



House of  
Energy Markets  
& Finance

UNIVERSITÄT  
DUISBURG  
ESSEN

*Offen im Denken*

## IT-Werkzeuge und –Systeme für die nachhaltige Bewirtschaftung von KWK- und Speichersystemen – Stochastische Optimierung von Multi-Asset-Systemen in NRW (StoOpt.NRW)

Gemeinsamer Endbericht für Zuwendungen zur Projektförderung unter Einsatz von Mitteln aus dem Europäischen Fonds für regionale Entwicklung

*- August 2019 -*

*Philip Beran*

*Christian Furtwängler*

*Christopher Jahns*

*Olaf Syben*

*Arne Vogler*

*Maciej Warszawski*

*Christoph Weber*

**In Kooperation mit**

**ProCom**  
bringt Transparenz

**Gefördert durch**



**EFRE.NRW**  
Investitionen in Wachstum  
und Beschäftigung

Ministerium für Wirtschaft, Energie,  
Industrie, Mittelstand und Handwerk  
des Landes Nordrhein-Westfalen



EUROPÄISCHE UNION  
Investition in unsere Zukunft  
Europäischer Fonds  
für regionale Entwicklung



# Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis.....	I
Abbildungsverzeichnis .....	IV
Tabellenverzeichnis .....	VI
Abkürzungsverzeichnis .....	VII
1 Einleitung.....	1
2 Detailanalyse relevanter Einflussfaktoren (Arbeitspaket 1) .....	4
2.1 Wissenschaftliche Ergebnisse .....	4
2.1.1 Untersuchung der wesentlichen Entscheidungssituationen .....	4
2.1.2 Detaillierte Untersuchung möglicher Einflussfaktoren .....	5
2.1.3 Untersuchung der relevanten Unsicherheiten .....	5
2.2 Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten .....	8
3 Stochastische Modellierung der Unsicherheitsfaktoren (Arbeitspaket 2).....	8
3.1 Wissenschaftliche Ergebnisse .....	9
3.1.1 Modellierung der Wärme .....	9
3.1.2 Modellierung der Day-Ahead-Strompreise.....	11
3.1.3 Modellierung der Strompreise der Intraday-Eröffnungsauktion .....	15
3.1.4 Modellierung der Leistungspreise in den Reservemärkten .....	17
3.1.5 Modellierung der Unsicherheiten im kontinuierlichen Intradayhandel.....	18
3.2 Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten .....	19
3.2.1 Modellierung der Wärme .....	20
3.2.2 Modellierung der Day-Ahead-Strompreise.....	20
3.2.3 Modellierung der Strompreise der Intraday-Eröffnungsauktion .....	20
3.2.4 Modellierung der Leistungspreise in den Reservemärkten .....	20
3.2.5 Modellierung der Unsicherheiten des kontinuierlichen Intradayhandels .....	20
4 Methoden zur stochastischen Modellierung (Arbeitspaket 3).....	22
4.1 Wissenschaftliche Ergebnisse .....	22
4.1.1 Festlegung der stochastischen Entscheidungsstruktur .....	22
4.1.2 Festlegung des Optimierungszeithorizontes .....	24

4.1.3	Szenariengenerierung und –reduktion .....	25
4.2	Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten .....	27
5	Formulierung und Zerlegung des Optimierungsproblems unter Unsicherheit für die operative Entscheidungsunterstützung (Arbeitspaket 4).....	28
5.1	Wissenschaftliche Ergebnisse .....	28
5.1.1	Entscheidungsproblem bei einer wochenbasierten Optimierung (Primärregelleistung) .....	33
5.1.2	Entscheidungsproblem bei einer tagesbasierten Optimierung (Sekundärregelleistung, Minutenreserve, Day-Ahead, Intraday-Auktionsmarkt) .....	35
5.1.3	Entscheidungsproblem im kontinuierlichen Intradayhandel .....	38
5.2	Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten .....	40
6	Formulierung und Zerlegung des Optimierungsproblems unter Unsicherheit für die strategische Entscheidungsunterstützung (Arbeitspaket 5) .....	42
6.1	Wissenschaftliche Ergebnisse .....	42
6.2	Setup für die Anwendung bei strategischen Langfristentscheidungen.....	43
6.3	Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten .....	45
7	Konzeption des IT-Umfelds (Arbeitspaket 6) .....	46
7.1	Ergebnisse .....	46
7.2	Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten .....	52
8	Entscheidungsunterstützung für die operative Nutzbarmachung im Betrieb und in der Bewirtschaftung von Assets (Arbeitspaket 7) .....	53
8.1	Wissenschaftliche Ergebnisse .....	53
8.2	Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten .....	60
9	Anwendungsstudien (Arbeitspaket 8).....	61
9.1	Wissenschaftliche Ergebnisse .....	61
9.1.1	Anwendungsstudie: Realitätsnaher kontinuierlicher Betrieb .....	61
9.1.2	Investitionsentscheidung.....	65
9.2	Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten .....	69
10	Zusammenfassung der Ergebnisse .....	70

10.1	Arbeitspaket 1 – Detailanalyse relevanter Einflussfaktoren.....	70
10.2	Arbeitspaket 2 – Stochastische Modellierung der Unsicherheitsfaktoren .....	70
10.3	Arbeitspaket 3 – Methoden zur stochastischen Modellierung .....	71
10.4	Arbeitspaket 4 - Formulierung und Zerlegung des Optimierungsproblems unter Unsicherheit .....	72
10.5	Arbeitspaket 5 – Formulierung und Zerlegung des Optimierungsproblems (strategisch) .....	73
10.6	Arbeitspaket 6 – IT-Umfeld und die operative Nutzbarmachung .....	73
10.7	Arbeitspaket 7 – Entscheidungsunterstützung für die operative Nutzbarmachung ....	73
10.8	Arbeitspaket 8 – Anwendungsstudien.....	74
11	Fazit und Ausblick auf zukünftige Forschungsfragen .....	75
12	Literaturverzeichnis.....	VIII
13	Anhang.....	X
A1	Untersuchung des Unsicherheitsfaktors Regelleistungspreis .....	X

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Modularer Aufbau des stochastischen Rechenkerns und BoFiT-Schnittstellen.	2
Abbildung 2: Übersicht der Arbeitspakete und Berichtszeitraum .....	3
Abbildung 3: Entscheidungssituationen nach Vermarktungsmöglichkeiten .....	4
Abbildung 4: Beispiel für Temperaturszenarien nach der Fortschreibungsmethode.....	10
Abbildung 5: Beispiel für Wärmebedarfsszenarien .....	10
Abbildung 6: Entscheidungsstruktur vs. Szenariobaumstruktur des Portfoliovermarktungsproblems .....	23
Abbildung 7: Beispielanwendung einer Szenarioreduktion .....	26
Abbildung 8: Aussehen einer stückweise-linearen Gebotskurve, sowie Auswertungsmöglichkeit nach Bekanntgabe der Auktionsergebnisse .....	30
Abbildung 9: Zielfunktion des PRL-Optimierungsmodells (Screenshot aus GAMS IDE) .....	32
Abbildung 10: Relevante Produkte, deterministische und stochastische Entscheidungshorizonte im 60h-Fall.....	36
Abbildung 11: Geänderte deterministischer und stochastischer Optimierungshorizonte während der Einsatzoptimierung für den zweiten Tag .....	38
Abbildung 12: Im Modell abgebildete Funktionsweise des kontinuierlichen Intradaymarktes	39
Abbildung 13: Ausschnitt aus der Variablenliste des kontinuierlichen Intradaymodells .....	40
Abbildung 14: Übersicht über neue Komponenten in BoFiT .....	46
Abbildung 15: Konfigurationsdialog der Turbine in der Modellierungsumgebung BoFiT .....	47
Abbildung 16: Illustration einer Szenariozeitreihe über 12 Zeitschritte .....	49
Abbildung 17: Szenariozeitreihen in BoFiT .....	50
Abbildung 18: Dienstkonfiguration zur Steuerung der Optimierung in BoFiT .....	50
Abbildung 19: Einstellungsliste des StoOpt-Rechenkerns (BoFiT-Screenshot).....	54
Abbildung 20: Portfolio der Anwendungsrechnungen in Kapitel 8 plus StoOpt- Komponentendatenbank (Screenshot) .....	55
Abbildung 21: Beispiel einer Warnungsmeldung für nicht gefundene Inputzeitreihen .....	57
Abbildung 22: Elektrischer Fahrplan einer Beispielwoche im Januar 2016.....	59

Abbildung 23: Wärmefahrplan und korrespondierender Wärmespeicherfüllstand einer Beispielwoche im Januar 2016 .....	59
Abbildung 24: Entscheidungssituationen und Optimierungen für eine kontinuierliche wöchentliche Evaluation .....	61
Abbildung 25: Ergebnis der wiederholten Optimierungen - Deckungsbeiträge pro Woche ohne Wärmeerlöse .....	62
Abbildung 26: Simulierte DA-Preise für 2035 einer exemplarischen Woche .....	66
Abbildung 27: Deckungsbeiträge PtG/PtH in den exemplarischen Wochen ohne Wärmeerlöse (CO <sub>2</sub> niedrig) .....	68

