeweiligen Profile ab, wie dieses Fehlerpotenzial zum Tragen kommt. Zu diesen Restriktionen gehört der Wirkungsgrad, die Einspeicherleistung und das Speichervolumen. Der Einfluss des Wirkungsgrades kann in Abb. 3-14 abgelesen werden: je niedriger der Wirkungsgrad, desto größer die Unterschätzung der thermischen Erzeuger. Für Szenarien mit hohen Anteilen an stark verlustbehafteten Speichertechnologien, wie etwa chemischen Batteriespeichern, ist eine größere Abweichung verglichen zu Systemen mit konventionellen Pumpspeichern zu erwarten. Der Einfluss von Speichervolumen und installierter Kapazität wird in einem nachgelagerten Versuch näher betrachtet.

Für die weitere Betrachtung des Speichereinflusses werden zwei weitere QH-VAR Laufpaare parametrisiert. Dabei werden die Speichereigenschaften variiert. In einem Experiment wird der Speicher nahezu unbegrenzt angenommen, im anderen als unendlich klein. Die Umsetzung erfolgt durch Parametrisierung mit besonders hohen bzw. besonders niedrigen Werten für das Speichervolumen. Um die Vergleichbarkeit mit den bisherigen Ergebnissen zu wahren, werden P^{Inst} und $P^{\text{Inst-P}}$ nicht variiert. Zu beiden Modellpaaren wird dieselbe Auswertung wie in Abb. 3-14 vorgenommen. Die Ergebnisse sind jeweils in den Abb. 3-15 und Abb. 3-16 dargestellt.

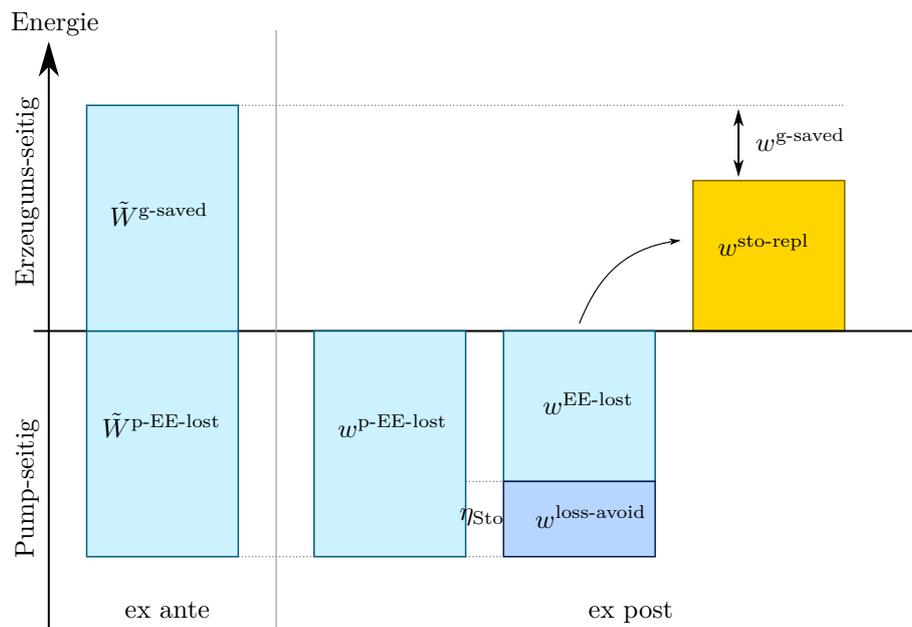


Abb. 3-15: Auswirkungen des Zero Crossing Effekts: unbegrenztes Speichervolumen

Bei genügend groß gewählten Speichern fallen die vorher beschränkenden Faktoren weg. Das bedeutet, dass der Speicher jede überschüssige Energiemenge ausnutzen kann. Dies wiederum hat zur Folge, dass das Fehlerpotenzial $\tilde{W}^{\text{p-EE-lost}}$ voll zum Tragen kommt. Dies ist in Abb. 3-15 daran zu erkennen, dass das Fehlerpotenzial dem tatsächlich auftretenden EE-Pumpfehler $w^{\text{p-EE-lost}}$ entspricht. Daher treten auch keine zusätzlichen Pumpvorgänge thermisch erzeugter Energie auf. Auch das Curtailment

unterscheidet sich deshalb nicht.

Im nächsten Schritt werden die „virtuellen“ Verluste der nicht zur Verfügung stehenden Speicherenergie abgezogen, um zu ermitteln, wieviel regelbare Energie $w^{\text{sto-repl}}$ dem System nun fehlt. Diese wird durch thermische Erzeuger ersetzt. Da dies insgesamt weniger zusätzlicher Energie als die potenziell eingesparte Erzeugung $\tilde{W}^{\text{g-saved}}$ entspricht, bleibt für den Modelllauf insgesamt eine Reduktion der thermischen Erzeugung um den Betrag der virtuellen Speicherverluste übrig.

Im Gegensatz hierzu kann dieser Versuch auch mit marginal kleinen Speichern durchgeführt werden. Der Wert der Speicherkapazität wurde nahe null gewählt, weshalb der Einsatz der Speicher praktisch vernachlässigbar ist. Die Speicher wurden aber dennoch modelliert, um die Struktur des Modells nicht zu verändern. Hierdurch soll die Vergleichbarkeit gewährleistet werden.

Da die Speicher zwar existieren, aber praktisch nur vernachlässigbar eingesetzt werden können, spielt die potenzielle Energie $\tilde{W}^{\text{p-EE-lost}}$ keine Rolle. Diese überschüssige Energie kann von den Einheiten aufgrund ihrer begrenzten Kapazität in diesem Variationslauf weder im QH noch im VAR Lauf genutzt werden. Die einzige Flexibilität, die das Modell jetzt noch nutzen kann, ist die Abregelung der EE-Einheiten. In Abb. 3-16 lässt sich diese Modellreaktion daran erkennen, dass das vollständige Fehlerpotenzial $\tilde{W}^{\text{p-EE-lost}}$ in Form von Curtailment-Differenzen sichtbar wird.

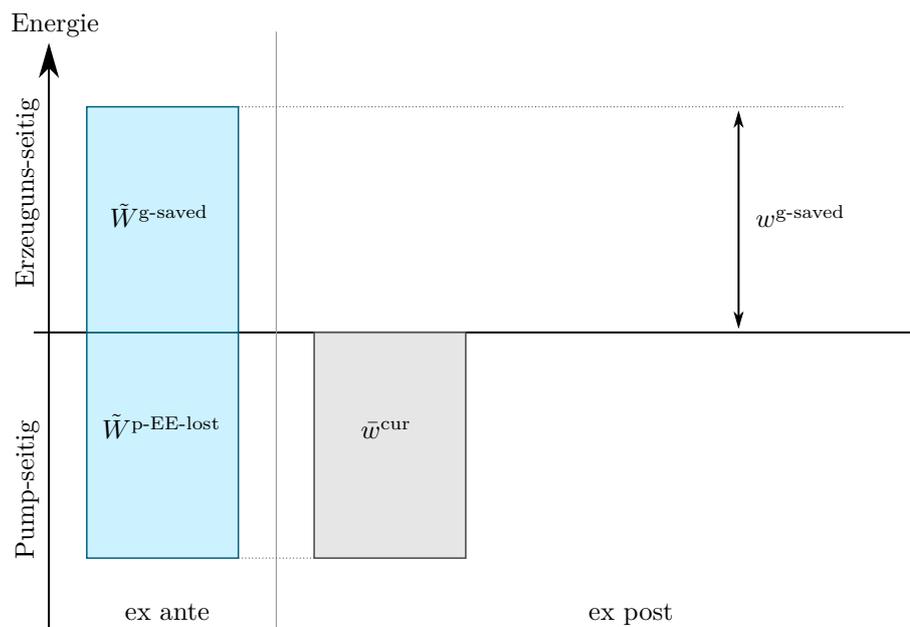


Abb. 3-16: Auswirkungen des Zero Crossing Effekts: vernachlässigbares Speichervolumen

Fazit: Die Analyse des Zero-Crossing Effekts hat ergeben, dass Fehlerpotenziale für Stufe A Modelle vorab in Form von Erzeugungsunterschätzung und EE-Überschuss-Unterschätzung berechnet werden können. Die Auswirkung auf das System wird maßgeblich von den technischen Eigenschaften der Speichereinheit bestimmt. Ihre Parameter Wirkungsgrad, installierte Kapazität und Speichervolumen bestimmen in Kombination mit der individuellen Profildform die Art der Modellabweichung. Hierbei lassen sich

nicht im Detail alle beeinflussten Modellergebnisse bestimmen, da der Speichereinsatz nicht ex-ante bekannt ist. Die Tendenz der Abweichung ist aber bei allen Varianten gleich und entspricht der Auflistung in Tab. 3-2. Darüber hinaus lassen sich Obergrenzen der Fehler ableiten. Curtailment-Differenzen und thermische Mehrerzeugung lassen sich vorab für diese Extremfälle abschätzen.

4 Modellreduktion und Validierung

Dieses Kapitel befasst sich mit der Möglichkeit, anhand der bisher gesammelten Erkenntnisse die Modellgröße durch Zeitreihenaggregation zu reduzieren. Dies wird dadurch ermöglicht, dass kritische Zeitpunkte anhand der Modellinputdaten erkannt werden können und gezielt von der Aggregation ausgeschlossen werden. Außerdem lassen sich mithilfe dieser Methode die Effekte von Stufe A Modellen auf ihre Vollständigkeit validieren. Treten nach maximal ausgereizter Aggregation keine Fehler im Vergleich zu einem viertelstündlichen Referenzlauf auf, so sind die Fehlertreiber von Stufe A Modellen vollständig identifiziert worden. Folglich hat die Aggregation der nicht als kritisch empfundenen Zeitschritte keine Verzerrung des Ergebnisses bewirkt. Darüber hinaus lassen sich Schlussfolgerungen über Stufe B und C Modelle ableiten.

Zunächst wird in Abschnitt 4.1 auf das verwendete Verfahren der Zeitreihenaggregation eingegangen. Anschließend werden aufbauend auf den Erkenntnissen aus Kapitel 3 die Einschränkungen des Verfahrens herausgearbeitet. Hierbei wird differenziert, bei welchen Konfigurationen eine fehlerfreie Zeitschrittreduktion möglich ist und bei welchen nicht. Der weitere Verlauf dieses Kapitels ist zweigeteilt. Im ersten Teil wird auf die Modellreduktion und Validierung der Vollständigkeit derjenigen Modellkonfigurationen eingegangen, welche sich mit dem hier entwickelten Verfahren fehlerfrei reduzieren lassen. Im zweiten Teil wird mithilfe der neuen Erkenntnisse hergeleitet, weshalb sich die Effektivität des bereits bekannten Verfahren von vom Stein et al. (2017) ergibt.

Im ersten Teil wird zunächst in Abschnitt 4.2 der Einfluss des gewählten Datensatzes untersucht. Hierfür wird die Daten-Voranalyse für mehrere Szenarien durchgeführt. Im darauffolgenden Abschnitt 4.3 wird für Stufe A Modelle, welche fehlerfrei reduzierbar sind, experimentell demonstriert, wie weit eine solche Reduktion möglich ist. Da die Ergebnisse des reduzierten Modells vom Referenzmodell nicht abweichen, ist die Vollständigkeit der in Kapitel 3 ermittelten relevanten Fehlereffekte hierdurch experimentell belegt.

Im zweiten Teil werden die Erkenntnisse dieser Arbeit dazu genutzt, die Hintergründe der Effizienz vom Verfahren nach vom Stein et al. (2017) zu durchleuchten. Hierfür wird in Abschnitt 4.4 eine Korrelation der dortig verwendeten Indikatoren, mit dem Aufkommen der hier identifizierten Fehlertreiber untersucht.

Abschließend werden in einem Fazit in Abschnitt 4.5 die Erkenntnisse und Unterschiede von Stufe A, B und C Modelle eingegangen.

4.1 Dynamische Zeitauflösung



Beschreibung des DYN-Ansatzes
Einordnung nach Hoffmann et al., 2020
Grenzen des DYN-Ansatzes

4.1.1 Beschreibung des Verfahrens

Das hier verwendete Verfahren wurde bereits in Savvidis und Hufendiek (2018) vorgestellt und an einem vereinfachten Modell angewandt. Zur Anwendung an Stufe A Modellen wurde das Verfahren weiterentwickelt, sodass alle sechs relevanten Fehlermechanismen mitberücksichtigt werden können. Die ursprüngliche Benennung „dynamische Zeitauflösung“ kann, wie in Hoffmann et al. (2020) bestätigt wird, als Synonym für „variable“ / „adaptive“ Zeitauflösung und „chronologisches Clustern“ verwendet werden. Die kategorische Einordnung nach Hoffmann erfolgt daher bei „Resolution Variation - Segmentation“.

Ziel des Verfahrens ist, im Gegenzug zur bisher verwendeten VAR-Auflösung, nicht das Provozieren von Fehlern, sondern die Reduktion der Modellgröße unter Vermeidung von Fehlern. Hierbei liegt der Anspruch nicht darauf, Fehler gering zu halten, sondern gänzlich zu vermeiden. Das Prinzip des Verfahrens ist in Abb. 4-1 dargestellt. Die rote Markierung symbolisiert einen Zeitschritt, der von mindestens einem der sechs Fehlermechanismen betroffen ist. An den restlichen Zeitschritten kann jeweils die Zeitauflösung verringert werden, da dort aufgrund der Abwesenheit von Fehlermechanismen eine Aggregation als unkritisch eingestuft wird. Sollte das Modellergebnis tatsächlich übereinstimmen, so ist hiermit die unkritische Einstufung experimentell gezeigt worden. Für die vorliegende Untersuchung sind die Aggregationsstufen: stündlich (H), 2-stündlich (2H) und 4-stündlich (4H) ausgewählt worden.

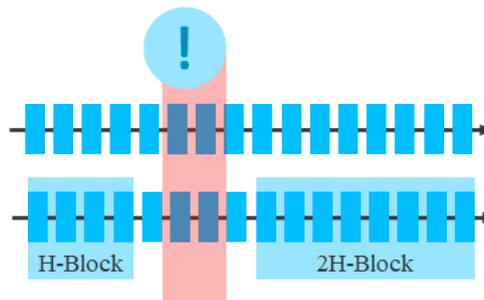


Abb. 4-1: Schematische Darstellung der dynamischen Zeitauflösung

Um die dynamische Aggregation umzusetzen, werden zunächst die relevanten Input-Daten analysiert. Hierzu gehören die Einspeiseprofile der fEE, das Stromlastprofil, die installierten Kapazitäten aller Technologien, die Grenzkosten jeder Technologie (bestehend aus Brennstoffkosten, variablen Betriebs- und Wartungskosten und CO₂-Kosten), die maximale Einspeicherleistung des Speichers, das Speichervolumen und die maximalen Laständerungsgeschwindigkeiten der Kraftwerke. Hiermit lassen sich die Zeitpunkte der Fehlermechanismen identifizieren, welche im Folgenden als *kritische Zeitschritte* bezeichnet werden.

Ausgehend von der höchsten Aggregationsstufe (4H), werden 2190 4-Stunden-Blöcke zur Abbildung eines Jahres benötigt. Jedes Mal, wenn ein kritischer Zeitpunkt innerhalb eines Blockes liegt, wird dieser auf die nächste, feinere Auflösung disaggregiert. In diesem Fall in zwei 2H-Blöcke. Der kritische Zeitpunkt kann nun entweder exakt zwischen den beiden Blöcken oder wiederum innerhalb eines Blockes liegen. Bei letzterem muss der betroffene Block wieder disaggregiert werden. Ein 2H Block wird demnach in

zwei H-Blöcke aufgeteilt und so weiter. Das Verfahren endet, wenn entweder der kritische Zeitpunkt zwischen zwei Blöcken liegt oder keine weitere Disaggregationsstufe zur Verfügung steht. Da die höchste Auflösung (QH) zur Abbildung eines Jahres 35040 Zeitschritte benötigt, wird das resultierende Modell zwischen 2190 und 35040 Zeitschritten groß sein. Dies ist abhängig davon, wie viele kritische Zeitpunkte enthalten sind und welchen Abstand sie zueinander haben.

Dieser Algorithmus ist nachfolgend in Form von Pseudocode dargestellt. Ausgangspunkt bilden verschiedene Mengen T , welche Objekte t beinhalten, die Zeitschritte bzw. Zeitblöcke beschreiben. Diese Elemente t in T stellen eine abstrakte Darstellung aller Modellinputparameter dar, welche einem definierten Zeitintervall angehören. Hierbei besitzt ein viertelstündlich aufgelöster Modelldatensatz 35040 solcher abstrakten Elemente $t_{_QH}$ in $T_{_QH}$. Ein solches Objekt t repräsentiert diejenigen Datenpunkte, die für den jeweiligen Zeitpunkt gültig sind. Also zum Beispiel die in der jeweiligen Viertelstunde modellierte Last, alle (zeitunabhängigen) Parameter zu Erzeugungseinheiten, Brennstoffpreise, etc. Um die Zuordnung desselben Zeitpunktes im Jahr über alle Aggregationsstufen beizubehalten, verfügt jedes Zeitblock-Objekt über einen Pointer, der auf die zugehörigen, feiner aufgelösten Zeitblock-Objekte verweist.

```

1: load T_QH, T_1H, T_2H, T_4H                ▷ Lade alle Objektmengen
2: T_1H ← IDENTIFYCRITICALSTEPS(T_1H)        ▷ Auswertung krit. 1H Zeitschritte
3: T_2H ← IDENTIFYCRITICALSTEPS(T_2H)        ▷ Auswertung krit. 2H Zeitschritte
4: T_4H ← IDENTIFYCRITICALSTEPS(T_4H)        ▷ Auswertung krit. 4H Zeitschritte
5: T_DYN ← ∅                                  ▷ Initialisiere Ergebnismenge
6: for t_4H in T_4H do                          ▷ Iteriere über alle 4H Blöcke
7:   if t_4H.critical is False then              ▷ Überprüfe, ob kritisch
8:     t_4H → T_DYN                             ▷ Lege in Ergebnismenge ab
9:   else
10:    for t_2H in t_4H.substeps do                ▷ Gehe zu nächst-feinerer Aufl.
11:      if t_2H.critical is False then            ▷ Überprüfe...
12:        t_2H to T_DYN
13:      else
14:        for t_1H in t_2H.substeps do
15:          if t_1H.critical is False then
16:            t_1H → T_DYN
17:          else
18:            for t_QH in t_1H.substeps do
19:              t_QH → T_DYN                    ▷ Lege höchste Auflösung ab
20:            end for
21:          end if
22:        end for
23:      end if
24:    end for
25:  end if
26: end for

```

Zu Beginn werden zunächst die Modellinputparameter eingelesen und in Form der Objektmengen abgebildet. Anschließend wird beginnend bei der Zeitauflösung 1H

untersucht, ob einer der in Abschnitt 3.2 beschriebenen Fehlermechanismus vorliegt. Dies wird auch für die verbleibenden Aggregationsstufen 2H und 4H durchgeführt, wobei jeweils die QH-Auflösung als Referenz herangezogen wird.

Da der Algorithmus objektorientiert umgesetzt ist, können den Objekten t weitere Eigenschaften zugeordnet werden. Die Information, ob in die Aggregation in einem bestimmten Zeitintervall einen Fehler im Modellergebnis verursachen würde, kann hiermit jedem Objekt t zugeordnet werden. Dieser Vorgang wird im Pseudocode durch die Funktion *IdentifyCriticalSteps* realisiert, welche den Objekten nun die Eigenschaft $t.critical$ hinzufügt.

Eine wichtige Eigenschaft der Objekte t ist, dass sie immer auch eine Zuordnung zum viertelstündlichen Datensatz innehaben. Als Beispiel wird hier das erste Objekt t_{2H_1} der Menge T_{2H} herangezogen. Es repräsentiert den ersten Zweistundenblock des Modellinputdatensatzes. Die ersten acht Objekte in T_{QH} ($t_{QH_1} \dots t_{QH_8}$) stellen gemeinsam denselben Modellteil wie t_{2H_1} dar. Dieser Zusammenhang ist auch als Eigenschaft in den Objekten hinterlegt und im Pseudocode wie folgt verwiesen: $t.substeps$.

In einer For-Schleife wird ausgehend von der niedrigsten Auflösung (4H) überprüft, ob die Zeitblöcke einen kritischen Zeitpunkt beinhalten oder nicht. Dies geschieht durch die Prüfung der Eigenschaft $t.critical$. Liegt kein kritischer Zeitpunkt vor, so kann davon ausgegangen werden, dass der 4H-Block aggregiert werden darf. Diese Information wird dadurch abgespeichert, dass das entsprechende Zeitobjekt t der Menge T_{DYN} zugeordnet wird.

Liegt allerdings ein kritischer Zeitschritt vor, so werden die zugehörigen Zeitobjekte der nächst-feineren Auflösung durch die Eigenschaft $t.substeps$ identifiziert. Diese werden dann wiederum in einer unterlagerten For-Schleife untersucht und der Prozess wiederholt sich, bis keine nächst-feinere Auflösung vorhanden ist.

Hierdurch füllt sich die Ergebnismenge T_{DYN} mit Zeitschrittobjekten, welche keinerlei kritische Aggregation beinhalten. Da der Prozess keine Zeitintervalle auslöst und die zeitliche Abfolge nicht verändert, entspricht die Gesamtheit aller Objekte in T_{DYN} dem ursprünglichen viertelstündlichen Modell. Es treten keine Lücken oder Überlappungen auf. Der wesentliche Unterschied zur Menge T_{QH} ist, dass die Abbildung des Modells nicht durch Zeitobjekte derselben Auflösung, sondern durch verschieden aufgelöste Objekten erfolgt. Die sich hieraus ergebende Zeitstruktur kann nun genutzt werden, die Modelleingangsdaten auf die jeweilige zeitpunktabhängige Blockgröße zu aggregieren. Dieser Prozess ist im gezeigten Pseudocode nicht mehr abgebildet, da es sich um simples Downsampling innerhalb des Zeitblock-Objektes handelt. Da die Objekte unterschiedliche Zeitsegmente des Betrachtungszeitraumes abbilden und jeweils durch Downsampling einen einzigen Zeitpunkt unterschiedlicher Länge abbilden, ist dieses Verfahren der Gruppe der Segmentation Verfahren zuzuordnen.

Mit Ausnahme der Rampenkosten, welche nur in Modellen der Stufe B und C auftauchen, kann mithilfe dieses Verfahrens die Vollständigkeit der Fehlereffekte nachgewiesen werden. Sollten weitere Fehlermechanismen der Aggregation in Modellen existieren, so würden sie an den aggregierten Bereichen des Modells auftreten. Hat hingegen das

reduzierte Modell exakt²² den gleichen Zielfunktionswert und Kraftwerkseinsatz²³ wie ein vollständig QH aufgelöstes Modell, so existiert kein weiterer Fehlertreiber.

4.1.2 Einschränkungen des Verfahrens

Die Bestimmung kritischer Zeitpunkte, wie sie in Abschnitt 3.4 und Abschnitt 4.1.1 angewandt wird, setzt einige Eigenschaften des Modells voraus. In diesem Abschnitt soll auf diese Einschränkungen eingegangen werden, mit deren Hilfe sich die Einsatzmöglichkeiten der hier beschriebenen Methoden einschätzen lassen. Die hierfür relevanten Zusammenhänge sind in Abb. 4-2 schematisch dargestellt. Im oberen rechten Bereich der Abbildung sind die Fehlermechanismen in tabellarischer Form aufgelistet. Die Kürzel z , p , m , zC , mC , rr und rc stellen dabei die verschiedenen Fehlermechanismen dar. Links davon sind drei übergeordnete Eigenschaften für Strommarktmodelle aufgetragen, die je nach Konfiguration zutreffen oder nicht zutreffen können. Ob eine Eigenschaft auf die Strommarktmodellkonfiguration zutrifft oder nicht, wird über die Kriterien im unteren linken Bereich der Abbildung bestimmt. Diese sind auch in tabellarischer Form abgetragen, wobei eine Zuordnung zu den Kriterien über die Spalten möglich ist. Der Teil unten rechts stellt die Legende für die Farbkodierung dar.

Als Beispiel wird nun auf den Zero Crossing Effekt eingegangen, welcher mit z gekennzeichnet ist. Anhand der Farbkodierung lässt sich nun ablesen, welche Eigenschaft der Modellkonfiguration vorliegen muss, um die dazugehörigen kritischen Zeitpunkte ex ante bestimmen zu können: die Residuallast (exkl. Curtailment) ist blau markiert und stellt somit eine notwendige Eigenschaft dar. Die beiden anderen Eigenschaften bzgl. Merit Order und Speicherparameter sind grau markiert, d.h. sie sind für die Bestimmung der kritischen Zeitpunkte nicht relevant. Verfolgt man nun die Zugehörigkeit der Eigenschaft „Residuallast bekannt (exkl. Curtailment)“ nach links zur ersten Spalte der Kriterienmatrix, so kann man ablesen, wie diese Kriterien das Zutreffen der Eigenschaft beeinflussen. Hierfür wird folgende Farbkodierung verwendet:

- grün: Das gelistete Kriterium hat keinen Einfluss auf die zugeordnete Modelleigenschaft.

²²Im Rahmen der Fehlertoleranz des LP-Lösungsverfahrens

²³Probleme aus der Energiewirtschaft, welche numerisch gelöst werden, besitzen in der Regel unendlich viele Lösungen. Man spricht hier auch von einem *flachen Optimum*. Innerhalb begrenzter Zeiträume kann es zu kurzfristigen Dispatch-Unterschieden kommen, welche sich weder auf die Gesamtkosten, noch auf die weiteren (summierten) Ergebnisse auswirken. Dieser Effekt wurde in Torralba-Díaz et al. (2020) beschrieben. Als Beispiel kann hier ein Einspeichervorgang mit überschüssiger EE Erzeugung herangezogen werden. Ist EE-Erzeugung über der maximal nutzbaren Speicherkapazität hinaus vorhanden, so kann der Speicher mehrere gleichwertige Aktionen durchführen. Er könnte z.B. über den kompletten Zeitraum mit reduzierter Leistung einspeichern, oder solange mit voller Leistung einspeichern, bis er voll ist. Anschließend wäre er inaktiv. Dies sind zwei gleichwertige Operationen, welche sich nicht auf das Gesamtergebnis auswirken, jedoch sichtbar werden, wenn man den Kraftwerkseinsatz zeitlich aufgelöst betrachtet. Der Grund für die Abweichungen besteht darin, dass die resultierende Matrix des LP bei den unterschiedlich aufgelösten Modellen andere Faktoren beinhaltet. Dies wiederum kann zu verschiedenen Pivot-Aktionen führen, welche im Umkehrschluss unterschiedlichen Eckpunkten (Lösungen) des LPs entsprechen. Das Optimum wird „von einer anderen Seite aus“ angenähert und somit wird ein kostengleicher aber operativ abweichender Kraftwerkseinsatz ermittelt.

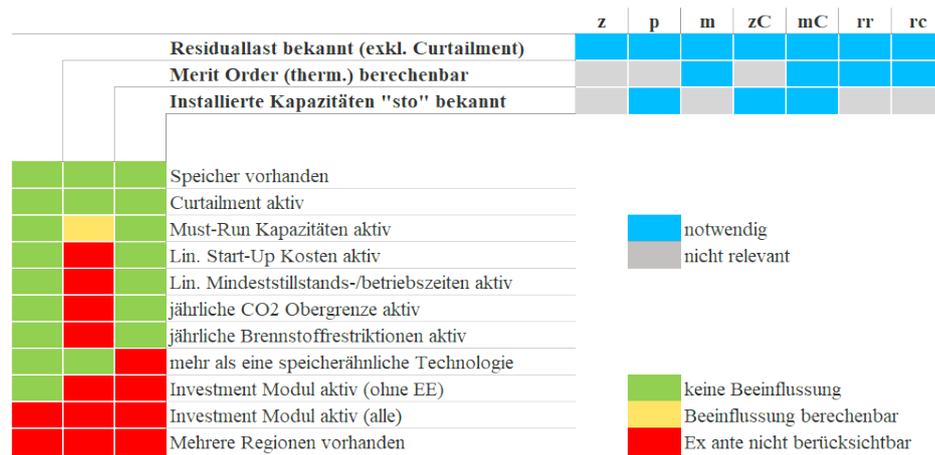


Abb. 4-2: Anwendungsfälle der dynamischen Zeitauflösung zur Modellreduktion

- gelb: Das gelistete Kriterium übt zwar einen Einfluss aus, dieser ist aber berechenbar und kann mitberücksichtigt werden.
- rot: Das gelistete Kriterium führt dazu, dass die Modelleigenschaft nicht zutreffend ist. Folglich sind auch die dazugehörigen (blau markierten) kritischen Zeitpunkte nicht vorab bestimmbar.

Aus der Grafik wird z.B. ersichtlich, dass die Residuallast für alle Effekte eine notwendige Information darstellt. Das ist daran ablesbar, dass alle Fehlermechanismen blau markiert sind. Ist z.B. das Investitionsmodul von E2M2 für alle Einheiten aktiv (rot), so ist die Residuallast nicht vorab bekannt. Daraus folgt, dass keine der sieben Fehlertreiber vorab ermittelt werden kann. Eine Modellreduktion mithilfe der dynamischen Zeitauflösung wäre in diesem Fall nicht möglich.

Man kann die abgebildeten Zusammenhänge auch in umgekehrter Richtung ablesen. Sind z.B. mehrere Speichertechnologien vorhanden, so kann man anhand der roten Markierung für „Installierte Kapazitäten sto bekannt“ ablesen, dass die zugeordneten Fehlermechanismen p, zC, und mC in der Bestimmung der kritischen Zeitschritte nicht miteinfließen können. Eine Reduktion der Modellgröße würde weiterhin die dazugehörigen Fehler ausweisen.

Die abgebildeten Zusammenhänge lassen sich aus den Herleitungen der Fehlertreiber in Abschnitt 3.2 ableiten. Sie zeichnen die Anwendungsgrenzen der fehlerfreien Aggregation. Über die weiteren Implikationen bei Modellkonfigurationen, welche nicht allen Kriterien entsprechen, wird in Abschnitt 4.4 diskutiert. Zunächst, jedoch, liegt der Fokus auf denjenigen Modellkonfigurationen, welche allen Kriterien entsprechen und bei denen die Zeitreduktion ohne Genauigkeitsverlust²⁴ angewandt werden kann.

²⁴Kostenneutrale Abweichungen nach Torralba-Díaz et al. (2020) sind hiervon ausgenommen.

4.2 Voranalyse der Inputdaten



Auswertung hinsichtlich Anzahl an Vorkommnissen
Auswertung hinsichtlich maximaler Aggregation

In diesem Abschnitt wird der in Abschnitt 4.1.1 beschriebene Algorithmus auf realistische Datensätze angewandt. Hierbei wird ermittelt, wie hoch die Komprimierung des Input-Datensatzes durch das hier entwickelte Verfahren ausfallen kann. Für die Durchführung der Analysen wird ein möglichst breites Spektrum an Inputdatensätzen benötigt. Zum einen soll die Größe des Datensatzes unterschiedlich ausfallen. Dies kann z. B. durch die Anzahl an modellierten Erzeugungseinheiten variiert werden. Je mehr Einheiten vorhanden sind, desto höher ist die Anzahl an Datenpunkten und damit fällt auch die Datensatzgröße höher aus. Zum anderen muss die inhaltliche Ausprägung des Datensatzes variiert werden. Insbesondere die Höhe der verfügbaren EE Leistung, die Größe der Speichereinheiten und die Leistung der thermischen Einheiten sollten variieren. Hierdurch können die Auswirkungen unterschiedlichster Anwendungsfälle erfasst werden.

Für diesen Zweck eignen sich die Daten des Projekts 4NEMO (Mier et al., 2020). Für die Variation der Datensatzgröße können die unterschiedlich parametrisierten Szenarioberechnungen *2015_t* und *2015_v* herangezogen werden. Wie in Tab. 3-1 (Seite 26) unterscheidet sich die Anzahl regelbarer Einheiten zwischen den zwei Szenarien um ca. Faktor 5. Für die Variation der qualitativen Ausrichtung eignen sich die Szenario-Rechnungen *EU2030*, *EU2050* und *GREEN2050*. Diese weisen einen möglichst großen Unterschied zu den Verhältnissen zwischen fEE und thermischen Einheiten²⁵.

Ungeachtet der Höhe des Fehlerpotenzials wird zunächst die Häufigkeit der jeweiligen Effekte ermittelt. In Tab. 4-1 werden die Anteile kritischer H-Blöcke je Fehlermechanismus separat und kombiniert ausgewiesen. Ein hier als kritisch identifizierter H-Block induziert gegenüber dem QH-Referenzmodell einen Aggregationsfehler. Ein höherer Anteil an kritischen Zeitpunkten bedeutet zum einen, dass die Höhe der Modellreduktion bei dynamischer Aggregation verringert wird und zum anderen, dass der potenzielle Fehler bei „konventionell“ über Downsampling reduzierten Modellen steigen würde. Als Referenz wird weiterhin wie in Kapitel 3 die viertelstündliche Auflösung herangezogen.

Abschließend wird der Algorithmus zur Modellreduktion angewandt, um die tatsächlich erreichbare Reduktion der Zeitschrittanzahl zu ermitteln. Nach Anwendung des Algorithmus erhält man eine Modellparametrierung, welche die Inputparameter in den Zeitauflösungsblöcken QH, H, 2H und 4H abbildet. Für die Modellgröße im

²⁵Da die Daten im Rahmen des Projekts stündlich aufgelöst sind und die installierten Kapazitäten für die Stützjahre 2030 und 2050 Teil des Modellergebnisses sind, wird eine vorgelagerte Modellrechnung als Aufbereitungsschritt durchgeführt. In diesem Zuge wird die Umstellung auf einen viertelstündlichen Datensatz umgesetzt und ein Kraftwerkspark für die Jahre 2030 und 2050 ermittelt. Details hierzu können dem Appendix B entnommen werden. Weiterhin wird der Datensatz auf nur eine Modellregion reduziert. Deutschland wird hierdurch als „Inselsystem“ abgebildet. Mit diesem neu ermittelten Datensatz, welche der Konfiguration von Stufe A Modellen entspricht und somit die vollständige Identifizierung aller kritischen Zeitpunkte zulässt, werden die nachfolgenden Analysen durchgeführt.

Sinne des LP ist allein die Anzahl an Zeitschritten, nicht deren Länge relevant. Die letzte Spalte der Tabelle spiegelt die im Vergleich zu einem viertelstündlich aufgelösten Modell reduzierte Anzahl an Zeitschritten wieder, bei der es zu keiner Abweichung des Zielfunktionswertes kommt.

Tab. 4-1: Anteil der kritischen H-Blöcke bei einem dynamisch aggregierten Modell

Szenario	Anteil an H-Blöcken							Zeitschritt- reduktion
	z	p	mol	zC	mC	rr	Gesamt	
2015_v	0%	0%	41%	0%	59%	0%	69%	-25%
2015_t	0%	0%	7%	0%	15%	0%	22%	-68%
EU2030	0%	0%	25%	0%	41%	9%	48%	-43%
EU2050	2%	1%	5%	4%	10%	1%	20%	-69%
GREEN2050	3%	1%	6%	6%	12%	1%	26%	-62%

Das niedrigste Potenzial zur Reduktion der Anzahl an Zeitschritten bietet das Szenario *2015_v*. Es basiert auf dem Basisjahr 2015 und besitzt einen detailliert abgebildeten Kraftwerkspark in 5-Jahres-Vintage-Klassen. Die hohe Anzahl an dadurch resultierenden Merit-Order-Stufen führen zu besonders vielen kritischen Zeitpunkten der Fehlermechanismen Merit-Order-Sprung- und Merit-Order-Sprung-Kollateral-Effekt. Da der EE-Anteil in diesem Szenario gering ausfällt, tritt der Nulldurchgangs- und Spitzenkappungseffekt nicht merkbar auf. Auch der Rampenrestriktionseffekt fällt überhaupt nicht ins Gewicht. Der starke Anteil an Merit-Order-basierten Fehlern von fast 70% der Stundenblöcke erlaubt nach Anwendung des Algorithmus nur eine Reduktion um 25%.