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1:	Detailanalyse DA-Spotpreise und Brennstoffpreise 2010-2016.....	7
Tabelle 2:	Modellspezifikationen und Fehlermaße der Day-Ahead-Preismodellierung..	14
Tabelle 3:	Modellspezifikationen und Fehlermaße der Intraday-Preismodellierung.....	17
Tabelle 4:	Exemplarischer Rechenzeitvergleich (nur GAMS-Optimierungscode).....	41
Tabelle 5:	Übersicht der in BoFiT integrierten Komponenten.....	48
Tabelle 6:	Aufbau des XML-Formates der Rechenkernschnittstelle.....	51
Tabelle 7:	Ergebnis der kontinuierlichen Optimierungen - Gewinndelta durch stochastische Optimierung.....	63
Tabelle 8:	Rahmenbedingungen für die Szenarien „2035“.....	66
Tabelle 9:	Langfristszenarien.....	67
Tabelle 10:	Rahmenbedingungen in eine Investition in PtX-Anlagen.....	67
Tabelle 11:	Deckungsbeiträge (2035) und Barwerte PtG und PtH.....	69

## Abkürzungsverzeichnis

AP	Arbeitspaket
API#2	All Publications Index #2
APs	Arbeitspakete
ARMA	Autoregressive-moving-average
CC	Combined Cycle (Gas Turbine)
CRPS	Continuous Ranked Probability Scores
DA	Day-Ahead
DP	Dispatch
EEG	Erneuerbare-Energien-Gesetz
ES	Energy Score
EWL	Lehrstuhl für Energiewirtschaft
GAMS	General Algebraic Modeling System
GARCH	Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity
GT	(Open Cycle) Gas Turbine
h	Stunde
HKW	Heizkraftwerk
HT	Haupttarif
ID	Intraday
KWK	Kraft-Wärme-Kopplung
LASSO	Least Absolute Shrinkage and Selection Operator
MAE	Mean Absolute Error
MRL	Minutenreserveleistung
NRW	Nordrhein-Westfalen
NT	Nebentarif
OLS	Ordinary Least Squares
OTC	Over-The-Counter
PRL	Primärregelleistung
PtG	Power-to-Gas
PtH	Power-to-Heat
PtX	Power-to-X
SD	Standard Deviation
SRL	Sekundärregelleistung
XML	Extensible Markup Language



# 1 Einleitung

Der Umbau des Energiesystems, insbesondere die Integration der schwankenden Einspeisung Erneuerbarer Energien erfordert zusätzliche Flexibilitäten im Anlagenpark. Dies stellt Anlagenbetreiber konventioneller und regenerativer Erzeugungsportfolien vor enorme technische und wirtschaftliche Herausforderungen. Zur Stabilisierung des Gesamtsystems und zur nachhaltigen Sicherung der Wettbewerbsfähigkeit werden daher innovative Ansätze und IT-Tools zur Unterstützung der Anlagenbetreiber benötigt, sodass vorhandene Flexibilitäten unter Berücksichtigung der vorhandenen Unsicherheiten – z. B. bei der Prognose von Erneuerbaren-Einspeisungen – bestmöglich vermarktet werden können.

Der Wirtschaftsstandort NRW ist dabei sowohl durch eine hohe Bevölkerungsdichte als auch eine hohe Energienachfrage gekennzeichnet. Die Nutzung von Energieressourcen mit Kraft-Wärme-Kopplungsanlagen ist seit langem etabliert. Diese Systeme ermöglichen eine hocheffiziente Ausnutzung von Brennstoffen, unterliegen jedoch auch speziellen Betriebsrestriktionen, da sie nicht nur für den nationalen Strommarkt produzieren, sondern jeweils auch die lokale Wärmenachfrage decken müssen. Dennoch sind auch hier erhebliche Flexibilitätspotenziale vorhanden, die jedoch zurzeit nicht ausreichend ausgeschöpft werden. In den nächsten Jahren können zusätzliche Flexibilitätspotenziale durch die Installation von Wärme- oder Batteriespeichern oder die Nutzung von Power-to-X- (PtX-) Technologien, wie z. B. Power-to-Gas (PtG) und Power-to-Heat (PtH) erschlossen werden.

Im Rahmen des Projektes werden daher innovative Methoden entwickelt, die durch Nutzung der Methoden der stochastischen Optimierung diese Flexibilitätspotenziale identifizieren und deren Nutzung ermöglichen. Indem auf dieser Basis gezielt IT-Tools prototyphaft aufgebaut und in realitätsnahen Anwendungsszenarien getestet werden, wird ein wesentlicher Beitrag zum Erhalt und zur Verbesserung der wirtschaftlichen Leistungsfähigkeit der KWK-Anlagen in NRW und darüber hinaus geleistet und damit eine wichtige Voraussetzung für effiziente Ressourcennutzung und Klimaschutz geschaffen.

Insbesondere ist es Ziel des Projektes, Methoden für die Optimierung von kombinierten Systemen der Wärme- und Stromerzeugung (Kraft-Wärme-Kopplung) einschließlich Wärmespeichern und PtH-Anlagen unter Unsicherheit bereitzustellen. Diese Methoden sollen zudem auf zukünftig verstärkt relevante Kombi-Portfolien mit konventionellen und erneuerbaren Anlagen sowie PtG-Anlagen ausgeweitet werden. Dabei wird die Frage untersucht, inwieweit die Methoden der stochastischen Optimierung einen operativen Mehrwert für die Betreiber von Kombiportfolien zurzeit und in Zukunft liefern können. Durch die Einbettung des Prototypens in die Software

BoFiT des Projektpartners ProCom wird sichergestellt, dass dem Anwender unmittelbare Handlungsempfehlungen für Kraftwerksfahrweisen und Vermarktungsentscheidungen gegeben werden können.

Der Aufbau des im Rahmen des im Projekt entwickelten Prototypens ist modular angelegt. Das bedeutet insbesondere, dass sämtliche für die Gesamtentscheidung eines Anwenders durchzuführenden Modellierungs-, Vereinfachungs- und Rechenschritte einzeln ansteuer- und evaluierbar sind. Abbildung 1 gibt eine Übersicht über den Gesamtprozess.

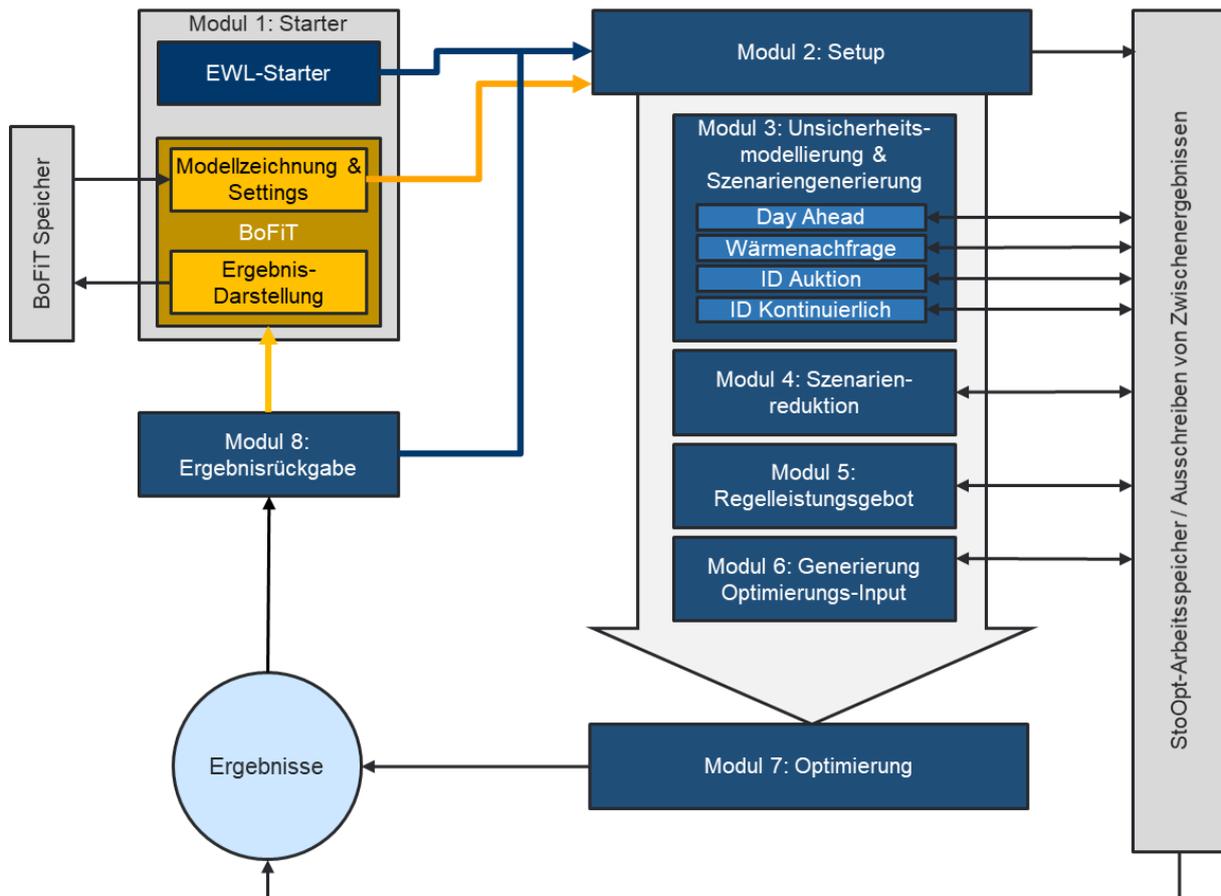


Abbildung 1: Modularer Aufbau des stochastischen Rechenkerns und BoFiT-Schnittstellen

Dieser modularen Struktur des Prototypens entspricht im Wesentlichen auch die Struktur der definierten Arbeitspakete, erweitert um begleitende und vorgelagerte Arbeitsanforderungen. Das Projekt gliedert sich somit in insgesamt neun Arbeitspakete (AP), die in Abbildung 2 dargestellt sind<sup>1</sup>.