Betrachtet man hingegen ausschließlich die Grenzen zwischen den unterschiedlichen Technologieklassen, also unter Vernachlässigung der Technologie-internen altersbedingten Unterschiede, so erhält man das Szenario *2015_t*. Ein danach parametrisiertes Modell könnte eine Reduktion der Zeitschrittanzahl um 68% erfahren.

Die Betrachtung der in Zukunft liegenden Jahre verändert das Verhältnis der Fehlertreiber untereinander. Getrieben durch die starke Zunahme des angenommenen CO₂-Zertifikatspreises kommen immer mehr Erneuerbare ins System. Die Residuallast wird hierdurch öfter negativ, was das Aufkommen der Fehlertreiber z, p und zc begünstigt. Weiterhin wird das System volatiler, was sich in einem leichten Anstieg der rr Zeitpunkte manifestiert. Merit-Order-basierte Fehlertreiber hingegen gehen methodikbedingt zurück. Größere Mengen an Erzeugungskapazität werden durch wenige Technologieklassen bereitgestellt. Hierdurch sinkt die Anzahl an m und mC Zeitpunkten, da es schlichtweg weniger Merit-Order-Sprünge gibt. Insgesamt kann man bei der Reduktion von Stufe A Modellen eine Zeitschrittreduktion von knapp über 60% erwarten, was beachtliche Rechenzeitbeschleunigungen mit sich bringen wird.

4.3 Anwendung und Validierung des Verfahrens



Experimenteller Nachweis der Vollständigkeit
Maximal reduziertes Modell weicht nicht ab
Messung des Geschwindigkeitsgewinns

Für den experimentellen Nachweis der Genauigkeit des Verfahrens wird das Modell mit den DYN-aggregierten Daten des GREEN2050 Szenarios parametrisiert. Als Referenz wird ein vollständig viertelstündlich aufgelöstes Modell (QH) herangezogen. Es werden also zwei Rechenläufe durchgeführt und miteinander verglichen. Der Zielfunktionswert wird als maßgebliches Bewertungskriterium für die Genauigkeit herangezogen. Für den Nachweis der verzerrungsfreien Aggregation mit dem hier entwickelten DYN-Verfahren darf die Abweichung des Zielfunktionswertes nicht über der Rechenungenauigkeit des Verfahrens liegen. Beim vorliegenden Zielfunktionswert in der Größenordnung von 10^{10} liegt die Ungenauigkeit im Sub-Euro-Cent Bereich. Abweichungen unter 0,01 sind somit durch das LP Verfahren bedingt und für die Bewertung des hier entwickelten Verfahrens für Stufe A Modelle vernachlässigbar. Inhaltlich bedeutet das, dass die Aggregation der nicht-kritischen Zeitpunkte keine Ergebnisabweichung über der Solvergenauigkeit hinaus bedingen, wenn die Abweichung kleiner als 0,01 beträgt.

Gleichzeitig wird auch die Rechenzeit gemessen und verglichen. Da die Modellläufe auf derselben physischen Maschine unter identischen Rahmenbedingungen durchgeführt wurden, sind die Rechenzeiten direkt miteinander vergleichbar. Hierbei ist die absolute Rechendauer nicht von Relevanz. Für die Bewertung der Rechenzeitbeschleunigung bzw. der Einsparung von Rechenzeit ist die relative Veränderung zum Referenzmodell entscheidend. Weiterhin wurde die Rechenzeit getrennt für alle Stadien des Lösungsvorganges aufgezeichnet, sodass die Wirkung der Beschleunigung für die getrennt nach Phasen interpretiert werden kann.

In Abb. 4-3 sind die Kernergebnisse dieses Vergleichs aufgetragen. Die Abweichung des Zielfunktionswerts liegt bei unter 0,01€, was ausschließlich auf die Solverungenauigkeit zurückführbar ist. Weiterhin ist in der Abbildung die Rechenzeit des Modells aufgeteilt nach den unterschiedlichen Phasen aufgetragen. Man kann erkennen, dass die Reduktion der Zeitschritte auf alle Phasen des Modelllösungsvorganges einen positiven Einfluss hat.

Ergebnis: Durch die Aggregation unkritischer Zeitschritte wird das Modell mit 12.915 anstatt 35.040 Schritten abgebildet. Dies hat zur Folge, dass das resultierende LP nicht mehr 5,0 Mio. sondern nur noch 1,9 Mio. non-zeros besitzt. Diese Reduktion führt am Ende zu einer erheblichen Reduktion der Rechenzeit um 74%!

Da mit einer Abweichung weit unter 1€ des Zielfunktionswertes ein dem QH Lauf gleichwertiges Ergebnis vorliegt, kann die Vollständigkeit der Fehlertreiber in Stufe A Modellen hiermit bestätigt werden. Die Einschränkungen hierfür sind sowohl in Abb. 3-2 als auch in Abb. 4-2 beschrieben. Eine Diskussion der Modellstufen B und C wird im folgenden Kapitel vorgenommen.

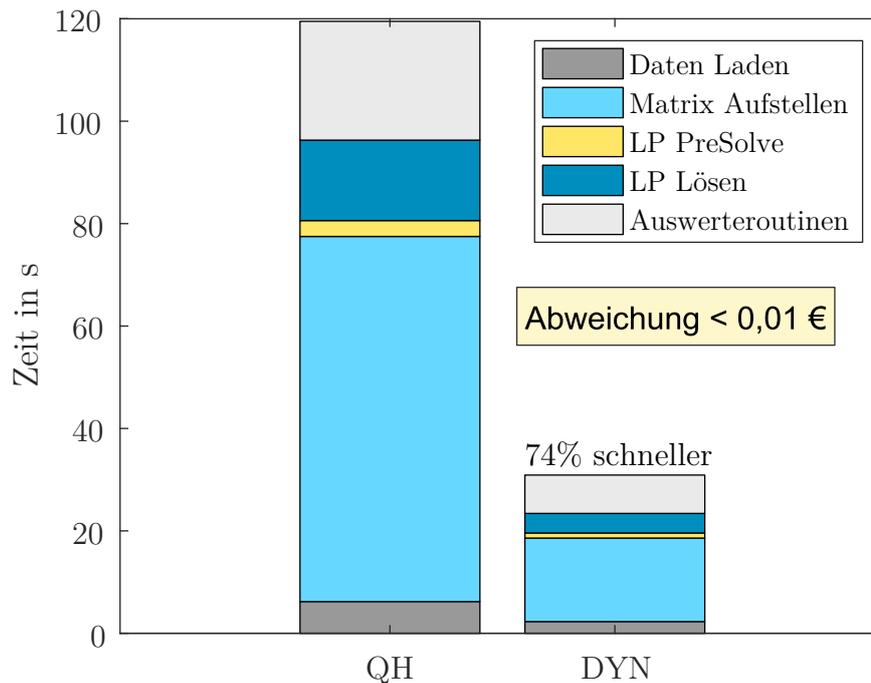


Abb. 4-3: Validierung der Vollständigkeit der Fehlertreiber

4.4 Korrelation zwischen Rampengradienten und kritischen Zeitschritten



Fehlertreiber und Fehlerpotenzial korrelieren mit dem Rampengradient
Er dient deshalb als vereinfachter Indikator für kritische Zeitschritte

Alle in Kapitel 4 durchgeführten Untersuchungen haben sich bisher nur auf Stufe A Modelle bezogen. Dies stellt allerdings nur einen kleinen Ausschnitt der Konfigurationsmöglichkeiten für Modelle dar. Wie in Abb. 4-2 zu sehen ist, erlaubt die Komplexität der Modelle der Stufe B und C allerdings keine ex ante Identifizierung der kritischen Zeitschritte, weshalb solche Modelle nicht verzerrungsfrei aggregiert werden können.

Das Verfahren nach vom Stein et al. (2017), welches auch in Abschnitt 2.3.3 beschrieben wurde, fällt die Aggregationsentscheidung aus der Höhe des Lastwechsels zwischen zwei Zeitpunkten. Der Autor postuliert, dass die wichtigste Eigenschaft, welche bei der Aggregation erhalten bleiben muss, die Abbildung der steilen Residuallast-Rampen im Modell ist. Ausgehend von einer vorher fest definierten Anzahl an Zeitschritten, werden die jeweils steilsten Gradienten fein abgebildet, wobei flachere Gradienten aggregiert werden. Dieses Verfahren ist nicht fehlerfrei, jedoch konnte gezeigt werden, dass der Fehler, verglichen zu Downsampling Verfahren, gering ist.

Die Erkenntnisse der vorliegenden Arbeit bestätigen die Signifikanz der Erhaltung steiler Gradienten, wie es z.B. in Abb. 3-13 gezeigt werden konnte. Der Einfluss der Rampenkosten auf den Wert der Zielfunktion ist deutlich messbar. Hierbei werden

jedoch die restlichen sechs Effekte nicht direkt adressiert. Trotzdem kann davon ausgegangen werden, dass indirekt ein Zusammenhang zwischen Rampengradienten und Fehlereffekten existiert. Er ist relativ simpler Natur: je steiler ein Lastwechsel ist, desto höher ist die Wahrscheinlichkeit, dass dieser durch einen kritischen Zeitpunkt verläuft. Dies soll anhand eines Beispiels mit dem Merit-Order-Sprung-Effekt verdeutlicht werden. Ein Residuallastverlauf mit hohem Gradienten durchläuft vergleichsweise viele Leistungsebenen. Bei solch großen Leistungsschritten nach oben oder unten ist es deshalb umso wahrscheinlicher, dass ein Merit-Order-Sprung überquert wird. Ist die Residuallast hingegen besonders flach, so ist rein aus geometrischer Sicht das Überschreiten eines Merit-Order-Sprunges eher unwahrscheinlich.

Dies lässt sich auch auf die Effekte z , p , m , zC , mC mit gleicher Logik übertragen. Alle werden durch das Überschreiten von fixen Leistungsebenen charakterisiert. Ein weiteres Indiz, welches steilen Rampen eine große Bedeutung zukommen lässt, findet sich in der Herleitung des Fehlerpotenzials einzelner kritischer Schritte. Als Beispiel wird hier die tiefere Betrachtung des Zero Crossing Effektes aus Abschnitt 3.5 herangezogen. Dort wurde veranschaulicht, wie man das Fehlerpotenzial am Nulldurchgang vorab berechnen kann. Zusammen mit den mathematischen Zusammenhängen aus Abb. 3-5 kann man erkennen, dass das Fehlerpotenzial mit steigendem Gradienten des Residuallastverlaufs ansteigt. Je steiler der Verlauf, desto größer die Flächen (Energimengen) zur Nulllinie. Verläuft nun die Residuallast flach durch einen solchen Punkt, so bildet sich ein sehr geringes Fehlerpotenzial. Selbst wenn man an solch einer Stelle aggregiert, ist nur ein verringerter induzierter Fehler zu erwarten. Ein ähnlicher Zusammenhang kann bei allen identifizierten Fehlermechanismen beobachtet werden. Das Kriterium „Rampengradient“ übt demnach gleich doppelten Einfluss aus: zum einen ist die Wahrscheinlichkeit höher, dass an einer steilen Rampe ein kritischer Zeitpunkt auftritt und zum anderen ist der potenzielle Fehler des kritischen Zeitpunktes höher, wenn er an einer steilen Rampe auftritt.

Zuletzt werden noch die Rampenrestriktions-Effekte betrachtet. Sie treten naturgemäß ausschließlich an steilen Gradienten auf und sind somit auch mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit vermieden, wenn steile Gradienten detailliert abgebildet werden. Der Rampenkosteneffekt skaliert auch naturgemäß mit der Steilheit der Rampen, weshalb der dadurch induzierte Fehler geringer wird, solange steile, teure Rampen detailliert abgebildet werden.

Da sowohl die Rampenhöhe als auch die kritischen Zeitschritte für Stufe A und B Modelle bestimmbar sind, kann deren Beziehung zueinander überprüft werden. Um die Erkenntnisse der vorliegenden Arbeit mit den Ergebnissen von vom Stein et al. (2017) zusammenzuführen, wird die Korrelation der hier ermittelten kritischen Zeitschritte zum Indikator *Rampengradient* untersucht. Anhand der Daten des GREEN2050 Szenarios ist in Abb. 4-4 die Verteilung der Beträge aller Rampen in blau aufgetragen. Je weiter der Abstand zur vertikalen Nulllinie, desto steiler die Rampen. Die gelb markierten Anteile davon entsprechen den kritischen Zeitschritten, welche durch die in dieser Arbeit entwickelte Methodik bestimmt wurden. Man kann erkennen, dass insbesondere bei steilen Gradienten eine gute Überdeckung vorherrscht. Genau diese Überlappung bestätigt den „natürlich“ vorkommenden Zusammenhang, bei steilen Rampen tendenziell öfter auf kritische Zeitpunkte zu stoßen.

Dies bedeutet, dass bei detaillierter Abbildung der Rampen nicht nur direkt Ram-

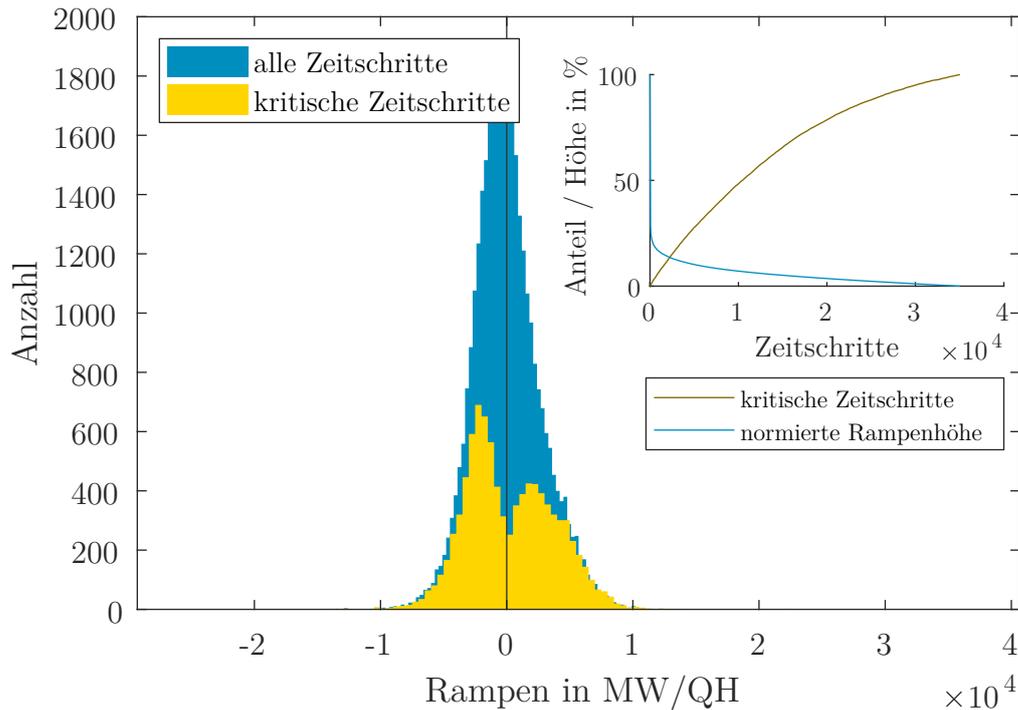


Abb. 4-4: Korrelation von Rampengradient und kritischen Zeitpunkten

penkosten- und Rampenrestriktions-Effekte minimiert werden, sondern auch indirekt die Effekte z , p , m , zC , mC und rr mitberücksichtigt werden.

Weiterhin ist im rechten inneren Diagramm die Rampendauerlinie in blau dargestellt. Sie beschreibt die nach absoluter Höhe sortierten Rampen. Sie stellt damit das Gegenstück zur Verteilungsgrafik dar. Die gelbe Linie beschreibt den kumulierten Anteil kritischer Zeitschritte (am Gesamtsystem), welche den x höchsten Rampen angehören²⁶. Die beiden Linien lassen sich deshalb kombiniert interpretieren. Bildet man z.B. die 10000 höchsten Rampen im vorliegenden Szenario viertelstündlich ab (läuft man auf der x -Achse bis zum Punkt 10000), so erfasst man damit ca. 50% aller Fehlertreiber (ablesbar an der y -Achse für die gelbe Linie).

Im weiteren Verlauf der gelben Kurve fällt die Steigung stetig ab. Das bedeutet, dass bei immer flacher werdenden Rampen die Anzahl an zusätzlichen kritischen Zeitpunkten abnimmt. Dies ist auch in der Verteilungsgrafik daran erkennbar, dass um die Nulllinie der Anteil an kritischen Zeitpunkten stark abnimmt, während die Anzahl an flachen Rampen stark zunimmt.

Gleichwohl kommt es beim Verfahren nach vom Stein et al. (2017) bei einer Aggregation der übrigen Rampen weiterhin zu Modellabweichungen, da nicht alle kritischen Zeitpunkte von der Aggregation ausgeschlossen werden. Jedoch kann man anhand der gezeigten Zusammenhänge zeigen, dass die verbliebenen kritischen Zeitpunkte ver-

²⁶Für diese Auswertung wurde der Rampengradient an jedem kritischen Zeitschritt ermittelt. Anschließend wurden alle Zeitschritte, kritische als auch unkritische, nach der Höhe der Residuallastgradienten sortiert und jeweils die kumulierte Summe des Aufkommens eines Fehlertreibers gebildet. Sie kann deshalb an derselben Skala wie die blaue Linie abgelesen werden.

gleichsweise geringe Fehlerpotenziale haben, da ausschließlich flache Rampen aggregiert werden. Somit treten zwar weiterhin Aggregationsfehler auf, allerdings nur durch diejenigen Zeitschritte, welche aufgrund ihrer Struktur ein geringeres Fehlerpotenzial aufweisen. Letztendlich ist es genau diese Kombination, die die Effektivität der Methodik von vom Stein et al. (2017) ausmacht: die Anzahl an kritischen Zeitpunkten an steilen Rampen ist hoch, gleichzeitig können kritische Zeitpunkte an steilen Rampen höhere Fehlerpotenziale besitzen. Genau diese Stellen werden detailliert abgebildet und somit die dazugehörigen Fehler vermieden. Das Auswerten nach Residuallastgradienten ist nach den Erkenntnissen dieser Arbeit ein geeigneter Indikator für kritische Zeitpunkte und scheint eine allgemeine Gültigkeit zu haben. Nichtsdestotrotz stellt für Stufe A Modelle eine gezielte dynamische Aggregation nach vorgeschlagenem Verfahren dieser Arbeit eine verzerrungsfreie und effektive Zeitreduktionsmaßnahme dar, welche zu bevorzugen ist.

4.5 Fazit

Durch die Modellreduktion eines Stufe A Modells konnte gezeigt werden, dass eine fehlerfreie Reduktion²⁷ durch die dynamische Auflösung von Modellen möglich ist und dabei hohe Rechenzeiteinsparungen realisiert werden können. Außerdem kann das durchgeführte Modellexperiment als Nachweis für die Vollständigkeit der Stufe A Effekte herangezogen werden. Aufgrund der Struktur von Stufe B und C Modellen kann das Verfahren der dynamischen Auflösung, wie es in dieser Arbeit beschrieben wurde, nicht angewandt werden. Jedoch kann aufgrund der Korrelation von steilen Gradienten im Residuallastverlauf mit allen hier identifizierten Effekten erklärt werden, warum die adaptive Zeitauflösung nach vom Stein et al. (2017) zur Modellreduktion von Stufe B Modellen herangezogen werden kann. Für Stufe C Modelle ist die Residuallast nicht vorab bekannt, sodass weder das hier entwickelte, noch das Verfahren aus vom Stein et al. (2017) angewandt werden kann.

Alle Analysen der Abschnitt 4.2 und Abschnitt 4.4 können für Modelle ex ante durchgeführt werden. Diese Analysen können Modellierer dabei unterstützen, ein besseres Verständnis für das individuell vorliegende Problem zu generieren und eine geeignete Zeitauflösung zu wählen.

Diese Arbeit zeigt, dass für die Wahl eines geeigneten Verfahrens das Verständnis über die zugrundeliegenden Fehlermechanismen unabdingbar ist. Bei der Wahl eines Verfahrens sollte zunächst geprüft werden, ob ein Modell der Stufe A vorliegt. Denn dann kann die hier entwickelte dynamische Zeitauflösung angewandt werden, welche eine signifikante Rechenzeitbeschleunigung aufweist und dabei keinen über die Lösungsgenauigkeit hinausgehenden Fehler induziert. Sollte das vorliegende Modell der Stufe B angehören, so kann die Methode nach vom Stein et al. (2017) angewandt werden. Eine Korrelationsanalyse nach Vorbild der Untersuchung in Abschnitt 4.4 kann anschließend am Ergebnis durchgeführt werden und als Indikator dienen, wie gut das Verfahren nach vom Stein et al. (2017) im konkreten Anwendungsfall parametrisiert wurde.

²⁷Die Lösungsungenauigkeit des zugrundeliegenden numerischen Verfahrens zum Lösen des LP bleibt erhalten. Das entwickelte Verfahren führt keine weitere Ungenauigkeit darüber hinaus ein.

5 Zusammenfassung und Ausblick



Überblick

Zusammenfassung der Fehlereffekte

Möglichkeiten zur Modellreduktion

Bestätigung und Ergänzung der Literaturerkenntnisse

Weitere naheliegende Anwendungsfälle (Stochastik)

Harte Grenzen

Zukünftige Verbesserungsmöglichkeiten

Strommarktmodelle gehören zusammen mit zahlreichen weiteren rechnergestützten Methoden zum „Werkzeugkasten“ der Energiewirtschaft. Ambitionierte klimapolitische Ziele verlangen nach größeren Strukturbrüchen des bisher bekannten Systems, was neue Anforderungen an diese Werkzeuge mit sich bringt. Meist geht damit die detailliertere Abbildung des Energiesystems einher, welche die Modelle komplexer werden lässt. Dies führt zu einer überproportionalen Erhöhung der Lösungsdauer, was wiederum die Handhabbarkeit negativ beeinflusst.

Modellierer werden deshalb regelmäßig dazu gezwungen, komplexitätsreduzierende Maßnahmen zu ergreifen. Eine davon stellt die Reduktion der Zeitauflösung dar. Die breite Palette an dafür entwickelte Verfahren (Abschnitt 2.3) kann als Indiz dafür aufgefasst werden, dass solche Lösungen für Modelle, Szenarien und Fragestellungen individuell gewählt werden müssen. In der Literatur gibt es zahlreiche Analysen über die Vor- und Nachteile solcher Methoden.

Die Einflüsse solcher Verfahren können u. a. aus den Arbeiten von Poncelet et al. (2016) und Collins et al. (2017) entnommen werden. Zu den wichtigsten Verzerrungen zeitschrittreduzierender Verfahren zählen laut der Literatur die Überschätzung der Integration EE und die Unterschätzung der Notwendigkeit konventioneller Erzeuger. Außerdem wurde identifiziert, dass die Höhe der Fehler mit dem technischen Detailgrad der Modellierung verknüpft ist. Obwohl diese Effekte weitgehend akzeptiert sind, existiert nach bestem Wissen und Gewissen des Autors keine Quelle, welche den *fundamentalen* Grund dieser Effekte darlegt. Die beschriebenen Effekte wurden zwar transparent durch Modellexperimente von unabhängigen Parteien bestätigt, aber nicht fundamental aufgearbeitet. Diese Lücke wird durch die vorliegende Arbeit (teilweise) geschlossen.

In dieser Arbeit wurden die Fehlermechanismen von Zeitreduktionsmaßnahmen fundamental untersucht und beschrieben. Aus diesen Erkenntnissen wurde eine Methodik zur Reduzierung der Modellgröße abgeleitet, welche für jedes Planungsproblem individuell maßgeschneidert werden kann. Um dieses Ziel zu erreichen, wurde das Prinzip der variablen / dynamischen / adaptiven Zeitauflösung bzw. des chronologischen Clusters primär nicht zur Reduktion der Modellgröße angewandt, sondern zur Analyse der Fehlermechanismen der Zeitauflösungsreduktion (Abschnitt 3.3). Ausgehend von einem viertelstündlichen Modell wurden schrittweise Fehlertreiber der Zeitschritttaggregation ermittelt (Abschnitt 3.2) und quantifiziert (Abschnitt 3.4). Da Modelle in unterschiedlicher Konfiguration betrieben werden können, wurden drei Modellstufen

klassifiziert. Diese wurden anschließend für den experimentellen Teil der Arbeit mit unterschiedlichen Szenarien für Deutschland parametrisiert (Abschnitt 3.1).

Insgesamt wurden sieben Fehlertreiber identifiziert, welche bei der Zeitschrittregeneration das Modellergebnis verfälschen. Weiterhin wurden Algorithmen erarbeitet, mit denen sich bis zu sechs dieser Fehlertreiber, in Abhängigkeit von der gewählten Modellkonfiguration, bereits an den Inputdaten identifizieren lassen. Anhand dieser Information wurden mehrere Modelle so parametrisiert, dass Fehler isoliert hervorgerufen wurden. Durch vergleichende Analysen konnte ein tiefergreifendes Verständnis für die Fehlermechanismen hinter zu niedrig aufgelösten Modellen erarbeitet werden.

Aufbauend auf diesen Erkenntnissen wurde ein dynamisches Verfahren zur Modellreduktion entwickelt. Anders als in der gängigen Praxis ist die Entwicklung nicht durch Ergebnisabweichungen oder Ähnlichkeitsindikatoren der Ausgangsparameter gesteuert worden, sondern wurde bottom-up ausgehend von den tatsächlichen Fehlermechanismen entwickelt. Nur hierdurch war es dem Autor möglich, ein Verfahren zu entwickeln, welches dieselbe Ergebnisgenauigkeit wie das Referenzmodell besitzt und gleichzeitig eine Reduktion der Modellgröße um über 60% erreicht. Die Rechendauer kann sich hierbei sogar um über 70% verringern. (Abschnitt 4.3)

Weiterhin erlaubt die bottom-up Charakteristik des Vorgehens eine präzise Einschränkung des Anwendungsbereichs des Verfahrens. Eine fehlerfreie Modellreduktion ist demnach nicht bei jeder Modellklasse durchführbar. Insbesondere bei Modellen der Stufe C, also deterministischen Strommarktmodellen mit endogener Investitionsentscheidung, ist eine fehlerfreie Reduktion mit dem vorgeschlagenen Verfahren methodisch auszuschließen.

Die fundamentale Aufarbeitung der Fehlereffekte kann zur Erklärung der Effektivität bereits existierender Verfahren herangezogen werden. Das Verfahren nach vom Stein et al. (2017) basiert z. B. auf der Auswertung der Residuallastgradienten. Die vorliegenden Erkenntnisse bestätigen fundamental den Zusammenhang zwischen Fehlerpotenzial und Residuallastgradient und bestätigen somit die Grundlage für das Verfahren nach vom Stein et al. (2017).

Das Zusammenspiel zwischen Identifikation, Quantifizierung und daraus ableitbaren zeitschrittreduzierenden Maßnahmen ist zusammenfassend in Abb. 5-1 dargestellt. Die Zweiteilung der durchgeführten Arbeiten wird durch die vertikale Trennlinie visualisiert. Die Anwendung der Methode der nicht-äquidistanten Zeitauflösung zur Generierung des Fehlerverständnisses ist links abgebildet. In Abhängigkeit der Modellkonfiguration, welche in dieser Arbeit in den Stufen A, B und C aufgeteilt wurde, sind auf der rechten Seite die Anwendungsbereiche dargestellt: für Stufe A Modelle kann ein fehlerfreies, nicht-äquidistant aufgelöstes, äquivalentes LP formuliert werden, welches deutlich schneller lösbar ist. Ab Stufe B können Fehler zwar effektiv verringert, aber nicht vollständig vermieden werden.

In der vorliegenden Arbeit lag das Hauptaugenmerk auf der Analyse der Unterschiede zwischen stündlich und viertelstündlich aufgelösten Modellen. Insbesondere die starke Zunahme von fluktuierenden Erneuerbaren lässt Grund zur Annahme, dass die Zeitauflösung so hoch wie möglich gewählt werden sollte, um die Flexibilitätsanforderungen an Strommärkten in ihrem vollen Umfang abbilden zu können. Der in Modellexperimenten gemessene Einfluss liegt jedoch bei 1% bis 2%, was eher als gering einzustufen ist. Wie in Siala und Houssame Houmy (2020) unter Verwendung des

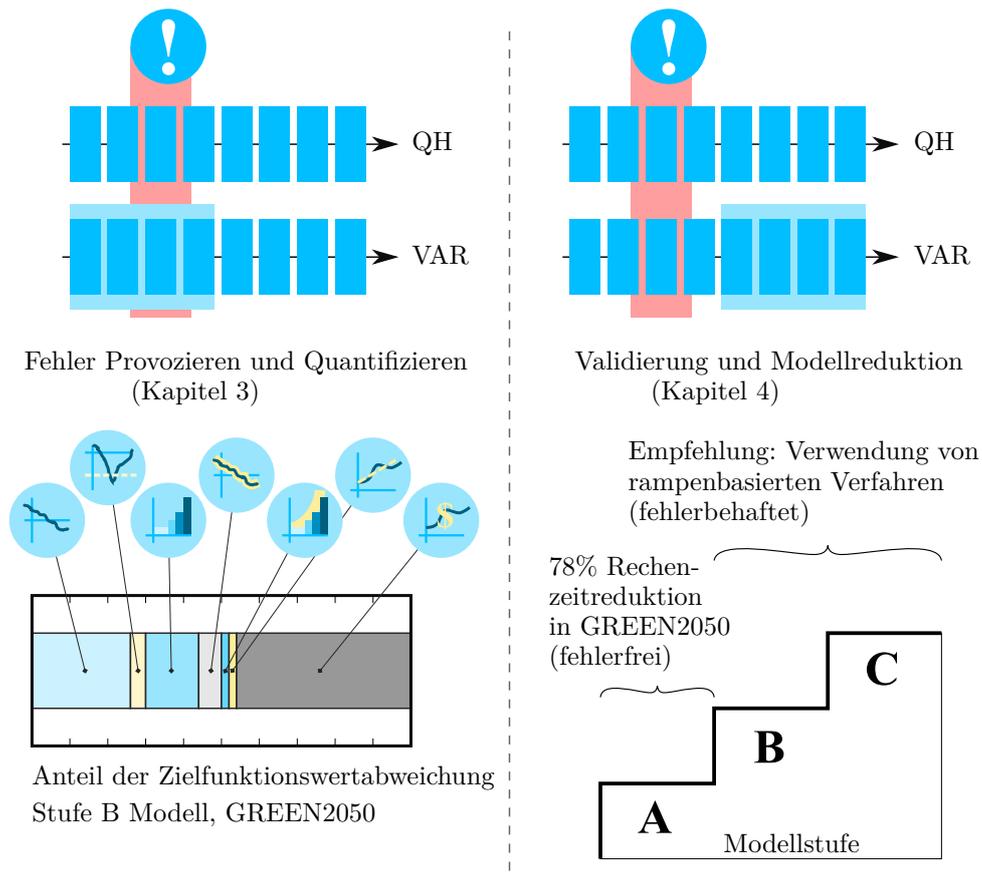


Abb. 5-1: Zusammenfassung der Arbeit

gleichen Modells mit denselben Szenarien gezeigt werden konnte, spielt die Wahl des Modells eine deutlich gewichtigere Rolle, welche zu deutlich größeren Abweichungen führt.

Das Augenmerk sollte nicht auf die weitere Erhöhung der Zeitaufösung z. B. auf Viertelstunden gerichtet werden, sondern auf die gezielte nicht-fehlerbehaftete Aggregation zu 2- oder 4-Stundenblöcken. Die hierdurch erreichte Reduktion der Modellkomplexität sollte als neu verfügbares „Komplexitäts-Budget“ aufgefasst werden, welches zur Erhöhung der technischen Abbildungsgenauigkeit genutzt werden sollte. Die Notwendigkeit hierzu ergibt sich z. B. aus den in Pfenninger et al. (2014) identifizierten Herausforderungen an zukünftige Modelle oder den im Modellvergleich in Siala und Houssame Houmy (2020) gemessenen Unterschieden zwischen unterschiedlich ausgerichteten Modellen.

Die verzerrungsfreie Aggregation unterliegt Einschränkungen, welche in Abb. 4-2 zusammengefasst wurden. Eine Anwendung auf Modellkonfigurationen mit mehreren Regionen und Speichertechnologien, KWK-Mindestenerzeugungzeitreihen, CO₂-Emissionsobergrenzen, Brennstoffbegrenzungen, Demand-Side-Management, Power-to-X und stochastische Varianten wurde in der vorliegenden Arbeit nicht vorgenommen. Dies stellt ein zukünftiges Forschungsfeld dar, welches den Anwendungsbereich der vorgeschlagenen Zeitreduktionmethodik erweitern könnte.

Insbesondere bei nicht-bekanntem EE Kapazitäten stößt die vorliegende Methodik an ihre Grenzen. Sind die Einspeiseprofile der fluktuierenden Erneuerbaren nicht bekannt, so können weder Rampen noch sonstige charakteristische Merkmale der Residuallast ausgewertet werden. Für die zukünftige Forschung an diesem Thema würde sich eine stochastische Analyse anbieten. Da die Einsatzprofile in ihrer Form vorab bekannt sind, könnten je Zeitschritt die Wahrscheinlichkeit berechnet werden, inwieweit dieser als kritisch anzunehmen ist.

Weiterhin ist der Einfluss des Stromaustausches mit Nachbarregionen außer Acht gelassen worden. Ähnlich wie mit der KWK-Mindestenerzeugung, kann man davon ausgehen, dass exogen statisch vorgegebene Stromaustauschzeitreihen in die Berechnung der Residuallast mitaufgenommen werden können, sodass alle Analysen weiterhin durchführbar sind. Ist der Stromaustausch jedoch modellendogen, so beeinflussen sich sowohl Residuallast als auch Kraftwerksstrukturen der Nachbarregionen. In Kombination mit den als NTC abgebildeten Obergrenzen für den Austausch und der Möglichkeit, dass Energie über mehrere Regionen zum selben Ziel fließen kann, stößt die bisherige Methode zur Vorab-Analyse an ihre Grenzen. Auch dieser Punkt kann als zukünftige Forschungsfrage detaillierter betrachtet werden.

Ein bisher nicht untersuchter, aber vielversprechender Anwendungsfall liegt bei stochastischen Modellen. Insbesondere bei der Formulierung eines Modells, welches die Investitionsentscheidungen über mehrere Wetterjahre hinweg optimiert, können je nach Wetterjahr unterschiedlich aggregierte Zeitschrittfolgen herangezogen werden. Voraussetzung hierbei ist, dass die stochastische Verknüpfung von den Zeitschritten losgelöst ist. Dies kann dadurch erreicht werden, dass lediglich die Summe der Erwartungswerte der Zielfunktion zwischen den Wetterjahren miteinander verknüpft werden. Da dies auf der Komplexität der Modellstufe C aufbaut, wäre nach derzeitigem Kenntnisstand ausschließlich die Anwendung der rampenbasierten vereinfachten Aggregationsmethode möglich.

Darüber hinaus ist auch die Anwendung an einem stochastisch rollierenden Modell zur Optimierung des Kraftwerkseinsatzes denkbar, wie es in Scheben und Hufendiek (2023) angewandt wird. Das dortige Modell entspricht einer Erweiterung des Stufe A oder B Modells. Eine wichtige Einschränkung spielt dabei die Anzahl an Speichern. Bisher ist zur genauen Bestimmung der kritischen Zeitpunkte die Existenz nur eines Speichers vorausgesetzt worden. Es ist aber durchaus denkbar, dass die hier beschriebene Methode ohne weitere Anpassungen auch mit mehreren Speichern funktioniert.

Weiterer Raum für Verbesserungen existiert im Bereich der Abbildung der Rampenkosten. Es ist durchaus denkbar, dass ein Verfahren entwickelt werden kann, welches bei der Aggregation von Zeitschritten einen Faktor ermittelt, welcher zur Korrektur der anfallenden Rampenkosten verwendet werden kann. Dieser Faktor sollte möglichst technologieunabhängig sein, um keinen exogenen Einfluss auf das Modellergebnis auszuüben. In den durchgeführten Analysen konnte gezeigt werden, dass der Einfluss der Rampenkosten auf Stufe B Modelle den Dispatch nur marginal beeinflusst. Dafür war der Einfluss auf die Systemkosten umso intensiver. Eine Korrektur dieses Fehlers über einen zeitschrittindividuellen Faktor könnte die Genauigkeit von Stufe B wesentlich erhöhen.