<sup>1</sup> Auf AP 9 – Projektmanagement wird in diesem Bericht nicht näher eingegangen. Das AP begleitet das gesamte Projekt und umfasst sämtliche formalen Arbeiten (inklusive dieses Berichtes).

	2016												2017												2018												2019				
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5		
AP 1	AP 1																																								
AP 2													AP 2																												
AP 3	AP 3																																								
AP 4													AP 4																												
AP 5													AP 5																												
AP 6													AP 6																												
AP 7																									AP 7																
AP 8																																					AP 8				
AP 9	AP 9																																								

- AP 1: Detailanalyse relevanter Einflussfaktoren
- AP 2: Stochastische Modellierung der Unsicherheitsfaktoren
- AP 3: Methoden zur stochastischen Optimierung
- AP 4: Formulierung und Zerlegung des Optimierungsproblems (operativ)
- AP 5: Formulierung und Zerlegung des Optimierungsproblems (strategisch)
- AP 6: IT-Umfeld für die operative Nutzbarmachung
- AP 7: Entscheidungsunterstützung für die operative Nutzbarmachung im Betrieb und in der Bewirtschaftung von Assets (-Portfolios)
- AP 8: Anwendungsstudien
- AP 9: Projektmanagement

Abbildung 2: Übersicht der Arbeitspakete und Berichtszeitraum

Der vorliegende, insgesamt dritte Sachbericht strukturiert sich durch diese zu bearbeitenden APs und behandelt den gesamten Projektzeitraum, inklusive einer kostenneutralen Projektverlängerung für die Monate April und Mai 2019. Dabei werden die wissenschaftlichen Ergebnisse je AP vorgestellt und ein Ausblick über weitere mögliche Arbeiten auf Basis der Arbeitspaketergebnisse nach Projektende gegeben (Kapitel 2-9). Der Bericht schließt in Kapitel 10 mit einer Zusammenfassung der erzielten Ergebnisse und der gewonnenen Erkenntnisse sowie einem Ausblick auf mögliche zukünftige Arbeiten im Bereich der stochastischen Optimierung und Bewirtschaftung von Kombiportfolien.

## 2 Detailanalyse relevanter Einflussfaktoren (Arbeitspaket 1)

In AP 1 werden die notwendigen Grundlagen zum praxistauglichen Einsatz der stochastischen Optimierung für KWK-Systeme mit Energiespeichern erforscht. Um ein systematisches Verständnis der relevanten Einflussfaktoren zu entwickeln, wird in drei Untersuchungsschwerpunkten unterschieden:

1. Detaillierte Untersuchung der Faktoren, die den Betrieb von KWK-Systemen mit Energiespeichern beeinflussen
2. Untersuchung der wesentlichen Entscheidungssituationen für den Einsatz der stochastischen Optimierung
3. Untersuchung der relevanten Unsicherheiten in den einzelnen Entscheidungsproblemen.

Im Folgenden werden die erarbeiteten Ergebnisse der Detailanalysen vorgestellt.

### 2.1 Wissenschaftliche Ergebnisse

#### 2.1.1 Untersuchung der wesentlichen Entscheidungssituationen

Der Betrieb von KWK-Systemen mit Energiespeichern wird zu unterschiedlichen Zeitpunkten von verschiedenen Faktoren beeinflusst. Die wesentlichen Entscheidungssituationen resultieren aus den Vermarktungsmöglichkeiten. Hier sind Regelleistungs- sowie Spotmarkt-Gebote zu unterscheiden (vgl. Abbildung 3). Unterschiede ergeben sich hinsichtlich Vergütungsart, Erlöspotenzialen und vor allem den Entscheidungszeitpunkten.

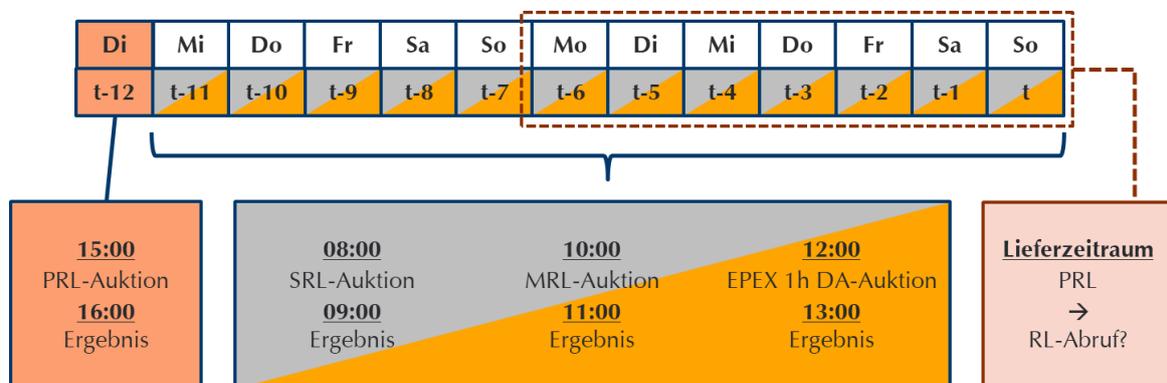


Abbildung 3: Entscheidungssituationen nach Vermarktungsmöglichkeiten

Die erste zu treffende Entscheidung bezieht sich auf die Primärregelungs- (PRL)-Vermarktung und findet dienstags um 15.00 Uhr für die Folgewoche statt. Im Anschluss finden auf täglicher Basis Auktionen für Sekundärregelung (SLR), Minutenreserveleistung (MRL) und für die Spotmärkte (Day-Ahead (DA) und Intraday (ID)) statt. Danach gibt es die letzte Vermarktungsmöglichkeit im kontinuierlichen ID-Handel. Aus diesen Vermarktungsmöglichkeiten resultieren drei unterschiedliche Entscheidungssituationen:

1. PRL-Entscheidung

2. SRL-/MRL-/DA-Entscheidung
3. ID-Entscheidung und Kraftwerkseinsatz

Die unterschiedlichen Entscheidungshorizonte führen zu unterschiedlichen Unsicherheiten für einzelnen Einflussfaktoren.

### **2.1.2 Detaillierte Untersuchung möglicher Einflussfaktoren**

Es lassen sich eine Vielzahl von Einflussfaktoren identifizieren, die direkten oder indirekten Einfluss auf die optimale Bewirtschaftung von KWK-Systemen mit Energiespeichern haben. Es ist daher wichtig die wesentlichen Einflussfaktoren zu identifizieren, um optimale Entscheidungen treffen zu können und gleichzeitig die Modellierungskomplexität handhabbar zu halten. Im Rahmen des Projektes werden folgende Unsicherheitsfaktoren identifiziert:

1. Regelleistungspreise
2. Zuschlagsunsicherheit
3. Abrufunsicherheit der Regelleistung
4. Wirkleistungs- und Elektrizitätspreise
5. Wärmebedarf
6. Brennstoffpreise

Die ersten drei Unsicherheitsfaktoren beziehen sich auf die Regelleistungsvermarktung. Die Preise sind je nach Regelleistungstyp zu unterscheiden. Zum anderen sind die an den Spotmärkten zu erzielenden Elektrizitätspreise (Wirkleistungspreise) als unsicher zu betrachten. Auf Portfolioebene in KWK-Systemen ist vor allem der lokal zu deckende Wärmebedarf eine unsichere Größe.<sup>2</sup> Die Brennstoffpreise (Kohle, Gas, Öl sowie CO<sub>2</sub>) weisen ebenfalls Unsicherheiten auf und beeinflussen sowohl die Stromgestehungskosten als auch das gesamte Elektrizitätsmarktpreisniveau.

### **2.1.3 Untersuchung der relevanten Unsicherheiten**

Im Folgenden werden die sechs identifizierten relevanten Unsicherheiten untersucht. Hierzu werden die relevanten Einflussfaktoren deskriptiv aufbereitet und anschließend statistische Kenngrößen für deren Unsicherheit ermittelt.

Aufgrund unterschiedlicher Regelleistungstypen ist der Unsicherheitsfaktor Regelleistungspreis und somit auch die daraus resultierende Unsicherheit mehrdimensional. PRL wird wöchentlich ausgeschrieben und weist somit einen großen zeitlichen Vorlauf zur tatsächlichen Bereitstellung auf. Das Design des Marktes für SRL wurde im Lauf des Projekts erheblich verändert. Während SRL ursprünglich wöchentlich und mit der Unterteilung in positiv und negativ sowie Haupttarif

---

<sup>2</sup> Unsicherheit in der Elektrizitätsnachfrage lässt sich auf Portfolioebene im Gegensatz zur Wärmenachfrage gut durch Handel begegnen. Somit ist dieser Aspekt keine primäre Unsicherheit.