Die Erkenntnisse der vorliegenden Arbeit sind universell auf Strommarktmodelle unterschiedlicher Typen übertragbar. Es wurde großen Wert auf die methodische Be-

schreibung und Abschätzung der Einschränkungen gelegt. Bei steigender Komplexität der Modelle ist nicht nur die Größenreduktion zur Einhaltung der Handhabbarkeit der Rechendauer von Bedeutung, sondern auch die Fähigkeit der Modellierer, ihre Modelle zu verstehen, um geeignete Schlussfolgerungen ziehen zu können. Zu beiden Aspekten wurden in dieser Arbeit theoretische Grundlagen geliefert und an „real life“ Modellvarianten und Szenarien angewandt.

Literatur

- 50Hertz Transmission GmbH, Amprion GmbH, Tennet TSO GmbH und TransnetBW GmbH, Hrsg. (2018): Bericht der deutschen Übertragungsnetzbetreiber zur Leistungsbilanz 2016-2020: Stand 31.10.2017. URL: https://www.netztransparenz.de/portals/1/Content/Ver%C3%B6ffentlichungen/Bericht_zur_Leistungsbilanz_2017.pdf (besucht am 22.02.2021).
- Agora Energiewende (2017): Flexibility in thermal power plants: With a focus on existing coal-fired power plants: Study. Hrsg. von Agora Energiewende. Berlin.
- Arnell, N. W., Lowe, J. A., Challinor, A. J. und Osborn, T. J. (2019): Global and regional impacts of climate change at different levels of global temperature increase. In: *Climatic Change* 155.3, S. 377–391.
- Bahl, B., Söhler, T., Hennen, M. und Bardow, A. (2018): Typical Periods for Two-Stage Synthesis by Time-Series Aggregation with Bounded Error in Objective Function. In: *Frontiers in Energy Research* 5.
- Baumgärtner, N., Bahl, B., Hennen, M. und Bardow, A. (2019): RiSES3: Rigorous Synthesis of Energy Supply and Storage Systems via time-series relaxation and aggregation. In: *Computers & Chemical Engineering* 127, S. 127–139.
- Baumgärtner, N., Temme, F., Bahl, B., Hennen, M., Hollermann, D. und Bardow, A. (2019): RiSES4: Rigorous Synthesis of Energy Supply Systems with Seasonal Storage by relaxation and time-series aggregation to typical periods. In: *Proceedings of ECOS 2019*. Hrsg. von Silesian University of Technology. Wrocław, Poland.
- Beck, T., Kondziella, H., Huard, G. und Bruckner, T. (2016): Assessing the influence of the temporal resolution of electrical load and PV generation profiles on self-consumption and sizing of PV-battery systems. In: *Applied Energy* 173, S. 331–342.
- BMWi (2018): Die Energie der Zukunft: Sechster Monitoring-Bericht zur Energiewende: Berichtsjahr 2016. Berlin. URL: https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Publikationen/Energie/sechster-monitoring-bericht-zur-energiewende.pdf?__blob=publicationFile&v=37 (besucht am 13.10.2019).
- BMWi (2019): Definition und Monitoring der Versorgungssicherheit an europäischen Strommärkten. Köln: Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi).
- Bungener, S., Hackl, R., van Eetvelde, G., Harvey, S. und Marechal, F. (2015): Multi-period analysis of heat integration measures in industrial clusters. In: *Energy* 93, S. 220–234.
- Collins, S., Deane, J. P., Poncelet, K., Panos, E., Pietzcker, R. C., Delarue, E. und Ó Gallachóir, B. P. (2017): Integrating short term variations of the power system into integrated energy system models: A methodological review. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 76, S. 839–856.
- Deane, J. P., Drayton, G. und Ó Gallachóir, B. P. (2014): The impact of sub-hourly modelling in power systems with significant levels of renewable generation. In: *Applied Energy* 113, S. 152–158.
- ENTSO-E, Hrsg. (2019): Actual Generation per Production Type [16.1 B & C]: Datensatz. Brüssel. URL: https://transparency.entsoe.eu/content/static_content/St

- atic%20content/knowledge%20base/data-views/generation/Data-view%20Actual%20Generation%20per%20Production%20Unit.html (besucht am 23. 09. 2019).
- EPEX Spot SE, Hrsg. (2018): Facts and Figures. Paris.
- EPRI (2014): Metrics for Quantifying Flexibility in Power System Planning. California: Electric Power Research Institute (EPRI). URL: file:///C:/Users/gsavv/Downloads/3002004243_Metrics%20for%20Quantifying%20Flexibility%20in%20Power%20System%20Planning.pdf (besucht am 12. 08. 2020).
- Fazlollahi, S., Bungener, S. L., Mandel, P., Becker, G. und Maréchal, F. (2014): Multi-objectives, multi-period optimization of district energy systems: I. Selection of typical operating periods. In: Computers & Chemical Engineering 65, S. 54–66.
- Fleischer, B. (2019): Systemeffekte von Bioenergie in der Elektrizitäts- und Fernwärmewirtschaft : eine modellgestützte Analyse langfristiger Energiewendeszenarien in Deutschland. Dissertation. Stuttgart: University of Stuttgart. URL: <https://elib.uni-stuttgart.de/handle/11682/10818> (besucht am 14. 08. 2020).
- Graeber, B. (2002): Grenzübergreifende integrierte Elektrizitätsplanung im südlichen Afrika. Dissertation. Stuttgart: University of Stuttgart.
- Hoffmann, M., Kotzur, L., Stolten, D. und Robinius, M. (2020): A Review on Time Series Aggregation Methods for Energy System Models. In: Energies 13.3, S. 641.
- IPCC (2018): Global warming of 1.5°C: An IPCC Special Report on the impacts of global warming of 1.5°C above pre-industrial levels and related global greenhouse gas emission pathways, in the context of strengthening the global response to the threat of climate change, sustainable development, and efforts to eradicate poverty. Hrsg. von V. Masson-Delmotte, P. Zhai, H.-O. Pörtner, D. Roberts, J. Skea, P. R. Shukla, A. Piranni, W. Moufouma-Okia, C. Péan, R. Pidcock, S. Connors, J. B. R. Matthews, Y. Chen, X. Zhou, M. I. Gomis, E. Lonnoy, T. Maycock, M. Tignor und T. Waterfield. URL: <https://www.ipcc.ch/sr15/> (besucht am 17. 04. 2022).
- IPCC (2021): Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Hrsg. von V. Masson-Delmotte, P. Zhai, A. Piranni, S. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarbm, M. I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J. B. R. Matthews, T. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekci, R. Yu und B. Zhou. URL: <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/#FullReport> (besucht am 17. 04. 2022).
- IRENA (2017): Planning for the Renewable Future: Long-term modelling and tools to expand variable renewable power in emerging economies. Abu Dhabi: International Renewable Energy Agency (IRENA).
- IRENA (2018): Power system flexibility for the energy transition: Part 1: Overview for policy makers. Abu Dhabi: International Renewable Energy Agency (IRENA).
- Kost, C. und Längle, S. (2019): The Spatial Dimension of the Energy Transition: European Renewable Energy Sources—Local Resources and International Exchange. In: The European Dimension of Germany’s Energy Transition. Hrsg. von E. Gawel, S. Strunz, P. Lehmann und A. Purkus. Cham: Springer International Publishing, S. 477–490.
- Mavrotas, G., Diakoulaki, D., Florios, K. und Georgiou, P. (2008): A mathematical programming framework for energy planning in services’ sector buildings under un-

- certainty in load demand: The case of a hospital in Athens. In: *Energy Policy* 36.7, S. 2415–2429.
- Mier, M., Savvidis, G., Siala, K., Habla, W. und Sheykhha, S. (2020): Forschungsverbund zur Entwicklung neuer Methoden der Energiesystem-Modellierung (4NEMO): Schlussbericht. Hrsg. von ifo Institut. München.
- Pfenninger, S., Hawkes, A. und Keirstead, J. (2014): Energy systems modeling for twenty-first century energy challenges. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 33, S. 74–86.
- Pfenninger, S. (2017): Dealing with multiple decades of hourly wind and PV time series in energy models: A comparison of methods to reduce time resolution and the planning implications of inter-annual variability. In: *Applied Energy* 197, S. 1–13.
- Pfluger, B., Tersteegen, B., Franke, B., Bernath, C., Bossmann, T., Deac, G., Elsland, R., Fleiter, T., Kühn, A., Ragwitz, M., Rehfeldt, M., Sensfuß, F., Steinbach, J., Cronenberg, A., Ladermann, A., Linke, C., Maurer, C., Willemsen, S., Kauertz, B., Pehnt, M., Rettenmaier, N., Hartner, M., Kranzl, L., Schade, W., Catenazzi, G., Jakob, M. und Reiter, U. (2017): Langfristszenarien für die Transformation des Energiesystems in Deutschland: Modul 3: Referenzszenario und Basisszenario. Hrsg. von Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. URL: https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Downloads/B/berichtsmodul-3-referenzszenario-und-basisszenario.pdf?__blob=publicationFile&v=4 (besucht am 14.08.2020).
- Pineda, S. und Morales, J. M. (2018): Chronological Time-Period Clustering for Optimal Capacity Expansion Planning With Storage. In: *IEEE Transactions on Power Systems* 33.6, S. 7162–7170.
- Poncelet, K., Delarue, E., Six, D., Duerinck, J. und D’haeseleer, W. (2016): Impact of the level of temporal and operational detail in energy-system planning models. In: *Applied Energy* 162, S. 631–643.
- Savvidis, G. und Hufendiek, K. (2018): Variable Time Resolution in LP Electricity Market and Investment Models. In: 2018 15th International Conference on the European Energy Market (EEM). Piscataway, NJ: IEEE, S. 1–5.
- Savvidis, G. und Hufendiek, K. (2019): How Well do we Understand our Power System Models? A Hands-On Exemplary Analysis of the Time Resolution. In: 42nd IAEE International Conference. International Association for Energy Economics (IAEE).
- Savvidis, G., Siala, K., Weissbart, C., Schmidt, L., Borggreffe, F., Kumar, S., Pittel, K., Madlener, R. und Hufendiek, K. (2019): The gap between energy policy challenges and model capabilities. In: *Energy Policy* 125, S. 503–520.
- Scheben, H. und Hufendiek, K. (2023): Modelling power prices in markets with high shares of renewable energies and storages - The Norwegian example. In: *Energy* 267.
- Sharma, T., Glynn, J., Panos, E., Deane, P., Gargiulo, M., Rogan, F. und Gallachóir, B. Ó. (2019): High performance computing for energy system optimization models: Enhancing the energy policy tool kit. In: *Energy Policy* 128, S. 66–74.
- Siala, K. und Houssame Houmy (2020): `tum-ens/pyGRETA`: python Generator of REnewable Time series and mAps.
- Sisternes Jimenez, F. de und Webster, M. D. (2013): Optimal Selection of Sample Weeks for Approximating the Net Load in Generation Planning Problems. Hrsg. von

- Massachusetts Institute of Technology, Engineering Systems Division. Cambridge. URL: <http://hdl.handle.net/1721.1/102959> (besucht am 28. 12. 2018).
- SONI Ltd und Eirgrid Plc, Hrsg. (2012): All-Island Generation Capacity Statement 2012-2021. URL: <http://lwig.net/Research/Grid/All-Island%20GCS%202012-2021.pdf> (besucht am 28. 11. 2018).
- Stenzel, P., Linssen, J., Fler, J. und Busch, F. (2016): Impact of temporal resolution of supply and demand profiles on the design of photovoltaic battery systems for increased self-consumption. In: 2016 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON). Hrsg. von IEEE. Leuven, Belgium. URL: <http://ieeexplore.ieee.org/servlet/opac?punumber=7507294>.
- Steurer, M. (2017): Analyse von Demand Side Integration im Hinblick auf eine effiziente und umweltfreundliche Energieversorgung. Dissertation. Stuttgart: University of Stuttgart.
- Sun, N., Ellersdorfer, I. und Swider, D. J. (2008): Model-based long-term electricity generation system planning under uncertainty. In: 2008 Third International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies. Hrsg. von IEEE Xplore. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4523607> (besucht am 27. 08. 2020).
- Sun, N. (2013): Modellgestützte Untersuchung des Elektrizitätsmarktes: Kraftwerkeinsatzplanung und -investitionen. Dissertation. Stuttgart: University of Stuttgart.
- Torralba-Díaz, L., Schimeczek, C., Reeg, M., Savvidis, G., Deissenroth-Uhrig, M., Gutthoff, F., Fleischer, B. und Hufendiek, K. (2020): Identification of the Efficiency Gap by Coupling a Fundamental Electricity Market Model and an Agent-Based Simulation Model. In: *Energies* 13.15, S. 3920.
- Umweltbundesamt (2012): Sonne, Treibhausgase, Aerosole, Vulkanausbrüche – gibt es einen Favoriten bei Klimaänderungen? Dessau-Roßlau: Umweltbundesamt. URL: <https://www.umweltbundesamt.de/publikationen/sonne-treibhausgase-aerosole-vulkanausbrueche-gibt> (besucht am 14. 04. 2022).
- vom Stein, D., van Bracht, N., Maaz, A. und Moser, A. (2017): Development of adaptive time patterns for multi-dimensional power system simulations. In: 2017 14th International Conference on the European Energy Market (EEM). Piscataway, NJ: IEEE, S. 1–5.
- Weber, C. (2005): Uncertainty in the electric power industry: Methods and models for decision support. Bd. 77. International series in operations research & management science. New York: Springer.
- Weimer-Jehle, W. (2006): Cross-impact balances: A system-theoretical approach to cross-impact analysis. In: *Technological Forecasting and Social Change* 73.4, S. 334–361.

A Szenariodaten aus 4NEMO

In diesem Kapitel werden die verwendeten Szenariodaten dargelegt. Sie wurden in Siala und Houssame Houmy (2020) veröffentlicht.

Tab. A-1: Techno-ökonomische Parameter der Erzeugungseinheiten (Siala und Houssame Houmy, 2020)

Technologies	Efficiency [%]	Fixed O&M costs [EUR/kW/a]
Nuclear	47.8 – 62.1	264
Lignite	35.0 – 45.9	66
Coal	33.0 – 49.1	55 – 60
Coal CCS	44.9	99 – 109
Gas CCGT	58.1 – 62.1	34
Gas ST	46.5 – 62.1	34
Gas OCGT	39.5 – 46.5	17
Gas CCS	59.1 – 62.1	32
OilOther	30.9	33
Bioenergy	20.0 – 23.0	197 – 212
Bio CCS	20.0	121 – 130
Geothermal	–	440 – 495
PV	–	8 – 15
Wind Onshore	–	0
Wind Offshore	–	76 – 131
Pumped Hydro	79.2	5.3
Short-Term Storage	90 – 96	6.6 – 21.1
Long-Term Storage	36	30.4

B Zusätzlich recherchierte Daten

Rampenrestriktionen

Sowohl im 4NEMO Projekt (Mier et al., 2020) als auch in dem darauf aufbauenden intensiven Modellvergleich (Siala und Houssame Houmy, 2020) wurde aus Gründen der Vergleichbarkeit auf eine komplexe Abbildung des Einheiteneinsatzes in Form von Rampenkosten, Rampenrestriktionen und Brennstoffmehrerbräuche bei nicht optimalem Betriebspunkt verzichtet. Dementsprechend sind die hierfür notwendigen Daten nicht im ursprünglichen Datensatz enthalten.

Für die vorliegende Arbeit wurden u. a. die Rampenrestriktionen der einzelnen Einheiten näher betrachtet. Für die Parametrierung der Technologien *Gasturbine*, *Gas- und Dampfkraftwerk*, *Steinkohlekraftwerk* und *Braunkohlekraftwerk* wurde auf den Wertebereich in Agora Energiewende, 2017, S. 48 zurückgegriffen. Hierbei wurden die verschiedenen Werte der Altersklassen der Kraftwerke zugeordnet. Eine Unterscheidung der Flexibilität zwischen KWK- und nicht-KWK-Anlagen wurde nicht unternommen. Bei den Technologiegruppen *Speicher* und *Ölkraftwerk* wurden die Flexibilitäten so hoch angenommen, dass die dazugehörigen Restriktionen im Modell nie begrenzend wirken. Die Wahl der relevanten Parameter ist in Tab. B-1 dargestellt.

Tab. B-1: Parametrierung der Flexibilität thermischer Kraftwerke aus Agora Energiewende, 2017

Technologiekategorie	Altersklasse	max. Laständerung [% P^{inst} / min]
Steinkohle	1900 - 1980	1,50
Steinkohle	1981 - 1990	2,75
Steinkohle	1991 - 2000	2,75
Steinkohle	2001 - 2100	4,50
Braunkohle	1900 - 1980	1,00
Braunkohle	1981 - 1990	1,50
Braunkohle	1991 - 2000	1,50
Braunkohle	2001 - 2100	4,00
Gas und Dampf	1900 - 1980	2,00
Gas und Dampf	1981 - 1990	3,00
Gas und Dampf	1991 - 2000	3,00
Gas und Dampf	2001 - 2100	6,00
Gasturbine	1900 - 1980	8,00
Gasturbine	1981 - 1990	10,00
Gasturbine	1991 - 2000	10,00
Gasturbine	2001 - 2100	12,50

Zeitreihen

Die Untersuchungen der vorliegenden Arbeit wurden bestmöglich an die Methodik und den Datensatz des Eingangs beschriebenen Projekts 4NEMO (Mier et al., 2020) angelehnt. In vereinzelt Aspekten mussten jedoch veränderte Eingangsparameter verwendet werden. Hierzu zählen zum Beispiel die Daten welche als Zeitreihen in das Modell einfließen. Hierzu gehören Lastverlauf und Einspeisezeitreihen der fluktuierenden Erneuerbaren Erzeuger (Photovoltaik, Wind Onshore, Wind Offshore und Laufwasser).

Ursprünglich wurden die Einspeisedaten Erneuerbarer mithilfe des MERRA-2 Datensatzes der NASA unter Verwendung von Siala und Houssame Houmy (2020) für das Stichjahr 2015 berechnet²⁸. Zusätzlich erfolgte eine vorgelagerte Standortuntersuchung für Kontinentaleuropa, anhand derer existierende Potenziale für den Erneuerbaren-Ausbau quantifiziert wurden. Für die Modellrechnungen wurden diese Potenziale in mehrere Güteklassen g eingeteilt, denen wiederum unterschiedliche Erschließungskosten und Einspeisezeitreihen zugeordnet wurden. Für jede EE Technologie, wie etwa PV, existieren also mehrere Investitionskostensätze, Ausbauobergrenzen und Einspeisezeitreihen.