(HT) und Nebentarif (NT) ausgeschrieben wurde, erfolgt die Ausschreibung mittlerweile analog zur MRL. Die im Folgenden dargestellten Analysen der SRL beziehen sich auf das alte Marktdesign, da das AP1 zum Zeitpunkt der Umstellung bereits abgeschlossen war. Es gilt grundsätzlich zu konstatieren, dass sich für die jeweiligen Produktvarianten unterschiedliche Preisverhalten und Niveaus ergeben.<sup>3</sup> Die PRL-Preise schwanken im Beobachtungszeitraum nicht sehr stark, weisen aber immer wieder positive Preisspitzen auf. Im Durchschnitt lagen die Preise für PRL im Zeitraum 2013-06/2016 bei 3677,16 €/MW (was ca. 21,89 €/MWh entspricht) und steigen im Zeitraum 2013 bis 2015 an. Seither ist ein Absinken des Preises zu beobachten. Die SRL-Preise sind pro Stunde geringer als die PRL-Preise. Die unterschiedlichen SRL-Produkte haben verschiedene Preisniveaus, in ihren Verhaltensmustern verlaufen sie jedoch gleich und es ist hier ebenfalls eine sinkende Tendenz zu erkennen. Obwohl keine signifikante Korrelation zwischen Spotpreisen und RL-Preisen im Allgemeinen besteht, treten Preisspitzen insbesondere in Phasen mit niedrigem Spotpreinsniveau auf. Es herrscht eine starke Kreuzkorrelation zwischen positiven (0,93) und negativen SRL-Produkten (0,78) sowie eine hohe Autokorrelation. Alle SRL-Produkte sind stark autoregressiv und weisen nach Schocks stets ein Mean-Reverting-Verhalten auf. Die aus werktäglichen Auktionen resultierenden MRL-Preise weisen andere Preisstrukturen auf. Es zeigen sich Preisspitzen am Wochenende und es treten Hochpreisphasen an Feiertagen auf (vgl. Tabelle A2 und Tabelle A3 in Anhang A1).

Neben den Preisen in den unterschiedlichen Regelleistungsmärkten stellen bei PRL und SRL auch die Zuschlagswahrscheinlichkeiten eine Unsicherheit dar. Die Zuschlagsunsicherheit bildet die Beziehung zwischen abgegebenem Regelleistungsgebot und tatsächlichem Zuschlag ab. Daten über nicht-bezuschlagte Gebote werden für PRL und SRL nicht veröffentlicht, sodass eine empirische Evaluierung der gesamten Gebotskurve nicht möglich ist. Lediglich für MRL werden nicht-bezuschlagte Gebote veröffentlicht. Der Anteil der bezuschlagten Gebote lag in 2015 und im ersten Halbjahr 2016 im Durchschnitt bei 59,05 %.

Eine weitere im Rahmen der Regelenergievermarktung resultierende Unsicherheit ist die Abrufwahrscheinlichkeit. Erhält ein Bieter einen Zuschlag für sein Gebot, so erhält er zunächst nur den Leistungspreis. Es ist nicht sicher, dass die jeweilige Regelleistungsmenge auch abgerufen wird und zusätzlich ein Arbeitspreis gezahlt wird. Daten zu Abrufwahrscheinlichkeiten werden nicht veröffentlicht, jedoch kann über die abgerufenen Mengen ein Rückschluss bezüglich allozierter Arbeitspreise und des Ranges des Grenzkraftwerkes in der Merit-Order der Arbeitspreise getroffen werden.<sup>4</sup> Es zeigt sich eine sinkende Abrufwahrscheinlichkeit und Abrufhöhe der Minutenreserve seit 2013. Die Sekundärreserveabrufe finden fast permanent statt, die durchschnittliche Höhe

---

<sup>3</sup> Die detaillierten Ergebnisse der statistischen Untersuchung der unterschiedlichen Regelleistungspreise sind in Anhang A1 zu finden.

<sup>4</sup> Zu PRL existieren keine Abrufdaten, da PRL-Regelenergie nicht vergütet wird.

sinkt jedoch. Negative Regelleistungsabrufhöhen liegen historisch meist etwas über positiven Regelleistungsabrufen.

In den betrachteten Portfolien ist zudem die individuelle Wärmelast ein relevanter Unsicherheitsfaktor. Die Wärmelast richtet sich stark nach der Außentemperatur und kann typischerweise auf +/-1 °C prognostiziert werden. Eine 1°C-Abweichung führt zu einer Wärmelaständerung von in etwa 3%.

*Tabelle 1: Detailanalyse DA-Spotpreise und Brennstoffpreise 2010-2016*

		2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Spot Day-Ahead [€/MWh <sub>el</sub> ]	Min	-20,45	-36,82	-221,99	-100,03	-65,03	-79,94	-130,09
	Max	131,79	117,49	210,00	130,27	87,97	99,77	92,75
	Mean	44,48	51,12	42,59	37,78	32,76	31,63	25,54
	SD	13,98	13,61	18,69	16,45	12,78	12,67	10,35
CO <sub>2</sub> _FY [€/t]	Min	12,95	6,90	6,00	2,89	4,56	6,54	4,55
	Max	16,83	18,25	10,31	6,96	7,53	8,73	8,13
	Mean	14,83	13,80	7,96	4,69	6,17	7,78	5,75
	SD	0,93	3,17	0,80	0,70	0,67	0,54	0,74
COA API#2 FY [€/MWh <sub>th</sub> ]	Min	7,85	10,24	8,73	7,31	6,66	4,94	3,98
	Max	11,38	11,62	11,27	10,34	7,84	6,95	6,40
	Mean	9,21	10,92	9,86	8,24	7,23	6,05	4,83
	SD	0,75	0,29	0,66	0,68	0,23	0,58	0,59
Gas OTC TTF DA [€/MWh <sub>th</sub> ]	Min	10,50	16,50	20,80	24,85	14,80	13,95	11,05
	Max	25,05	25,85	37,65	41,08	26,85	24,10	15,45
	Mean	17,41	22,66	25,02	27,06	20,89	19,82	13,04
	SD	3,45	1,31	2,03	2,19	2,97	2,00	1,06
ICE Brent Index [€/MWh <sub>th</sub> ]	Min	32,13	44,10	45,78	47,70	29,85	20,85	16,24
	Max	45,36	54,84	61,06	56,25	53,51	38,00	29,14
	Mean	38,31	50,36	54,92	51,76	47,26	30,40	23,21
	SD	2,68	2,34	3,05	1,90	5,39	4,50	3,68

Weitere Unsicherheitsfaktoren sind der Elektrizitätspreis sowie Brennstoffpreise. Für das vorliegende Projekt sind vor allem kurzfristige Elektrizitätspreise relevant. Dies beinhaltet zum einen die DA-Spotpreise und zum anderen die Intraday-Preise (kontinuierlicher Handel & Auktionen). Die DA-Preise weisen tägliche, wöchentliche und saisonale Zyklen auf und haben eine ausgeprägte und zeitveränderliche Volatilität. Elektrizitätspreise weisen zudem eine Mean-Reverting Eigenschaft auf und haben positive wie negative Preisspitzen. Tabelle 1 zeigt den langfristigen

Rückgang der DA-Preise auf. Zudem werden positive Preisspitzen seltener und weniger ausgeprägt, während eine Zunahme an Stunden mit ausgeprägten negativen Preisen zu beobachten ist. In Tabelle 1 finden sich außerdem die Entwicklungen der relevanten Brennstoffpreise in den vergangenen Jahren. Dies sind zum einen Öl (ICE Brent Index), Steinkohle (API#2), Gas (OTC TTF DA) sowie CO<sub>2</sub>-Zertifikate (Frontjahr). Die Brennstoffpreise sind kurzfristig deutlich weniger volatil und sind somit im Rahmen der kurzfristigen Optimierung von KWK- und Speicherportfolien nur am Rande als unsicher einzustufen.

## **2.2 Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten**

Im Rahmen von AP 1 konnten für den optimalen Betrieb von KWK- und anderen Kombi-Systemen Entscheidungszeitpunkte und Unsicherheitsfaktoren identifiziert werden. Es sind im Folgenden die Entscheidungssituationen für die jeweiligen Vermarktungsmöglichkeiten (Regelleistungsmärkte und Spotmärkte) zu modellieren. Hierbei sind die wichtigen Unsicherheitsfaktoren die Regelleistungspreise an den verschiedenen Märkten, die Wirkleistungspreise sowie die Wärmenachfrage. In AP 2 werden daher diese Unsicherheitsfaktoren modelliert und in den APs 3 und 4 die entsprechende Entscheidungsstruktur entwickelt und operativ umgesetzt. Von einer detaillierten Modellierung der Zuschlagsunsicherheit, der Abrufwahrscheinlichkeit und der Brennstoffpreise wird abgesehen. Die Zuschlagsunsicherheit ist ex ante nicht entscheidungsrelevant und kann ex post im Rahmen der Evaluierung durch Backtesting vereinfacht betrachtet werden. Ein Regelleistungsgebot des Modells wird als akzeptiert angenommen, wenn der assoziierte Preis des Gebots kleiner oder gleich dem historischen Grenzpreis ist. Eine wirkliche Unsicherheit im zeitlichen Verlauf, wie bei Livebetrieb besteht folglich nicht. Eine explizite Modellierung von Abrufen von Regelleistung erfolgt nicht. Einerseits werden PRL-Abrufe nicht separat vergütet und andererseits sind in der Vergangenheit die Erlöse durch Abrufe bei der SRL und MRL gering gewesen. Die Auswirkungen auf die ökonomische Bewertung der stochastischen Optimierung in der vorliegenden Anwendungsstudie sind daher vernachlässigbar. Es gilt jedoch zu konstatieren, dass die aktuelle Situation an den Regelleistungsmärkten mit einem deutlich erhöhten Arbeitspreisniveau eine solche Betrachtung notwendig machen würde. Die kurzfristige Unsicherheit der Brennstoffpreise ist aufgrund langfristiger Lieferverträge gering und wird nur ergänzend betrachtet.

## **3 Stochastische Modellierung der Unsicherheitsfaktoren (Arbeitspaket 2)**

Die stochastische Modellierung der Unsicherheitsfaktoren im zweiten AP bildet die Grundlage für die Szenariengenerierung des dritten APs und umfasst 3 Schwerpunkte. Für die jeweiligen Unsicherheitsfaktoren eines identifizierten Entscheidungsproblems müssen entsprechende stochastischen Repräsentationen in Form von Prognosen der Verteilungen entwickelt werden.

Gegebenenfalls müssen die Interdependenzen zwischen den Unsicherheitsfaktoren entsprechend berücksichtigt werden. Eine entsprechende Evaluierung der Prognosegüte ist für die Verteilungsprognosen notwendig bevor aus diesen die benötigten Simulationspfade erzeugt werden können.

### **3.1 Wissenschaftliche Ergebnisse**

#### **3.1.1 Modellierung der Wärme**

Der gewählte Ansatz für die Modellierung der Wärme ist die Auswahl von Temperaturszenarien aus historischen Daten. Dieser pragmatische Ansatz kann de facto in jedem Anwendungsfall umgesetzt werden, da für die Bewirtschaftung von Wärmeportfolien immer auch die Prognose des Wärmebedarfs benötigt wird. Für die Prognose wiederum werden historische Temperaturdaten und auch gemessene Wärmedaten über mehrere Jahre benötigt. Die Auswahl der Daten kann nun über die Temperatur oder direkt über die Wärme erfolgen. Ebenso kann ein kombinierter Ansatz verfolgt werden. In jedem Fall hat die Bereitstellung von Temperaturszenarien den Vorteil, dass die Szenarien auch für sonstige temperaturabhängige Prozesse verwendet werden können.

Die Umsetzung des Prozesses zur Bildung von Wärmeszenarien folgt dem Prinzip der Vergleichstageprognosen bzw. der Lastgangfortschreibung. In diesem Fall werden aber die vergangenen Vergleichstage nicht gemittelt, sondern als Szenarien fortgeschrieben. Dieser Prozess wird zunächst für die Temperaturverläufe angewendet und anschließend auf die sich ergebenden Temperaturverläufe die Wärmeprognose berechnet. Hierfür werden die aus der deterministischen Planung gebräuchlichen Prognoseverfahren angewendet. Da der Eingang in das Verfahren nun ein Temperaturszenario ist, ist das Ergebnis ein Wärmeszenario, das in den stochastischen Optimierungsprozess eingehen kann.

Die folgende Abbildung zeigt exemplarisch den Szenariobaum (bzw. Fächer) für Temperaturen. Zu Beginn des Zeitraums liegen aktuelle Prognosen vor, die als beste Annahme direkt in den Prozess eingehen. Erst im Anschluss daran fächern sich die Szenarien auf.

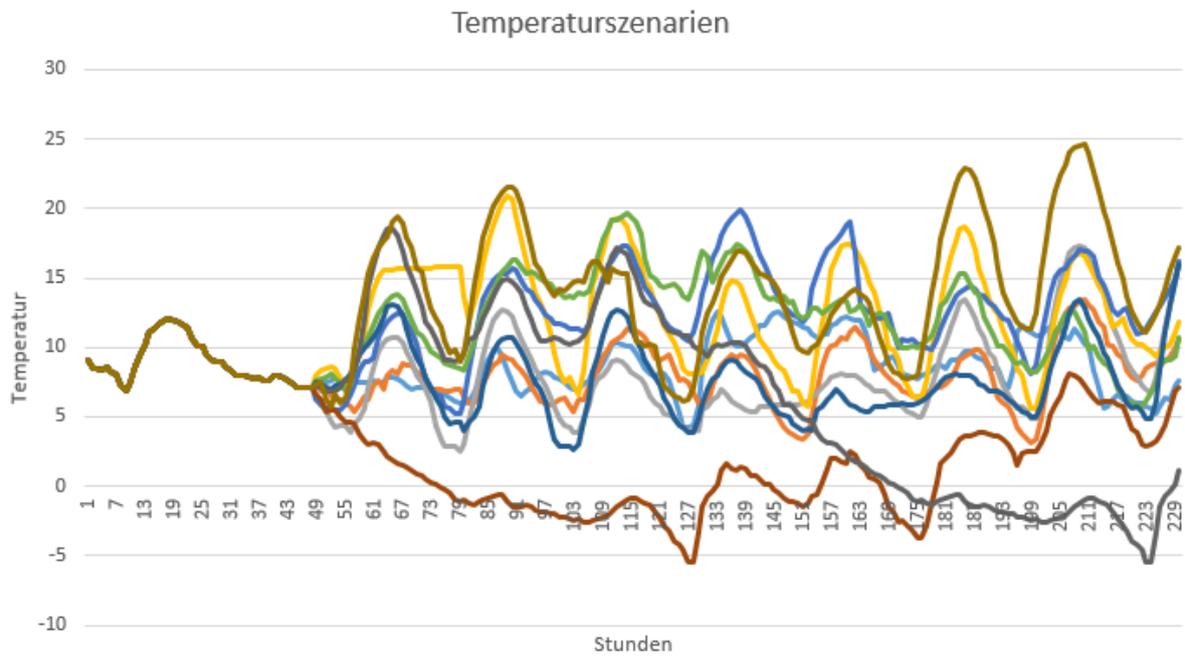


Abbildung 4: Beispiel für Temperaturszenarien nach der Fortschreibungsmethode

Wendet man auf solche Temperaturszenarien die Wärmebedarfsprognosen an, so ergeben sich in diesem Beispiel die Wärmebedarfsszenarien wie folgt:

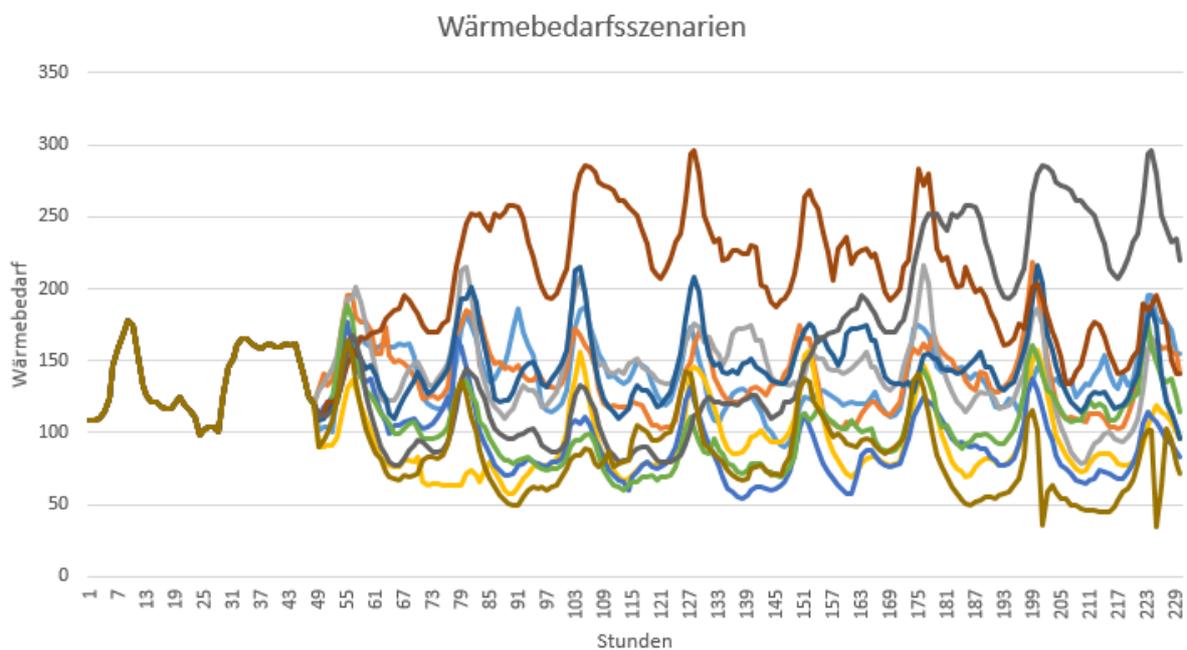


Abbildung 5: Beispiel für Wärmebedarfsszenarien

Die Berechnung dieser Szenarien kann isoliert aufgerufen werden und ist so in den Gesamtprozess einfach zu integrieren.