Für die Bearbeitung der vorliegenden Fragestellungen, zu denen auch die Analyse der Auswirkungen eines viertelstündlich aufgelösten Modells gehört, mussten jedoch zwangsläufig viertelstündlich aufgelöste Eingangsdaten verwendet werden. Die Ausgangsdaten des MERRA-2 Modells hingegen liegen höchstens stündlich vor, weshalb hier ein anderer Ansatz verwendet wurde.

Für Deutschland liegen bei der ENTSO-E Transparency Platform viertelstündliche Einspeiseprofile Erneuerbarer Erzeuger vor (ENTSO-E, 2019). Ausgehend von diesen Profilen, wurde eine Skalierung vorgenommen, um die Jahrerzeugungsmengen des 4NEMO Datensatzes nachzubilden. Die Volllaststunden F_u^E der EE-Typen u der vorliegenden Arbeit E lassen sich mithilfe der installierten Kapazitäten P_u^{Inst} (aus den Projektdaten) und den Erzeugungszeitreihen $W_u^{el}(t)$ der ENTSOE Transparency Platform wie folgt berechnen:

$$F_u^E = \frac{\sum_t W_u^{el}(t)}{P_u^{Inst}}, \quad (\text{B-1})$$

wobei t die viertelstündlichen Zeitschritte darstellt.

Analog hierzu lassen sich auch jeweils die Volllaststunden $F_{u,g}^P$ des 4NEMO Projektes P berechnen. Hierbei wird zusätzlich noch jede Güteklasse g unterschieden. Beim Datensatz der ENTSO-E Transparency Platform kann davon ausgegangen werden, dass alle Güteklassen gemittelt vorliegen, da keine weitere Unterscheidung erfolgt. Dieses analoge Mittel \bar{F}_u^P über alle zugehörigen Güteklassen $g \in G_u$ der jeweiligen Technologie u wird berechnet durch:

$$\bar{F}_u^P := \frac{\sum_{g \in G} F_{u,g}^P}{|G|} \quad \forall g \in G_u. \quad (\text{B-2})$$

²⁸Die Zeitreihen für Laufwasser wurden mithilfe eines gesonderten Verfahrens ermittelt. Die nachfolgenden Beschreibungen gelten ausschließlich für die Technologien: *PV*, *Wind Onshore* und *Wind Offshore*

Nun können Korrekturfaktoren $f_{u,g}$ bestimmt werden, welche die ENTSO-E Volllaststunden F_u^E zu Güteklassen-abhängigen Volllaststunden $F_{u,g}^E$ erlauben. Hierzu wird das Verhältnis zwischen gemittelter und Güteklassen-abhängigem Wert herangezogen:

$$f_{u,g} := \frac{F_{u,g}^P}{F_u^P}. \quad (\text{B-3})$$

Mittels nachfolgender Korrektur können die äquivalenten Güteklassen in die ENTSO-E Daten übernommen werden:

$$F_{u,g}^E := f_{u,g} \cdot F_u^E. \quad (\text{B-4})$$

Die zugrundeliegenden normierten Profile aus ENTSO-E (2019) sind in der Abb. B-1 dargestellt.

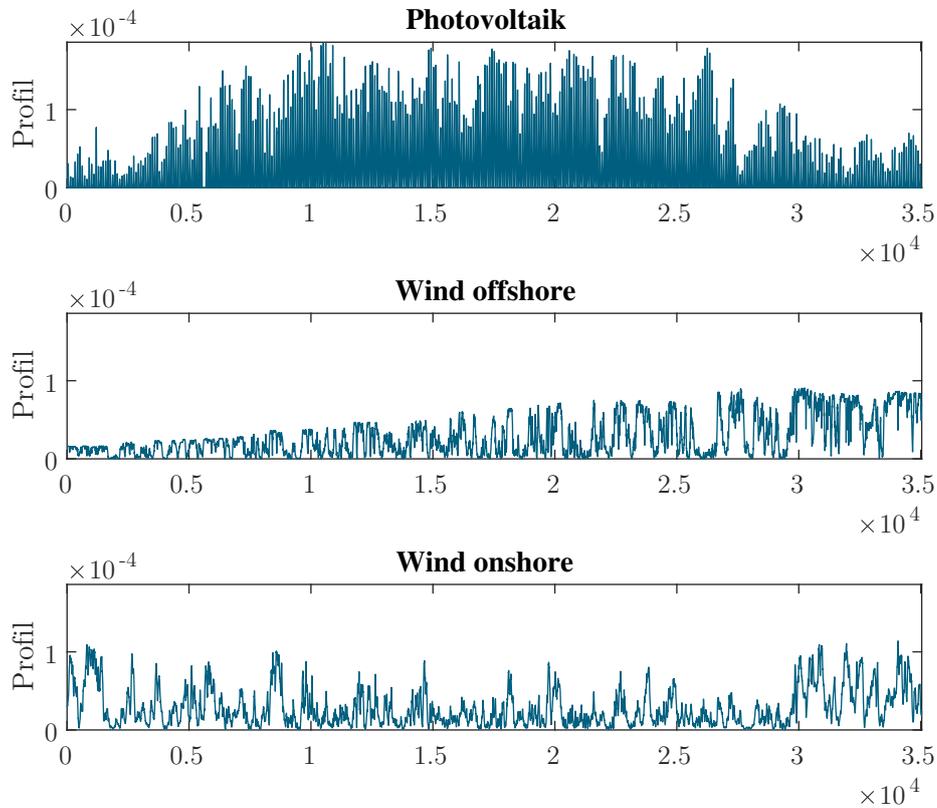


Abb. B-1: Normierte EE Erzeugungszeitreihen aus ENTSO-E, 2019

Diese Methodik erlaubt die Beibehaltung der Abstufungen der spezifischen EE-Investitionskosten, was für den Vergleich und die Einordnung der Ergebnisse in den Modellvergleich von Mier et al. (2020) und Siala und Houssame Houmy (2020) notwendig ist.

Nachteilig bei diesem Vorgehen ist die Abwesenheit der Profilunterschiede zwischen den Güteklassen. Da alle Unterkategorien derselben EE Technologie exakt dasselbe

Profil verwenden, gibt es keine glättenden Effekte zwischen den Güteklassen. Dies führt zu einer Überschätzung des systemischen Flexibilitätsbedarfs. Dies ist zwar hilfreich zur besseren Identifizierung der Fehlertreiber, deren Einfluss könnte aber potenziell überschätzt werden. Die Wirkweise solcher Profilergänzungen wurden anschaulich in Kost und Längle (2019) am Beispiel der räumlichen Verteilung behandelt.

C Mathematische Beschreibung der Aggregation von Zeitschritten

In diesem Kapitel wird auf die Notation der Zeitaggregation dieser Arbeit eingegangen. Die mathematische Beschreibung der Zusammenhänge orientiert sich hierbei an der algorithmischen Umsetzung im Code, weshalb stark auf die Beschreibung von Mengen an Indizes eingegangen wird. Die Notation in der vorliegenden Arbeit lehnt sich an die in Savvidis und Hufendiek (2018) verwendete an.

Ein wichtiger Zusammenhang, welcher in stündlich aufgelösten Modellen meist nicht genau differenziert wird, ist die unterschiedliche Notation zwischen Kapazitäten P in MW und Energiemengen W in MWh. In einem nicht-stündlich aufgelösten Modell sind die Zahlenwerte dieser Parameter NICHT identisch, weshalb hier bei Bedarf mithilfe der Zeitschrittlänge s über den Zusammenhang:

$$W = P \cdot s \quad (\text{C-1})$$

umgerechnet werden muss. Der Modellierungszeitraum einer Optimierungsiteration beträgt in E2M2 typischerweise 1 Jahr. Wird dieses Jahr in stündlicher Auflösung modelliert, so besteht es aus $n := 8760$ disjunkten Zeitintervallen $t_i, i \in I := \{1, \dots, n\}$:

$$\text{Jahr} = \bigcup_{i \in I} t_i. \quad (\text{C-2})$$

Die Aggregation von Zeitschritten kann als Zusammenführung benachbarter Intervalle interpretiert werden. Hierzu werden zunächst die Aggregationsstufen $s \in S$ definiert, welche gleichzeitig auch die Zeitschrittlängen beschreiben. Ein stündlich aufgelöster Lauf besitzt also die Aggregationsstufe $s = 1$. Für die vorliegende Arbeit wurde die Referenzauflösung $s = 0,25$ (viertelstündlich) gewählt, welche als σ notiert wird. Die Notation der Zeitauflösung erfolgt als links positionierter Exponent.

Mithilfe dieses Zusammenhangs können nun auflösungsübergreifend Leistungen in Energiemengen überführt werden. Wird z. B. im viertelstündlich aufgelösten Zeitschritt ${}^{s=\sigma=0,25}t$ eine elektrische Leistung von $P^{\text{el}}(\sigma t_1) = 1.000$ MW nachgefragt, so kann man mittels:

$$W({}^s t_i) = P({}^s t) \cdot s \quad (\text{C-3})$$

die Nachfrage der elektrischen Energiemenge $W^{\text{L}}({}^{0,25}t_1) = 250$ MWh bestimmen.

Energiemengen lassen sich durch Addition benachbarter Zeitintervalle von einer niedrigeren Aggregationsstufe auf eine höhere überführen. Hierzu wird zuerst ein Aggregationsfaktor a_s definiert:

$$\forall s \in S \exists a_s \in \mathbb{N} : s = a_s \cdot \sigma, \quad (\text{C-4})$$

welcher die Anzahl an Referenzzeitschritten zum zugehörigen höher aggregierten Zeitschritt beschreibt. Für die Zeitschritte ${}^s t_j, j \in J$ einer Aggregationsstufe $s > \sigma$ werden außerdem Teilmengen Ξ_j so definiert:

$$i \in \Xi_j \subset I, \quad j \in J \subset \mathbb{N}, \quad (\text{C-5})$$

dass diese alle Indizes $i \in I$ beschreiben, welche im aggregierten Zeitintervall liegen. Für den aggregierten Zeitschritt gilt dann:

$${}^s t_j = \bigcup_{i \in \Xi_j^s} \sigma t_i, \quad \text{mit } s \neq \sigma, \quad j \in J, \quad i \in {}^s \Xi_j \subset I. \quad (\text{C-6})$$

Außerdem gilt für Ξ_j :

$$|{}^s \Xi_j| = a_s. \quad (\text{C-7})$$

Für die Aggregation der Energiemengen muss letztendlich über alle a_s Zeitschritte σt_i summiert werden, welche im aggregierten Intervall ${}^s t_j$ liegen:

$$W({}^s t_j) = \sum_i W(\sigma t_i), \quad i \in {}^s \Xi_j \subset I, \quad j \in J. \quad (\text{C-8})$$

Zur besseren Veranschaulichung wird ein simples Beispiel angeführt: es seien 8 viertelstündliche Zeitschritte an elektrischer Nachfrage gegeben:

$$W^L(\sigma t_i) = \{50, 100, 150, 100, 50, 100, 150, 100\}, \text{ mit } i \in {}^\sigma I = \{1, \dots, 8\}. \quad (\text{C-9})$$

Jedes stündliche Zeitintervall ${}^1 t_j$ besteht aus $a_1 = 4$ viertelstündlichen Intervallen. Die $|{}^\sigma I| = 8$ Viertelstundenschritte werden zu $|{}^1 J| = 2$ Stundenschritten aggregiert. Die Indizesmengen ${}^1 \Xi_j$, welche die Indizes i den Indizes j zuweisen, ergeben sich als:

$${}^1 \Xi_1 = \{1, 2, 3, 4\} \quad {}^1 \Xi_2 = \{5, 6, 7, 8\}. \quad (\text{C-10})$$

Somit ergibt sich für den ersten aggregierten Zeitschritt ${}^1 t_1$ eine aggregierte Nachfrage von:

$$W^L({}^1 t_1) = \sum_{i=1}^4 W^L(\sigma t_i) = 400 \text{ MWh}. \quad (\text{C-11})$$

Analog lässt sich auch der zweite Schritt berechnen, wodurch sich folgende aggregierte Nachfrage ergibt:

$$W^L({}^1 t_j) = \{400, 400\}, \quad \text{mit } j \in J = \{1, 2\}. \quad (\text{C-12})$$

D Wichtige Parameter für die Auswertung isolierter Fehler

Alle vergleichenden Läufe zur isolierten Betrachtung einzelner Fehlereffekte bestehen aus der Gegenüberstellung eines viertelstündlich aufgelösten Laufes (QH) und eines nicht-äquidistant aufgelösten Laufes (VAR). Die Besonderheit liegt in der Bestimmung der individuellen Zeitschrittlängen im VAR-Lauf, welcher dazu benutzt wird, den Fehlereffekt zu provozieren. Dies wird durch die gezielte Aggregation kritischer Zeitschritte erreicht, bei denen im Vorfeld bekannt ist, dass es dort im Falle einer Aggregation zur Ergebnisabweichung kommen kann. Im folgenden Kapitel wird auf einige Parameter eingegangen, welche für die Auswertung der Läufe eine zentrale Rolle spielen.

D.1 Typen von Erzeugungseinheiten

Für den Vergleich der Läufe sind mehrere Gruppen an Erzeugungseinheiten relevant, welche in Tab. D-1 beschrieben sind.

Tab. D-1: Beschreibung relevanter Prozessgruppen

Kürzel	Beschreibung
Therm	Dispatch kann größtenteils kontrolliert werden. Restriktionen wie minimale Stillstandszeiten bzw. Betriebsstunden oder Rampenrestriktionen sind zulässig. Speicher bzw. speicherähnliche Prozesse wie Power-to-X mit Rückverstromung sind aus dieser Gruppe ausgeschlossen.
fEE	Prozesse, deren Dispatch durch exogen vorgegebene Zeitreihen dominiert wird, wie es meist bei fluktuierenden Erneuerbaren der Fall ist. Beeinflussung des Dispatches ist z. B. durch Curtailment möglich.
Sto	Speicher oder speicherähnliche Prozesse, welche typischerweise durch eine max. Lade- und Entladeleistung, einen Wirkungsgrad und einem maximalen Füllstand beschrieben werden.

D.2 Kenngrößen des Einheiteneinsatzes

Für die vergleichenden Analysen werden die Erzeugungszeitreihen jeweils zu jährlichen Erzeugungsmengen aufsummiert, um anschließend die Differenz zwischen den beiden Läufen bilden zu können. Läufe in der Referenzauflösung werden mit hochgestelltem *ref* und Läufe in nicht-äquidistanter Auflösung mit *VAR* notiert. Der Fehler für die Prozesse der Gruppe *Therm* lässt sich also wie folgt berechnen:

$$w_{\text{Therm}}^{\Delta \text{el}} := \sum_{j \in J} w_{\text{Therm}}^{\text{el}}(\text{VAR}t_j) - \sum_{i \in I} w_{\text{Therm}}^{\text{el}}(\text{ref}t_i), \quad (\text{D-1})$$

wobei I die Menge alle Zeitschrittindizes der Referenzauflösung und J die Menge aller Zeitschrittindizes der nicht-äquidistanten Zeitauflösung ist. Analog hierzu lassen sich auch $w_{\text{fEE}}^{\Delta\text{el}}$ und $w_{\text{Sto}}^{\Delta\text{el}}$ berechnen. Eine weitere wichtige Kenngröße ist die Abweichung der Pumpleistung $w_{\text{Sto}}^{\Delta\text{p}}$. Diese ist zwar über den Roundtrip-Wirkungsgrad des Speichers η_{Sto} linear abhängig zu dessen Erzeugung, kann aber hilfreich zur Interpretation der Ergebnisse sein.

Für tiefgreifende Analysen kann es hilfreich sein, die „Herkunft“ der eingespeicherten Energie nachzuverfolgen. Im Rahmen dieser Arbeit wird zwischen zwei Herkunftsarten unterschieden:

- **Überschuss aus Erneuerbaren p -EE:** Erneuerbare besitzen im Marktmodell keine variablen Kosten, da hierdurch der Einspeisevorrang Erneuerbarer Erzeugung abgebildet wird. Zu Zeitpunkten an denen das Erzeugungsprofil der Erneuerbaren höher ist als die Nachfrage²⁹, existiert ein Energieüberschuss an „kostenloser“ Energie. Es ist davon auszugehen, dass der Optimierer mithilfe von Speicherprozessen diese Energie weitestgehend, sofern keine technische Betriebsrestriktionen dies verhindert, einzuspeichern, bevor sie abgeregelt wird.
- **Regelbare, thermische Kraftwerke p -therm:** An Zeitpunkten mit nicht voll ausgelasteten kostengünstigen Erzeugungseinheiten kann das Einspeichern derer Energie hilfreich sein, Kosten an Zeitpunkten hoher (Residual-)Last zu mindern. Dies ist abhängig von der Kostenverteilung innerhalb des Kraftwerksparks, den Speicherverlusten und der zeitlichen und mengenmäßigen Verteilung von EE-Einspeisung.

Zunächst wird die maximal einspeicherbare Energiemenge je Zeitschritt ${}^sW^{\text{Inst-P}}$ definiert als:

$${}^sW^{\text{Inst-P}} := P^{\text{Inst-P}} \cdot s, \quad \text{mit } s \in S. \quad (\text{D-2})$$

Der hierfür benötigte Parameter $P^{\text{Inst-P}}$, welcher die maximale Einspeicherleistung beschreibt, ist typischerweise Teil der Inputparameter des Modells. Des Weiteren wird die Residuallast (vor Curtailment) W^{RL} benötigt, welche durch Subtraktion der Erneuerbaren-Ganglinie von der Nachfrageganglinie berechnet werden kann.