### **3.1.2 Modellierung der Day-Ahead-Strompreise**

Der gewählte Ansatz zur Charakterisierung der Unsicherheit der Day-Ahead-Strompreise ist ein zeitreihenbasierter Simulationsansatz. Diese Auswahl wurde auf Basis der Analyse verschiedener Modellierungsansätze und deren Implementierung getroffen. In einem ersten Schritt wurden zwei Modellierungsansätze untersucht, die bereits feste Bestandteile der Modelllandschaft des EWL darstellen und vor allem fundamentale Einflussfaktoren zur Strompreisvorhersage heranziehen (z.B. Windeinspeisung oder Kraftwerksverfügbarkeiten). Der erste Ansatz umfasst die Zerlegung der Day-Ahead-Strompreise in eine deterministische und eine stochastische Komponente. Die Preisverteilung wird dabei durch die Verteilung der stochastischen Komponente um die gegebene deterministische Komponente beschrieben. Ein vereinfachtes Fundamentalmodell (Beran et al. (2019)), das die Merit-Order-Kurve vereinfacht abbildet, und eine Regression mit fundamentalen erklärenden Variablen werden zur Modellierung der deterministischen Komponente verwendet. Die ermittelte Differenz zwischen Preisrealisation und deterministischer Komponente ergibt die jeweilige stochastische Komponente (historischer Prognosefehler), deren Verteilung aus der Kombination einer Transformation auf eine Normalverteilung, einer Hauptkomponentenanalyse und der Modellierung und Simulation der abgeleiteten Faktoren beschrieben wird. Der Ansatz wird in Pape et al. (2017) detailliert beschrieben und untersucht. Eine lineare Quantilsregression auf Basis der bereits genannten fundamentalen Einflussfaktoren stellt den zweiten Ansatz dar, welche eine direkte Modellierung einzelner Quantile der Preisverteilung auf Basis eines linearen Modells erlaubt. Die Zielfunktion des Schätzproblems einer Quantilsregression beschreibt den durchschnittliche Absolutwert der (Quantil-)gewichteten Abweichung zwischen Modell und beobachteten Wert, sodass die errechneten Parameter den linearen Zusammenhang zwischen den erklärenden Variablen und dem jeweiligen Quantil der Strompreise beschreiben. Eine Schätzung über eine Vielzahl der möglichen Quantile erlaubt eine vollständige Charakterisierung der Preisverteilung. Auf Basis der geschätzten Koeffizienten erfolgt dann eine Prognose des jeweiligen Quantils und somit der Verteilung. Die Evaluierung der vorangestellten Ansätze auf Basis einer Teilmenge des für die Anwendungsstudie des Prototyps ausgewählten Datensatzes zeigt, dass der Simulationsansatz sowohl auf Basis des vereinfachten Merit-Order-Modells als auch auf Basis der linearen Regression statistisch valide kalibrierte, das heißt unverzerrte, Verteilungsprognosen liefert. Die lineare Quantilsregression liefert keine kalibrierten Verteilungsprognosen, weshalb dieser Ansatz für die Day-Ahead-Strompreise nicht weiterverfolgt und sich auf die Simulationsansätze zur Beschreibung der Day-Ahead-Strompreisverteilungen konzentriert wurde.

Die oben beschriebenen Simulationsansätze haben die Schwäche, dass sie die Day-Ahead-Strompreise auf Basis exogener Variablen, wie Windprognose und Kohlepreis, charakterisieren und somit eine breite Informationsgrundlage erfordern. Da diese Verfügbarkeit auf Seiten der

zukünftigen Endanwender des Prototyps nicht sichergestellt werden kann, gilt es rein zeitreihenbasierte Ansätze zu untersuchen, die sich durch eine ähnliche Prognosegüte auszeichnen. Gleichzeitig gilt es, den Prognosehorizont von 24 Stunden auf die nächsten 336 Stunden (2 Wochen) zu erweitern, da die betrachteten Entscheidungssituationen sich über den Horizont der nächsten 14 Tage erstrecken (z.B. Vermarktung von Primärregelleistung).

Das erste Zeitreihenmodell in Formel (1) beschreibt den Strompreis der Stunde  $h$  in Zeitschritt  $t$  als Funktion historischer Preisinformationen und kalenderbasierter deterministischer Komponenten.

$$\begin{aligned}
 p_{t,h} &= \beta_{h,0}(t) + \beta_{h,1} p_{t-1,h} + \beta_{h,2} p_{t-2,h} + \beta_{h,3} p_{t-7,h} + \beta_{h,4} p_{t-1}^{max} + \beta_{h,5} p_{t-1}^{min} \\
 &\quad + \beta_{h,6} p_{t-1,24} + \varepsilon_{t,h} \\
 \beta_{h,0}(t) &= \beta_{h,0,1} + \beta_{h,0,2} D_t^{So,VF} + \beta_{h,0,3} D_t^{Sa,HF} + \beta_{h,0,4} D_t^{Mo} + \beta_{h,0,5} \sin\left(\frac{2\pi t}{365,24}\right) \\
 &\quad + \beta_{h,0,6} \cos\left(\frac{2\pi t}{365,24}\right) + \beta_{h,0,7} \sin\left(\frac{4\pi t}{365,24}\right) + \beta_{h,0,8} \cos\left(\frac{4\pi t}{365,24}\right)
 \end{aligned} \tag{1}$$

Die Elemente  $p_{t-1,h}$ ,  $p_{t-2,h}$  und  $p_{t-7,h}$  modellieren die autoregressiven Effekte der historischen Preise der gleichen Stunde, während die Elemente  $p_{t-1}^{max}$ ,  $p_{t-1}^{min}$  und  $p_{t-1,24}$  den Strompreise der Stunde  $h$  in Beziehung zu den Preisen des Vortags der anderen Stunden setzen. Der Achsenabschnitt  $\beta_{h,0}(t)$  wird als zeitveränderlich modelliert. Er setzt sich zusammen aus Dummy-Variablen zur Abbildung der wöchentlichen Saisonalität und Funktionen der Fourier-Basis zur Abbildung der jährlichen Saisonalität mit einer Periode von 365,24 Tagen. Es werden separate Dummy-Variablen für Samstag, Sonntag und Montag definiert, wobei gesamtdeutsche Feiertage als Sonntage und regionale Feiertage, die mindestens 25% der Bevölkerung betreffen, und halbtägige Feiertage als Samstag modelliert werden. Alle Parameter werden rollierend für jede Stunde  $h$  und jeden Zeitschritt  $t$  auf Basis eines Datenfensters von 730 Tagen neu geschätzt.

Das zweite Zeitreihenmodell ist in Formel (2) formuliert und stellt eine leichte Modifikation des ersten Zeitreihenmodells dar, das jedoch die kalendarischen Effekte in den historischen Daten besser zu charakterisieren versucht.

$$\begin{aligned}
 p_{t,h} &= \beta_{h,0}(t) + \beta_{h,1}(t) p_{t-1,h} + \beta_{h,2}(t) p_{t-2,h} + \beta_{h,3}(t) p_{t-7,h} + \beta_{h,4}(t) p_{t-1,24} + \varepsilon_{t,h} \\
 \beta_{h,i}(t) &= \beta_{h,i,1} + \beta_{h,i,2} D_t^{So,VF} + \beta_{h,i,3} D_t^{Sa,HF} + \beta_{h,i,4} D_t^{Mo} + \beta_{h,i,5} \sin\left(\frac{2\pi t}{365,24}\right) \\
 &\quad + \beta_{h,i,6} \cos\left(\frac{2\pi t}{365,24}\right) + \beta_{h,i,7} \sin\left(\frac{4\pi t}{365,24}\right) + \beta_{h,i,8} \cos\left(\frac{4\pi t}{365,24}\right)
 \end{aligned} \tag{2}$$

In der Formulierung des zweiten Modells sind neben dem Achsenabschnitt auch sämtliche Koeffizienten der autoregressiven Terme zeitveränderlich. Da diese Interaktion der kalendarischen und autoregressiven Elemente die Anzahl der zu schätzenden Parameter stark erhöht, werden die

Parameter neben der klassischen OLS-Methode ebenfalls mit der LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)-Methode geschätzt. Die zu optimierende Zielfunktion dieser Methode umfasst neben dem klassischen quadrierten Fehler einen Strafterm über den Vektor der Koeffizienten, so dass sie neben einer Schätzung der Parameter diese gleichzeitig in ihrer Größe schrumpfen lässt, einige auf null setzt und somit eine Selektion der erklärenden Variablen vornimmt.

Zur Berechnung der Simulationen werden drei verschiedene Methoden herangezogen. Die Werte zur Simulation werden entweder aus einer Normalverteilung oder einer t-Verteilung sowie durch ein Bootstrap-Verfahren gezogen. Unabhängig vom verwendeten Verfahren erfolgt die Berechnung der Preise je Zeitschritt über einen rekursiven Ansatz. Zunächst werden die Koeffizienten geschätzt und fixiert, sodass diese über alle Simulationspfade eines Zeitschritts konstant sind. Für jeden Simulationspfad werden auf Basis dieser Koeffizienten und der historischen Preise die 24 Preise des nächsten Tages prognostiziert (Eintagesprognose), auf welche anschließend ein 24-dimensionaler Vektor von Störtermen addiert wird. Die Residuen der Parameterschätzung stellen die Grundlage der Störtermberechnung dar, da entweder eine der parametrischen Verteilungen an sie angepasst wird und aus dieser simuliert oder direkt ein solcher Vektor aus den beobachteten Residuen gezogen wird (Bootstrap-Verfahren). Anschließend wird unter Verwendung der historischen Preise, der Eintagesprognose und eines neuen Störterms die Zweitagesprognose berechnet. Diese Berechnungen werden wiederholt, bis Preise bis zum Prognosehorizont von 14 Tagen simuliert wurden und anschließend werden die jeweils 24 simulierten Preise dieser 14 Tage zu einem Simulationspfad von 336 Stunden zusammengesetzt. Durch eine Wiederholung dieses Verfahrens werden eine Vielzahl von Preispfaden simuliert, die die multivariate Day-Strompreisverteilung abbilden, als Szenarien dieser Verteilung verwendet werden und in die Szenarienreduktion eingehen.

Durch die Verwendung von 2 Zeitreihenmodellen, 3 Simulationsverfahren und einer zusätzlichen Schätzmethode für das zweite Zeitreihenmodell ergeben sich insgesamt 9 unterschiedliche Modelle. Die Bewertung der Modelle erfolgt mit Hilfe der mittleren absoluten Prognosefehler (MAE) für Punktprognosen, wobei diese als Mittelwert über alle Simulationen errechnet werden, und Score-Funktionen zur Bewertung probabilistischer Prognosen. Der Continuous Ranked Probability Score (CRPS) kann dabei zur Bewertung einer Randverteilung, der Verteilung des Preises der Stunde  $h$  in Zeitschritt  $t$ , verwendet werden, während der Energy Score (ES) zur Bewertung der multivariaten Verteilung mehrerer Stunden  $1 \dots H$  in Zeitschritt  $t$  verwendet werden kann. Im Allgemeinen gilt es, die genannten Fehlermaße zu minimieren, da ein kleinerer Wert eine höhere Prognosegüte eines Modells signalisiert. Im Folgenden werden die beschriebenen Fehlermaße über alle Zeitschritte gemittelt, sodass je Modell eines der genannten Fehlermaße berechnet wird

und eine Indikation über das Modell mit höchster Prognosegüte liefert. Tabelle 2 fasst die Modellspezifikationen und jeweiligen Fehlermaße zusammen. Der kleinste Wert des jeweiligen Maßes ist unterstrichen.