Die Berechnung der gepumpten Energie $w^{\text{p-therm}}(t_i)$ aus der Prozessgruppe *Therm* wird nun wie folgt definiert:

$$w^{\text{p-therm}}(t_i) := \begin{cases} w_{\text{Therm}}^{\text{el}}(t_i) - W^{\text{RL}}(t_i) & \forall i \in I \cap \{\tau | w_{\text{Sto}}^{\text{p}}(t_\tau) > 0 \wedge W^{\text{RL}}(t_\tau) > 0\} \\ w_{\text{Therm}}^{\text{el}} & \forall i \in I \cap \{\tau | w_{\text{Sto}}^{\text{p}}(t_\tau) > 0 \wedge W^{\text{RL}}(t_\tau) \leq 0\} \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (\text{D-3})$$

²⁹Ein Überschuss Erneuerbarer kann in komplexeren Modellen auch zu anderen Zeitpunkten auftreten, wenn z. B. inflexible thermische Kraftwerke nicht schnell genug abfahren können, KWK Kraftwerke wärmegetrieben fahren müssen, Abschaltvorgänge aus betrieblicher Sicht unrentabel sind, etc.

Im ersten Fall der Gleichung werden alle Zeitpunkte betrachtet, an denen der Speicher aktiv ist ($w_{\text{Sto}}^{\text{p}}(t_\tau) > 0$) und gleichzeitig die Residuallast positiv ist ($W^{\text{RL}}(t_\tau) > 0$). Ist dies der Fall, dann kann angenommen werden, dass die durch regelbare, thermische Kraftwerke eingespeicherte Energiemenge die Mehrerzeugung thermischer Kraftwerke über Residuallast ist. Der zweite Fall deckt den Zeitbereich bei aktiven Speichern und negativer Residuallast ab. Hier wird jegliche thermische Erzeugung unterhalb $W^{\text{Inst-P}}$ angerechnet, da bei negativer Residuallast keine thermische Erzeugung notwendig wäre. Für alle übrigen Zeitschritte liegt kein Pumpen aus der Prozessgruppe *therm* vor.

Die Bestimmung der Pumpenergie $w^{\text{p-EE}}$ aus fluktuierenden Erneuerbaren erfolgt durch:

$$w^{\text{p-EE}}(t_i) := \begin{cases} w_{\text{Sto}}^{\text{p}}(t_i) - w^{\text{p-therm}}(t_i) & \forall i \in I \cap \{\tau | w_{\text{Sto}}^{\text{p}}(t_\tau) > 0\} \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (\text{D-4})$$

Anschließend können analog zu $w^{\Delta\text{el}}$ mit Gl. D-1 die Fehler des VAR Laufes $w^{\Delta\text{p-therm}}$ und $w^{\Delta\text{p-EE}}$ ermittelt werden.

Forschungsberichte des Instituts für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung

Bezugsadresse: Universität Stuttgart
 Institut für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung
 - Bibliothek –
 Tel.: 0711 / 685 87861
 Fax: 0711 / 685 87873
 E-Mail: bib@ier.uni-stuttgart.de

Bestellungen sind auch über Internet möglich:
<https://www.ier.uni-stuttgart.de>

- Band 153 L. C. Chamorro Romero
On the Process Integration of Organic Rankine Cycles and Absorption Chillers into Heat Exchanger Networks
2023, 266 Seiten
- Band 152 P. Korkmaz
Integrating Environmental, Macro-economic, and Uncertainty Aspects into Energy System Analysis
2023, 178 Seiten
- Band 151 H. Godin
A model-based framework for the assessment of energy-efficiency and CO₂-mitigation measures in multi-cylinder paper drying
2022, 129 Seiten
- Band 150 A. Dobbins
System analysis of the significance of energy poverty on household energy use and emissions in Germany
2022, 222 Seiten
- Band 149 D. Chudinzow
Modelling the energy yield of bifacial photovoltaic plants and their integration into European power supply systems
2022, 92 Seiten
- Band 147 D. Turek
Die Standortwahl von Rechenzentren unter Berücksichtigung der Total Cost of Ownership: ein Framework zur multikriteriellen Entscheidungsanalyse
2022, 141 Seiten

- Band 146 N. Seckinger
Methodische Weiterentwicklung dynamischer, prospektiver Treibhausgasemissionsfaktoren zur Analyse von Technologien der Sektorkopplung
2022, 242 Seiten
- Band 145 M. Unger
Systematische Analyse von Druckluftleckagen
August 2021, 186 Seiten
- Band 144 N. Li, G. Huang, R. Friedrich, U. Vogt, S. Schürmann, D. Straub
Messung und Bewertung der Schadstoffemissionen von Holzfeuerungen in Innenräumen
Juli 2019, 44 Seiten
- Band 143 N. Li
Long-term Exposure of European Population Subgroups to PM2.5 and NO2
August 2020, 152 Seiten
- Band 142 M. Miller
Wege zur Ermittlung von Energieeffizienzpotenzialen von Informations- und Kommunikationstechnologien
Februar 2020, 391 Seiten
- Band 141 R. Flatau
Integrierte Bewertung interdependenter Energieeffizienzmaßnahmen – Eine modellgestützte Analyse am Beispiel von Querschnittstechnologien
Juli 2019, 216 Seiten
- Band 140 B. Fleischer
Systemeffekte von Bioenergie in der Elektrizitäts- und Fernwärmewirtschaft – Eine modellgestützte Analyse langfristiger Energiewendeszenarien für Deutschland
April 2019, 190 Seiten
- Band 139 B. Mousavi
Analysis of the relative roles of supply-side and demand-side measures in tackling global climate change – Application of a hybrid energy system model
Januar 2019, 167 Seiten
- Band 138 S. Bothor
Prognose von Netzverlusten
August 2019, 152 Seiten

- Band 137 C. Schieberle
Development of a stochastic optimization approach to determine costefficient environmental protection strategies: Case study of policies for the future European passenger transport sector with a focus on railbound and on-road activities
Mai 2019, 218 Seiten
- Band 136 J. Welsch
Modellierung von Energiespeichern und Power-to-X im deutschen und europäischen Energiesystem
Dezember 2018, 158 Seiten
- Band 135 M. Stenull
Stand und Entwicklungspotenziale der landwirtschaftlichen Biogasnutzung in Baden-Württemberg – ein regionalspezifischer Vergleich
Juni 2017, 171 Seiten
- Band 134 J. Brunke
Energieeinsparpotenziale von energieintensiven Produktionsprozessen in Deutschland: Eine Analyse mit Hilfe von Energieeinsparkostenkurven
August 2017, 353 Seiten
- Band 133 S. Wolf
Integration von Wärmepumpen in industrielle Produktionssysteme – Potenziale und Instrumente zur Potenzialerschließung
Juli 2017, 177 Seiten
- Band 132 S. Marathe
Recognising the Change in Land Use Patterns and its Impacts on Energy Demand and Emissions in Gauteng, South Africa
April 2017, 202 Seiten
- Band 131 T. Haasz
Entwicklung von Methoden zur Abbildung von Demand Side Management in einem optimierenden Energiesystemmodell – Fallbeispiele für Deutschland in den Sektoren Industrie, Gewerbe, Handel, Dienstleistungen und Haushalte
April 2017, 177 Seiten
- Band 130 M. Steuerer
Analyse von Demand Side Integration im Hinblick auf eine effiziente und umweltfreundliche Energieversorgung
April 2017, 230 Seiten

- Band 129 S. Bubeck
Potenziale elektrischer Energieanwendungstechniken zur rationellen Energieanwendung
Januar 2017, 255 Seiten
- Band 128 R. Beestermöller
Die Energienachfrage privater Haushalte und ihre Bedeutung für den Klimaschutz – Volkswirtschaftliche Analysen zur deutschen und europäischen Klimapolitik mit einem technologiefundierten Allgemeinen Gleichgewichtsmodell
Januar 2017, 211 Seiten
- Band 127 M. Ohl
Analyse der Einsatzpotenziale von Wärmeerzeugungstechniken in industriellen Anwendungen
August 2016, 202 Seiten
- Band 126 W. Genius
Grüne Bilanzierung - Internalisierung von Umwelt- und Gesundheitsschäden im Rahmen der Input-Output-Rechnung
April 2015, 243 Seiten
- Band 125 E. Heyden
Kostenoptimale Abwärmerückgewinnung durch integriert-iteratives Systemdesign (KOARiS) - Ein Verfahren zur energetisch-ökonomischen Bewertung industrieller Abwärmepotenziale
2016, 121 Seiten
- Band 124 K. Ohlau
Strategien zur wirksamen Minderung von Fluglärm in Deutschland - Minderungsmaßnahmen und langfristige Perspektiven
2015, 192 Seiten
- Band 123 T. Telsnig
Standortabhängige Analyse und Bewertung solarthermischer Kraftwerke am Beispiel Südafrikas
September 2015, 285 Seiten
- Band 122 M. Henßler
Ganzheitliche Analyse thermochemischer Verfahren bei der Nutzung fester Biomasse zur Kraftstoffproduktion in Deutschland
April 2015, 243 Seiten
- Band 121 B. Fais
Modelling policy instruments in energy system models - the example of renewable electricity generation in Germany
Januar 2015, 194 Seiten

- Band 120 M. Blesl
Kraft-Wärme-Kopplung im Wärmemarkt Deutschlands und Europas – eine Energiesystem- und Technikanalyse
August 2014, 204 Seiten
- Band 119 S. Kempe
Räumlich detaillierte Potenzialanalyse der Fernwärmeversorgung in Deutschland mit einem hoch aufgelösten Energiesystemmodell
Juli 2014, 204 Seiten
- Band 118 B. Thiruchittampalam
Entwicklung und Anwendung von Methoden und Modellen zur Berechnung von räumlich und zeitlich hochaufgelösten Emissionen in Europa
April 2014, 238 Seiten
- Band 117 T. Kober
Energiewirtschaftliche Anforderungen an neue fossil befeuerte Kraftwerke mit CO₂-Abscheidung im liberalisierten europäischen Elektrizitätsmarkt
März 2014, 158 Seiten
- Band 116 S. Wissel
Ganzheitlich-integrierte Betrachtung der Kernenergie im Hinblick auf eine nachhaltige Energieversorgung
Februar 2014, 230 Seiten
- Band 115 R. Kuder
Energieeffizienz in der Industrie – Modellgestützte Analyse des effizienten Energieeinsatzes in der EU-27 mit Fokus auf den Industriesektor
Februar 2014, 286 Seiten
- Band 114 J. Tomaschek
Long-term optimization of the transport sector to address greenhouse gas reduction targets under rapid growth – Application of an energy system model for Gauteng province, South Africa
Dezember 2013, 263 Seiten
- Band 113 B. Rühle
Kosten regionaler Energie- und Klimapolitik - Szenarioanalysen mit einem Energiesystemmodell auf Bundesländerebene
November 2013, 196 Seiten
- Band 112 N. Sun
Modellgestützte Untersuchung des Elektrizitätsmarktes - Kraftwerkseinsatzplanung und -investitionen
August 2013, 173 Seiten

- Band 111 J. Lambauer
Auswirkungen von Basisinnovationen auf die Energiewirtschaft und die Energienachfrage in Deutschland - Am Beispiel der Nano und Biotechnologie
März 2013, 303 Seiten
- Band 110 R. Barth
Ökonomische und technisch-betriebliche Auswirkungen verteilter Elektrizitätserzeugung in Verteilungsnetzen - eine modellgestützte Analyse am Beispiel eines Mittelspannungsnetzes
März 2013, 234 Seiten
- Band 109 D. Bruchof
Energiewirtschaftliche Verkehrsstrategie - Möglichkeiten und Grenzen alternativer Kraftstoffe und Antriebe in Deutschland und der EU-27
März 2012, 226 Seiten
- Band 108 E. D. Özdemir
The Future Role of Alternative Powertrains and Fuels in the German Transport Sector - A model based scenario analysis with respect to technical, economic and environmental aspects with a focus on road transport
Januar 2012, 194 Seiten
- Band 107 U. Kugler
Straßenverkehrsemissionen in Europa - Emissionsberechnung und Bewertung von Minderungsmaßnahmen
Januar 2012, 236 Seiten
- Band 106 M. Blesl, D. Bruchof, U. Fahl, T. Kober, R. Kuder, B. Götz, A. Voß
Integrierte Szenarioanalysen zu Energie- und Klimaschutzstrategien in Deutschland in einem Post-Kyoto-Regime
Februar 2011, 200 Seiten
- Band 105 O. Mayer-Spohn
Parametrised Life Cycle Assessment of Electricity Generation in Hard-Coal-Fuelled Power Plants with Carbon Capture and Storage
Dezember 2009, 210 Seiten
- Band 104 A. König
Ganzheitliche Analyse und Bewertung konkurrierender energetischer Nutzungspfade für Biomasse im Energiesystem Deutschland bis zum Jahr 2030
Juli 2009, 194 Seiten

- Band 103 C. Kruck
Integration einer Stromerzeugung aus Windenergie und Speichersystemen unter besonderer Berücksichtigung von Druckluft-Speicherkraftwerken
Mai 2008, 162 Seiten
- Band 102 U. Fahl, B. Rühle, M. Blesl, I. Ellersdorfer, L. Eltrop, D.-C. Harlinghausen, R. Küster, T. Rehl, U. Remme, A. Voß
Energieprognose Bayern 2030
Oktober 2007, 296 Seiten
- Band 101 U. Remme, M. Blesl, U. Fahl
Global resources and energy trade: An overview for coal, natural gas, oil and uranium
Juli 2007, 108 Seiten
- Band 100 S. Eckardt
Energie- und Umweltmanagement in Hotels und Gaststätten: Entwicklung eines Softwaretools zur systematischen Prozessanalyse und Management-unterstützung
Mai 2007, 152 Seiten
- Band 99 U. Remme
Zukünftige Rolle erneuerbarer Energien in Deutschland: Sensitivitätsanalysen mit einem linearen Optimierungsmodell
August 2006, 336 Seiten
- Band 98 L. Eltrop, J. Moerschner, M. Härdtlein, A. König
Bilanz und Perspektiven der Holzenergienutzung in Baden-Württemberg
Mai 2006, 102 Seiten
- Band 97 B. Frey
Modellierung systemübergreifender Energie- und Kohlenstoffbilanzen in Entwicklungsländern
Mai 2006, 148 Seiten
- Band 96 K. Sander
Potenziale und Perspektiven stationärer Brennstoffzellen
Juni 2004, 256 Seiten
- Band 95 M. A. dos Santos Bernardes
Technische, ökonomische und ökologische Analyse von Aufwindkraftwerken
März 2004, 228 Seiten

- Band 94 J. Bagemihl
Optimierung eines Portfolios mit hydro-thermischem Kraftwerkspark im börslichen Strom- und Gasterminmarkt
Februar 2003, 138 Seiten
- Band 93 A. Stuible
Ein Verfahren zur graphentheoretischen Dekomposition und algebraischen Reduktion von komplexen Energiesystemmodellen
November 2002, 156 Seiten
- Band 92 M. Blesl
Räumlich hoch aufgelöste Modellierung leitungsgebundener Energieversorgungssysteme zur Deckung des Niedertemperaturwärmebedarfs
August 2002, 282 Seiten
- Band 91 S. Briem, M. Blesl, M. A. dos Santos Bernardes, U. Fahl, W. Krewitt, M. Nill, S. Rath-Nagel, A. Voß
Grundlagen zur Beurteilung der Nachhaltigkeit von Energiesystemen in Baden-Württemberg
August 2002, 138 Seiten
- Band 90 B. Frey, M. Neubauer
Energy Supply for Three Cities in Southern Africa
Juli 2002, 96 Seiten
- Band 89 A. Heinz, R. Hartmann, G. Hitzler, G. Baumbach
Wissenschaftliche Begleitung der Betriebsphase der mit Rapsölmethylester befeuerten Energieversorgungsanlage des Deutschen Bundestages in Berlin
Juli 2002, 212 Seiten
- Band 88 M. Sawillion
Aufbereitung der Energiebedarfsdaten und Einsatzanalysen zur Auslegung von Blockheizkraftwerken
Juli 2002, 136 Seiten
- Band 87 T. Marheineke
Lebenszyklusanalyse fossiler, nuklearer und regenerativer Stromerzeugungstechniken
Juli 2002, 222 Seiten
- Band 86 B. Leven, C. Hoeck, C. Schaefer, C. Weber, A. Voß
Innovationen und Energiebedarf - Analyse ausgewählter Technologien und Branchen mit dem Schwerpunkt Stromnachfrage
Juni 2002, 224 Seiten

- Band 85 E. Laege
Entwicklung des Energiesektors im Spannungsfeld von Klimaschutz und Ökonomie - Eine modellgestützte Systemanalyse
Januar 2002, 254 Seiten
- Band 84 S. Molt
Entwicklung eines Instrumentes zur Lösung großer energiesystem-analytischer Optimierungsprobleme durch Dekomposition und verteilte Berechnung
Oktober 2001, 166 Seiten
- Band 83 D. Hartmann
Ganzheitliche Bilanzierung der Stromerzeugung aus regenerativen Energien
September 2001, 228 Seiten
- Band 82 G. Kühner
Ein kosteneffizientes Verfahren für die entscheidungsunterstützende Umweltanalyse von Betrieben
September 2001, 210 Seiten
- Band 81 I. Ellersdorfer, H. Specht, U. Fahl, A. Voß
Wettbewerb und Energieversorgungsstrukturen der Zukunft
August 2001, 172 Seiten
- Band 80 B. Leven, J. Neubarth, C. Weber
Ökonomische und ökologische Bewertung der elektrischen Wärmepumpe im Vergleich zu anderen Heizungssystemen
Mai 2001, 166 Seiten
- Band 79 R. Krüger, U. Fahl, J. Bagemihl, D. Herrmann
Perspektiven von Wasserstoff als Kraftstoff im öffentlichen Straßenpersonenverkehr von Ballungsgebieten und von Baden-Württemberg
April 2001, 142 Seiten
- Band 78 A. Freibauer, M. Kaltschmitt (eds.)
Biogenic Greenhouse Gas Emissions from Agriculture in Europe
Februar 2001, 248 Seiten
- Band 77 W. Rüdfler
Integrierte Ressourcenplanung für Baden-Württemberg
Januar 2001, 284 Seiten
- Band 76 S. Rivas
Ein agro-ökologisches regionalisiertes Modell zur Analyse des Brennholzversorgungssystems in Entwicklungsländern
Januar 2001, 200 Seiten