Tabelle 2: Modellspezifikationen und Fehlermaße der Day-Ahead-Preismodellierung

	<b>Modell 1</b>	<b>Modell 2</b>	<b>Modell 3</b>
<b>Spezifikation</b>	- Zeitreihenmodell 1 - Normalverteilung - OLS Schätzer	- Zeitreihenmodell 1 - t-Verteilung - OLS Schätzer	- Zeitreihenmodell 1 - Bootstrap - OLS Schätzer
<b>MAE</b>	6,19	6,29	6,18
<b>CRPS</b>	4,54	4,64	4,54
<b>ES</b>	108,21	110,37	108,21
	<b>Modell 4</b>	<b>Modell 5</b>	<b>Modell 6</b>
<b>Spezifikation</b>	- Zeitreihenmodell 2 - Normalverteilung - OLS Schätzer	- Zeitreihenmodell 2 - t-Verteilung - OLS Schätzer	- Zeitreihenmodell 2 - Bootstrap - OLS Schätzer
<b>MAE</b>	6,16	6,21	6,15
<b>CRPS</b>	<u>4,51</u>	4,59	4,51
<b>ES</b>	107,91	109,78	107,94
	<b>Modell 7</b>	<b>Modell 8</b>	<b>Modell 9</b>
<b>Spezifikation</b>	- Zeitreihenmodell 2 - Normalverteilung - LASSO Schätzer	- Zeitreihenmodell 2 - t-Verteilung - LASSO Schätzer	- Zeitreihenmodell 2 - Bootstrap - LASSO Schätzer
<b>MAE</b>	<u>6,13</u>	25,47	6,14
<b>CRPS</b>	4,52	20,53	4,54
<b>ES</b>	<u>107,88</u>	405,22	108,16

Es zeigt sich aus den Ergebnissen, dass Modell 7 die höchste Prognosegüte nach MAE und Energy Score aufweist. Der durchschnittliche CRPS der Modelle 4 und 6 ist jeweils geringer, jedoch sind diese Differenzen marginal und als nicht statistisch signifikant einzustufen, sodass Modell 7 das präferierte Modell darstellt. Eine genauere Analyse der Fehlermaße des Modells für separate Prognosehorizonte sowie Einzelstunden und ein Vergleich mit der Literatur zur Strompreisprognose (Nowotarski und Weron (2018), Ziel (2016), Pape et al. (2017) und Beran et al. (2017)) zeigt, dass Modell 7 die gängigen Größen der Fehlermaße erreicht beziehungsweise unterbietet. Das Ziel, Zeitreihenmodelle mit äquivalenter Prognosegüte zu Modellen mit exogenen Fundamentalinformation zu spezifizieren, wurde somit erreicht. Ein solcher Vergleich mit der existierenden Zeitreihenliteratur muss jedoch auf die Day-Ahead-Prognosen beschränkt bleiben, da keine uns bekannte Studie unter Anwendung von reinen Zeitreihenmodellen über den Eintageshorizont

hinaus prognostiziert. Das ist ebenfalls der Grund, warum es keine Vergleichsergebnisse für den Energy Score gibt, da dieser noch nicht zur Anwendung kam. Modell 7 stellt das implementierte Modell zur Charakterisierung der Day-Ahead-Strompreisunsicherheit dar. Der ihm inhärente rekursive Ansatz ermöglicht eine flexible Berechnung der benötigten Verteilungen je betrachtetem Entscheidungsproblem.

### **3.1.3 Modellierung der Strompreise der Intraday-Eröffnungsauktion**

In diesem Unterkapitel wird die Modellierung der Unsicherheiten der Intraday-Eröffnungsauktion beschrieben. Die Charakterisierung von Unsicherheiten im Rahmen des kontinuierlichen Intraday-Handels werden in Unterkapitel 3.1.5 beschrieben. Der gewählte Ansatz zur Generierung von Preispfaden für die Intraday-Eröffnungsauktion ist ein zeitreihenbasierter Simulationsansatz. Es besteht eine enge Abhängigkeit zwischen den Preisen der Intraday-Eröffnungsauktion und der vorangegangenen Day-Ahead-Auktion. Einerseits lassen sich aufgrund des Viertelstundenrasters des Handels bestehende Day-Ahead-Fahrpläne durch entsprechende Handelsgeschäfte weiter optimieren und andererseits bietet die Auktion die Möglichkeit schon einmal auf eine etwaig veränderte Informationsgrundlage durch erhaltene Prognoseupdates für den Folgetag zu reagieren. Im Rahmen der vorliegenden Anwendung der stochastischen Optimierung ist es daher essentiell die beschriebene Abhängigkeit durch konsistente Intraday-Preispfade konsistent abzubilden. Es wurde daher eine Methodik entwickelt, die auf Basis der vorher simulierten Day-Ahead-Preise entsprechende Intraday-Preise zur Verfügung stellt. Im Speziellen werden die Preisabweichungen zwischen dem Day-Ahead-Preis einer Stunde und dem Intraday-Preis einer zugehörigen Viertelstunde ( $d_{t,qh} = p_{t,h} - p_{t,qh}$ ) modelliert und prognostiziert. Um die bestehende Unsicherheit, die zwischen den Zeitpunkten der beiden separaten Auktionen besteht, adäquat zu berücksichtigen, wird nicht nur eine Punktprognose der Preisabweichung errechnet, sondern die Verteilung der Preisabweichungen wird über Simulationen charakterisiert. Die Kombination der Simulationspfade der Preisabweichungen und der Day-Ahead-Preise ergibt die Simulationspfade der Intraday-Preise, die in die Reduktion der Szenarien einfließen.

Da bei der Intraday-Eröffnungsauktion die Marktteilnehmer bereits ggf. auf veränderte Informationsgrundlagen reagieren (z. B. neue Wind- und Solarprognosen), wäre eine Modellierung auf Basis von Fundamentalinformationen und insbesondere auf Basis der Veränderungen von Prognosen von fundamentalen Faktoren für den Folgetag wünschenswert. Es stellt sich allerdings erneut das Problem, dass im Rahmen des Projektes die Verfügbarkeit dieser Informationen seitens des Endanwenders nicht sichergestellt werden kann, weshalb erneut auf einen zeitreihenbasierten Modellierungsansatz zurückgegriffen wird. Durch die guten Ergebnisse der Day-Ahead-Preismodellierung mit zeitveränderlichen Koeffizienten wird dieser Ansatz ebenfalls für die Modellierung der Preisabweichungen verfolgt.

Das Zeitreihenmodell in Formel (3) beschreibt die Preisabweichung der Viertelstunde  $qh$  in Zeitschritt  $t$  als Funktion historischer Preisabweichungen und kalenderbasierter deterministischer Komponenten. Es stellt das Grundmodell aller betrachteten Spezifikationen dar.

$$\begin{aligned}
 d_{t,qh} &= \beta_{qh,0}(t) + \beta_{qh,1}(t)d_{t-1,qh} + \beta_{qh,2}(t)d_{t-2,qh} + \beta_{qh,3}(t)d_{t-7,qh} + \beta_{qh,4}(t)d_{t-1}^{max} \\
 &\quad + \beta_{qh,5}(t)d_{t-1}^{min} + \beta_{qh,6}(t)d_{t-1,96} + \varepsilon_{t,qh} \\
 \beta_{h,i}(t) &= \beta_{h,i,1} + \beta_{h,i,2}D_t^{So,VF} + \beta_{h,i,3}D_t^{Sa,HF} + \beta_{h,i,4}D_t^{Mo} + \beta_{h,i,5} \sin\left(\frac{2\pi t}{365,24}\right) \\
 &\quad + \beta_{h,i,6} \cos\left(\frac{2\pi t}{365,24}\right) + \beta_{h,i,7} \sin\left(\frac{4\pi t}{365,24}\right) + \beta_{h,i,8} \cos\left(\frac{4\pi t}{365,24}\right)
 \end{aligned} \tag{3}$$

Die Elemente  $d_{t-1,qh}$ ,  $d_{t-2,qh}$  und  $d_{t-7,qh}$  modellieren die autoregressiven Effekte der historischen Preisabweichungen der gleichen Viertelstunde, während die Elemente  $d_{t-1}^{max}$ ,  $d_{t-1}^{min}$  und  $d_{t-1,96}$  die Preisabweichung der Viertelstunde  $qh$  in Beziehung zu den Preisabweichungen des Vortags der anderen Viertelstunden setzen. Sämtliche Koeffizienten werden als zeitveränderlich modelliert und setzen sich analog zu den zeitveränderlichen Koeffizienten der Day-Ahead-Preismodellierung zusammen. Da diese Interaktion der kalendarischen und autoregressiven Elemente die Anzahl der zu schätzenden Parameter stark erhöht, werden diese mit der LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)-Methode geschätzt. Alle Parameter werden rollierend für jede Stunde  $qh$  und jeden Zeitschritt  $t$  auf Basis eines Datenfensters von 387 Tagen neu geschätzt. Die Schätzung des Grundmodells wird insofern noch einmal variiert, als dass die historischen Preise einmal von Ausreißern bereinigt werden und einmal nicht. Zur Berechnung der Simulationen werden äquivalent die drei Methoden der Day-Ahead-Preissimulationen herangezogen.