- Band 75 M. Härdtlein
Ansatz zur Operationalisierung ökologischer Aspekte von "Nachhaltigkeit" am Beispiel der Produktion und Nutzung von Triticale (*×Triticosecale* Wittmack)-Ganzpflanzen unter besonderer Berücksichtigung der luftgetragenen N-Freisetzen
 September 2000, 168 Seiten
- Band 74 T. Marheineke, W. Krewitt, J. Neubarth, R. Friedrich, A. Voß
Ganzheitliche Bilanzierung der Energie- und Stoffströme von Energieversorgungstechniken
 August 2000, 118 Seiten
- Band 73 J. Sontow
Energiewirtschaftliche Analyse einer großtechnischen Windstromerzeugung
 Juli 2000, 242 Seiten
- Band 72 H. Hermes
Analysen zur Umsetzung rationeller Energieanwendung in kleinen und mittleren Unternehmen des Kleinverbrauchersektors
 Juli 2000, 188 Seiten
- Band 71 C. Schaefer, C. Weber, H. Voss-Uhlenbrock, A. Schuler, F. Oosterhuis, E. Nieuwlaar, R. Angioletti, E. Kjellsson, S. Leth-Petersen, M. Togeby, J. Munksgaard
Effective Policy Instruments for Energy Efficiency in Residential Space Heating - an International Empirical Analysis (EPISODE)
 Juni 2000, 146 Seiten
- Band 70 U. Fahl, J. Baur, I. Ellersdorfer, D. Herrmann, C. Hoeck, U. Remme, H. Specht, T. Steidle, A. Stuitable, A. Voß
Energieverbrauchsprognose für Bayern
 Mai 2000, 240 Seiten
- Band 69 J. Baur
Verfahren zur Bestimmung optimaler Versorgungsstrukturen für die Elektrifizierung ländlicher Gebiete in Entwicklungsländern
 Mai 2000, 154 Seiten
- Band 68 G. Weinrebe
Technische, ökologische und ökonomische Analyse von solarthermischen Turmkraftwerken
 April 2000, 212 Seiten
- Band 67 C.-O. Wene, A. Voß, T. Fried (eds.)
Experience Curves for Policy Making - The Case of Energy Technologies
 April 2000, 282 Seiten

- Band 66 A. Schuler
Entwicklung eines Modells zur Analyse des Endenergieeinsatzes in Baden-Württemberg
März 2000, 236 Seiten
- Band 65 A. Schäfer
Reduction of CO₂-Emissions in the Global Transportation Sector
März 2000, 290 Seiten
- Band 64 A. Freibauer, M. Kaltschmitt (eds.)
Biogenic Emissions of Greenhouse Gases Caused by Arable and Animal Agriculture - Processes, Inventories, Mitigation
März 2000, 148 Seiten
- Band 63 A. Heinz, R. Stülpnagel, M. Kaltschmitt, K. Scheffer, D. Jezierska
Feucht- und Trockengutlinien zur Energiegewinnung aus biogenen Festbrennstoffen. Vergleich anhand von Energie- und Emissionsbilanzen sowie anhand der Kosten
Dezember 1999, 308 Seiten
- Band 62 U. Fahl, M. Blesl, D. Herrmann, C. Kemfert, U. Remme, H. Specht, A. Voß
Bedeutung der Kernenergie für die Energiewirtschaft in Baden-Württemberg - Auswirkungen eines Kernenergieausstiegs
November 1999, 146 Seiten
- Band 61 A. Greßmann, M. Sawillion, W. Krewitt, R. Friedrich
Vergleich der externen Effekte von KWK-Anlagen mit Anlagen zur getrennten Erzeugung von Strom und Wärme
September 1999, 138 Seiten
- Band 60 R. Lux
Auswirkungen fluktuierender Einspeisung auf die Stromerzeugung konventioneller Kraftwerkssysteme
September 1999, 162 Seiten
- Band 59 M. Kayser
Energetische Nutzung hydrothermalen Erdwärmevorkommen in Deutschland - Eine energiewirtschaftliche Analyse -
Juli 1999, 184 Seiten
- Band 58 C. John
Emissionen von Luftverunreinigungen aus dem Straßenverkehr in hoher räumlicher und zeitlicher Auflösung - Untersuchung von Emissionsszenarien am Beispiel Baden-Württembergs
Juni 1999, 214 Seiten

- Band 57 T. Stelzer
Biokraftstoffe im Vergleich zu konventionellen Kraftstoffen - Lebensweganalysen von Umweltwirkungen
Mai 1999, 212 Seiten
- Band 56 R. Lux, J. Sontow, A. Voß
Systemtechnische Analyse der Auswirkungen einer windtechnischen Stromerzeugung auf den konventionellen Kraftwerkspark
Mai 1999, 322 Seiten
- Band 55 B. Biffar
Messung und Synthese von Wärmelastgängen in der Energieanalyse
Mai 1999, 236 Seiten
- Band 54 E. Fleißner
Statistische Methoden der Energiebedarfsanalyse im Kleinverbrauchersektor
Januar 1999, 306 Seiten
- Band 53 A. Freibauer, M. Kaltschmitt (Hrsg.)
Approaches to Greenhouse Gas Inventories of Biogenic Sources in Agriculture
Januar 1999, 252 Seiten
- Band 52 J. Haug, B. Gebhardt, C. Weber, M. van Wees, U. Fahl, J. Adnot, L. Cauret, A. Pierru, F. Lantz, J.-W. Bode, J. Vis, A. van Wijk, D. Staniaszek, Z. Zavody
Evaluation and Comparison of Utility's and Governmental DSM-Programmes for the Promotion of Condensing Boilers
Oktober 1998, 156 Seiten
- Band 51 M. Blesl, A. Schweiker, C. Schlenzig
Erweiterung der Analysemöglichkeiten von NetWork - Der Netzwerkkeditor
September 1998, 112 Seiten
- Band 50 S. Becher
Biogene Festbrennstoffe als Substitut für fossile Brennstoffe - Energie- und Emissionsbilanzen
Juli 1998, 200 Seiten
- Band 49 P. Schaumann, M. Blesl, C. Böhringer, U. Fahl, R. Kühner, E. Läge, S. Molt, C. Schlenzig, A. Stuible, A. Voß
Einbindung des ECOLOG-Modells 'E³Net' und Integration neuer methodischer Ansätze in das IKARUS-Instrumentarium (ECOLOG II)
Juli 1998, 110 Seiten

- Band 48 G. Poltermann, S. Berret
ISO 14000ff und Öko-Audit - Methodik und Umsetzung
März 1998, 184 Seiten
- Band 47 C. Schlenzig
PlaNet: Ein entscheidungsunterstützendes System für die Energie- und Umweltplanung
Januar 1998, 230 Seiten
- Band 46 R. Friedrich, P. Bickel, W. Krewitt (Hrsg.)
External Costs of Transport
April 1998, 144 Seiten
- Band 45 H.-D. Hermes, E. Thöne, A. Voß, H. Desprez, G. Weimann, G. Kamelander, C. Ureta
Tools for the Dissemination and Realization of Rational Use of Energy in Small and Medium Enterprises
Januar 1998, 352 Seiten
- Band 44 C. Weber, A. Schuler, B. Gebhardt, H.-D. Hermes, U. Fahl, A. Voß
Grundlagenuntersuchungen zum Energiebedarf und seinen Bestimmungsfaktoren
Dezember 1997, 186 Seiten
- Band 43 J. Albiger
Integrierte Ressourcenplanung in der Energiewirtschaft mit Ansätzen aus der Kraftwerkseinsatzplanung
November 1997, 168 Seiten
- Band 42 P. Berner
Maßnahmen zur Minderung der Emissionen flüchtiger organischer Verbindungen aus der Lackanwendung - Vergleich zwischen Abluftreinigung und primären Maßnahmen am Beispiel Baden-Württembergs
November 1997, 238 Seiten
- Band 41 J. Haug, M. Sawillion, U. Fahl, A. Voß, R. Werner, K. Weiß, J. Rösch, W. Wölflle
Analysis of Impediments to the Rational Use of Energy in the Public Sector and Implementation of Third Party Financing Strategies to improve Energy Efficiency
August 1997, 122 Seiten
- Band 40 U. Fahl, R. Krüger, E. Läge, W. Ruffler, P. Schaumann, A. Voß
Kostenvergleich verschiedener CO₂-Minderungsmaßnahmen in der Bundesrepublik Deutschland
August 1997, 156 Seiten

- Band 39 M. Sawillion, B. Biffar, K. Hufendiek, R. Lux, E. Thöne
MOSAİK - Ein EDV-Instrument zur Energieberatung von Gewerbe und mittelständischer Industrie
Juli 1997, 172 Seiten
- Band 38 M. Kaltschmitt
Systemtechnische und energiewirtschaftliche Analyse der Nutzung erneuerbarer Energien in Deutschland
April 1997, 108 Seiten
- Band 37 C. Böhringer, T. Rutherford, A. Pahlke, U. Fahl, A. Voß
Volkswirtschaftliche Effekte einer Umstrukturierung des deutschen Steuersystems unter besonderer Berücksichtigung von Umweltsteuern
März 1997, 82 Seiten
- Band 36 P. Schaumann
Klimaverträgliche Wege der Entwicklung der deutschen Strom- und Fernwärmeversorgung - Systemanalyse mit einem regionalisierten Energiemodell
Januar 1997, 282 Seiten
- Band 35 R. Kühner
Ein verallgemeinertes Schema zur Bildung mathematischer Modelle energiewirtschaftlicher Systeme
Dezember 1996, 262 Seiten
- Band 34 U. Fahl, P. Schaumann
Energie und Klima als Optimierungsproblem am Beispiel Niedersachsen
November 1996, 124 Seiten
- Band 33 W. Krewitt
Quantifizierung und Vergleich der Gesundheitsrisiken verschiedener Stromerzeugungssysteme
November 1996, 196 Seiten
- Band 32 C. Weber, B. Gebhardt, A. Schuler, T. Schulze, U. Fahl, A. Voß, A. Perrels, W. van Arkel, W. Pellekaan, M. O'Connor, E. Schenk, G. Ryan
Consumers' Lifestyles and Pollutant Emissions
September 1996, 118 Seiten
- Band 31 W. Rüffler, A. Schuler, U. Fahl, H.W. Balandynowicz, A. Voß
Szenariorechnungen für das Projekt *Klimaverträgliche Energieversorgung in Baden-Württemberg*
Juli 1996, 140 Seiten

- Band 30 C. Weber, B. Gebhardt, A. Schuler, U. Fahl, A. Voß
Energy Consumption and Air-Borne Emissions in a Consumer Perspective
 September 1996, 264 Seiten
- Band 29 M. Hanselmann
Entwicklung eines Programmsystems zur Optimierung der Fahrweise von Kraft-Wärme-Kopplungsanlagen
 August 1996, 138 Seiten
- Band 28 G. Schmid
Die technisch-ökonomische Bewertung von Emissionsminderungsstrategien mit Hilfe von Energiemodellen
 August 1996, 184 Seiten
- Band 27 A. Obermeier, J. Seier, C. John, P. Berner, R. Friedrich
TRACT: Erstellung einer Emissionsdatenbasis für TRACT
 August 1996, 172 Seiten
- Band 26 T. Hellwig
OMNIUM - Ein Verfahren zur Optimierung der Abwärmenutzung in Industriebetrieben
 Mai 1998, 118 Seiten
- Band 25 R. Laing
CAREAIR - ein EDV-gestütztes Instrumentarium zur Untersuchung von Emissionsminderungsstrategien für Dritte-Welt-Länder dargestellt am Beispiel Nigerias
 Februar 1996, 221 Seiten
- Band 24 P. Mayerhofer, W. Krewitt, A. Trukenmüller, A. Greßmann, P. Bickel, R. Friedrich
Externe Kosten der Energieversorgung
 März 1996, Kurzfassung, 40 Seiten
- Band 23 M. Blesl, C. Schlenzig, T. Steidle, A. Voß
Entwicklung eines Energieinformationssystems
 März 1996, 76 Seiten
- Band 22 M. Kaltschmitt, A. Voß
Integration einer Stromerzeugung aus Windkraft und Solarstrahlung in den konventionellen Kraftwerksverbund
 Juni 1995, Kurzfassung, 51 Seiten
- Band 21 U. Fahl, E. Läge, W. Röffler, P. Schaumann, C. Böhringer, R. Krüger, A. Voß
Emissionsminderung von energiebedingten klimarelevanten Spurengasen in der Bundesrepublik Deutschland und in Baden-Württemberg
 September 1995, 454 Seiten

- Band 20 M. Fishedick
Erneuerbare Energien und Blockheizkraftwerke im Kraftwerksverbund - Technische Effekte, Kosten, Emissionen
Dezember 1995, 196 Seiten
- Band 19 A. Obermeier
Ermittlung und Analyse von Emissionen flüchtiger organischer Verbindungen in Baden-Württemberg
Mai 1995, 208 Seiten
- Band 18 N. Kalume
Strukturmodule - Ein methodischer Ansatz zur Analyse von Energiesystemen in Entwicklungsländern
Dezember 1994, 113 Seiten
- Band 17 Th. Müller
Ermittlung der SO₂- und NO_x-Emissionen aus stationären Feuerungsanlagen in Baden-Württemberg in hoher räumlicher und zeitlicher Auflösung
November 1994, 142 Seiten
- Band 16 A. Wiese
Simulation und Analyse einer Stromerzeugung aus erneuerbaren Energien in Deutschland
Juni 1994, 223 Seiten
- Band 15 M. Sawillion, T. Hellwig, B. Biffar, R. Schelle, E. Thöne
Optimierung der Energieversorgung eines Industrieunternehmens unter Umweltschutz- und Wirtschaftlichkeitsaspekten - Wertanalyse-Projekt
Januar 1994, 154 Seiten
- Band 14 M. Heymann, A. Trukenmüller, R. Friedrich
Development prospects for emission inventories and atmospheric transport and chemistry models
November 1993, 105 Seiten
- Band 13 R. Friedrich
Ansatz zur Ermittlung optimaler Strategien zur Minderung von Luftschadstoffemissionen aus Energieumwandlungsprozessen
Juli 1992, 292 Seiten
- Band 12 U. Fahl, M. Fishedick, M. Hanselmann, M. Kaltschmitt, A. Voß
Abschätzung der technischen und wirtschaftlichen Minderungspotentiale energiebedingter CO₂-Emissionen durch einen verstärkten Erdgaseinsatz in der Elektrizitätsversorgung Baden-Württembergs unter besonderer Berücksichtigung konkurrierender Nutzungsmöglichkeiten
August 1992, 471 Seiten

- Band 11 M. Kaltschmitt, A. Wiese
Potentiale und Kosten regenerativer Energieträger in Baden-Württemberg
April 1992, 320 Seiten
- Band 10 A. Reuter
Entwicklung und Anwendung eines mikrocomputergestützte Energieplanungsinstrumentariums für den Einsatz in Entwicklungsländern
November 1991, 170 Seiten
- Band 9 T. Kohler
Einsatzmöglichkeiten für Heizreaktoren im Energiesystem der Bundesrepublik Deutschland
Juli 1991, 162 Seiten
- Band 8 M. Mattis
Kosten und Auswirkungen von Maßnahmen zur Minderung der SO₂- und NO_x-Emissionen aus Feuerungsanlagen in Baden-Württemberg
Juni 1991, 188 Seiten
- Band 7 M. Kaltschmitt
Möglichkeiten und Grenzen einer Stromerzeugung aus Windkraft und Solarstrahlung am Beispiel Baden-Württembergs
Dezember 1990, 178 Seiten
- Band 6 G. Schmid, A. Voß, H.W. Balandynowicz, J. Cofala, Z. Parczewski
Air Pollution Control Strategies - A Comparative Analysis for Poland and the Federal Republic of Germany
Juli 1990, 92 Seiten
- Band 5 Th. Müller, B. Boysen, U. Fahl, R. Friedrich, M. Kaltschmitt, R. Laing, A. Voß, J. Giesecke, K. Jorde, C. Voigt
Regionale Energie- und Umweltanalyse für die Region Neckar-Alb
Juli 1990, 484 Seiten
- Band 4 Th. Müller, B. Boysen, U. Fahl, R. Friedrich, M. Kaltschmitt, R. Laing, A. Voß, J. Giesecke, K. Jorde, C. Voigt
Regionale Energie- und Umweltanalyse für die Region Hochrhein-Bodensee
Juni 1990, 498 Seiten
- Band 3 D. Kluck
Einsatzoptimierung von Kraftwerkssystemen mit Kraft-Wärme-Kopplung
Mai 1990, 155 Seiten

- Band 2 M. Fleischhauer, R. Friedrich, S. Häring, A. Haugg, J. Müller, A. Reuter,
A. Voß, H.-G. Wystreil
**Grundlagen zur Abschätzung und Bewertung der von Kohlekraftwerken
ausgehenden Umweltbelastungen in Entwicklungsländern**
Mai 1990, 316 Seiten
- Band 1 U. Fahl
**KDS - Ein System zur Entscheidungsunterstützung in Energiewirtschaft
und Energiepolitik**
März 1990, 265 Seiten

Inhalt

Die Dekarbonisierung in der Energiewirtschaft geht mit zahlreichen Herausforderungen einher. Insbesondere sind davon Planungswerkzeuge betroffen, welche zur Identifikation kostenminimaler Transformationspfade herangezogen werden. Getrieben durch den Strukturwandel hin zu dezentralen fluktuierenden Erzeugungstechnologien, spielt die adäquate technische Abbildung des Stromsystems eine übergeordnete Rolle. Dies kann nur durch zeitlich hoch aufgelöste Modellierung bewerkstelligt werden. Gleichzeitig entsteht ein Zielkonflikt zwischen Detailgrad und Rechendauer.

Im Zuge dieser Arbeit wird auf Fehler eingegangen, welche durch eine inadäquat gewählte Zeitauflösung induziert werden. Es werden sieben Fehlermechanismen identifiziert und grundlegend aufgearbeitet. Darauf aufbauend wird der fundamentale Zusammenhang zur Modellformulierung und Szenariowahl hergestellt, um sowohl die Fehlerhöhe zu quantifizieren als auch ein Verfahren zur Fehlervermeidung zu entwickeln.

Daraus werden fundamental begründbare Möglichkeiten zur Modellreduktion abgeleitet, welche bei simplen Modellen ohne Genauigkeitsverlust und bei komplexeren Modellen mit geringem Genauigkeitsverlust einhergehen. Der starke Fokus auf die zugrundeliegenden Mechanismen stellt die Übertragbarkeit auf weitere Modelle derselben Kategorie sicher.