Durch die Verwendung des Grundmodells, dreier Simulationsverfahren und einer potentiellen Korrektur von Ausreißern ergeben sich insgesamt 6 Spezifikationen. Die Bewertung der Modelle erfolgt auf Basis der tatsächlich realisierten Preisabweichungen mit Hilfe des mittleren absoluten Prognosefehlers (MAE) für Punktprognosen, wobei diese als Mittelwert über alle Simulationen errechnet werden, und dem CRPS sowie ES zur Bewertung probabilistischer Prognosen. Es wird ein Prognosehorizont von 2 Tagen (192 Viertelstunden) zu Grunde gelegt, da dies im Rahmen des Projekts den gängigsten Anwendungsfall unter Berücksichtigung der Intraday-Strompreise darstellt. Tabelle 3 fasst die Modellspezifikationen und jeweiligen Fehlermaße zusammen. Der kleinste Wert des jeweiligen Maßes ist unterstrichen.

Tabelle 3: Modellspezifikationen und Fehlermaße der Intraday-Preismodellierung

	<b>Modell 1</b>	<b>Modell 2</b>	<b>Modell 3</b>
<b>Spezifikation</b>	- Zeitreihenmodell 3 - Normalverteilung - LASSO Schätzer - ohne Ausreißer	- Zeitreihenmodell 3 - t-Verteilung - LASSO Schätzer - ohne Ausreißer	- Zeitreihenmodell 3 - Bootstrap - LASSO Schätzer - ohne Ausreißer
<b>MAE</b>	3,21	<u>3,20</u>	3,21
<b>CRPS</b>	<u>2,37</u>	<u>2,37</u>	<u>2,37</u>
<b>ES</b>	44,60	44,52	44,65
	<b>Modell 4</b>	<b>Modell 5</b>	<b>Modell 6</b>
<b>Spezifikation</b>	- Zeitreihenmodell 3 - Normalverteilung - LASSO Schätzer - Ausreißer	- Zeitreihenmodell 3 - t-Verteilung - LASSO Schätzer - Ausreißer	- Zeitreihenmodell 3 - Bootstrap - LASSO Schätzer - Ausreißer
<b>MAE</b>	3,22	<u>3,20</u>	3,22
<b>CRPS</b>	<u>2,37</u>	<u>2,37</u>	2,38
<b>ES</b>	44,52	<u>44,42</u>	44,56

Es zeigt sich aus den Ergebnissen, dass Modell 5 die höchste Prognosegüte nach MAE und Energy Score aufweist. Der durchschnittliche CRPS der restlichen Modelle ist ebenfalls nicht geringer, sodass Modell 5 das präferierte Modell für die Preisabweichungen darstellt. Eine Diskussion der Güte im Vergleich zu gängigen Ansätzen in der Literatur ist an dieser Stelle nicht möglich, da die Modellierung der Abweichungen zwischen Day-Ahead- und Intraday-Preisen bisher keinen untersuchten Forschungsgegenstand darstellt. Eine Erweiterung des Grundmodells um den zuletzt beobachteten Day-Ahead-Preis der zugrundeliegenden Stunde wurde ebenfalls untersucht. Die Ergebnisse dieser Untersuchung zeigten eine marginale Verschlechterung der Prognosegüte, sodass dieser Ansatz nicht weiterverfolgt wurde. Es ist zu vermuten, dass der, in den Day-Ahead-Preisen inhärente veraltete Informationsstand, die erwähnte Verschlechterung der Prognosegüte bewirkt.

### 3.1.4 Modellierung der Leistungspreise in den Reservemärkten

Für die Verteilungsprognosen von Regelleistungspreisen, gibt es ebenfalls unterschiedliche Methoden mit unterschiedlicher Komplexität, die es gegeneinander abzuwägen gilt. Zu nennen sind hierbei u.a. parametrische Verteilungen, GARCH-Modelle, Quantilsregression oder Kerndichteschätzer. Für die Wahl der Methode ist neben der Rechenzeit vor allem die Möglichkeit, zusätzliche erklärende Variablen zu benutzen relevant. Bei Kerndichteschätzern ist es möglich, erklärende Variablen mit aufzunehmen. Die Rechenzeit kann jedoch mit mehreren erklärenden Variablen sehr schnell ansteigen. Bei GARCH-Modellen können ebenfalls erklärende Variablen ver-

wendet werden, die jedoch ausschließlich auf die bedingte Varianz der Verteilung wirken. Unterschiedliche Dichtefunktionen in Abhängigkeit von erklärenden Variablen können nicht modelliert werden. Bei GARCH-Modellen wird üblicherweise eine Annahme über die Form der Verteilung gemacht, was ein Vor- aber auch ein Nachteil sein kann. Hierzu ist eine empirische Evaluation notwendig, um die bessere Methode zu identifizieren. Sollte der Algorithmus allerdings flexibel mit neuen Daten umgehen können und sind genug Daten vorhanden, so kann eine nicht parametrische Verteilung gewählt werden. Bei der Modellierung der positiven Reserve ergibt sich ein zusätzliches Problem dadurch, dass häufig ein Preis von null beobachtet wird. Diese Häufung bei null ist mit einer stetigen Verteilung schwer abzubilden. Eine diskrete Verteilung, wie z.B. ein Ansatz mit Quantilsregressionen, hat hierbei einen Vorteil.

Nach verschiedenen untersuchten Modellen wird entschieden, für den Reservemarkt folgende Kombination zu verwenden. Die Modellierung der Verteilung erfolgt mit der Quantilsregression. Als erklärende Variablen wird die vergangene Beobachtung verwendet. Mit stückweisen Polynomen (Natural Cubic Splines) werden nichtlineare Zusammenhänge abgebildet. Mit diesem Ansatz werden 99 Quantile (0,01-0,99) prognostiziert.

### **3.1.5 Modellierung der Unsicherheiten im kontinuierlichen Intradayhandel**

Die Betrachtung des Handels an den kontinuierlichen Intradaymärkten umfasst im Rahmen des Projekts eine Abwägung zwischen der Möglichkeit Handelsgeschäfte jetzt, zu einem späteren Zeitpunkt oder zu beiden Zeitpunkten zu tätigen. Es wird vereinfachend unterstellt, dass die aktuell möglichen Handelsgeschäfte vollständig durch die aktuell sichtbaren Orderbücher beschrieben werden. Diese Annahme bedeutet einerseits, dass man ausschließlich über sogenannte Market Orders (preisunabhängige Gebote) handelt, und andererseits, dass die dadurch abgeschlossenen Geschäfte keine Reaktion der restlichen Marktteilnehmer in Form neuer oder veränderter Gebote nach sich ziehen. Es wird folglich von der Möglichkeit eines temporären oder langfristigen Price Impacts und der damit verbundenen Unsicherheit abstrahiert. Die verbleibende Unsicherheit des Handels zu einem späteren Zeitpunkt ist jedoch, wie sich das Orderbuch eines spezifischen Handelsprodukts zu diesem darstellt. Es sind grundsätzlich verschiedene Änderungen denkbar. Das allgemeine Preisniveau kann im Zeitverlauf sinken oder steigen und zusätzlich kann sich die Tiefe des Orderbuchs verändern. Letzteres kann durch die Zu- oder Abnahme der durchschnittlichen Gebotsgröße, durch die Zu- oder Abnahme der Anzahl der Gebote oder einer Kombination der beiden Effekte eintreten. Zusätzlich ist zu beachten, dass die genannten Entwicklungen asymmetrisch, das heißt unterschiedlich auf der Kauf- als auf der Verkaufsseite eintreten können. Es ist typischerweise zu beachten, dass im Zeitverlauf die Liquidität, also die handelbaren Mengen und die Anzahl der Gebote, zunimmt und gleichzeitig die gebotenen Preise auf der Kaufs- Verkaufsseite enger zusammenrücken. Für die beispielhafte Implementierung im Rahmen des Projektes wird davon ausgegangen, dass sich Änderungen im Preisniveau von jetzt

auf später nicht prognostizieren lassen – dies entspricht der sogenannten Effizienzmarkthypothese. Im Speziellen erfolgt die Modellierung so, dass die Anzahl der Gebote und die dazugehörigen Preise unverändert bleiben. Die zunehmende Liquidität wird darüber abgebildet, dass die Volumina aller aktuell sichtbaren Gebote um einen Faktor erhöht werden, womit die verfügbaren Handelsmengen je Preis später höher sind. Dieser Faktor wurde auf 2 gesetzt. Der Wert ist zunächst arbiträr gesetzt worden, da er aufgrund mangelnder Datengrundlage nicht abgeschätzt werden konnte. Dies stellt einen Ansatz für weitere Forschungsarbeiten dar. Es ist grundsätzlich vorstellbar, diesen Faktor zeitvariabel zu gestalten. Beispielweise müsste der Faktor deutlich höher sein, wenn eine Situation kurz nach Handelsbeginn und eine Situation kurz vor Handelschluss verglichen werden, als wenn die betrachteten Zeitpunkte drei und zwei Stunden vor Lieferbeginn darstellen. Über den genannten Faktor können Orderbücher für den betrachteten späteren Zeitpunkt generiert werden, die als Input in die Optimierung einfließen.

### **3.2 Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten**

Im Rahmen des AP2 wurden geeignete Methoden zur Modellierung der identifizierten Unsicherheiten untersucht. Vor dem Hintergrund des Forschungsgegenstandes der stochastischen Optimierung lag der Fokus auf der Generierung konsistenter Szenariopfade der unsicheren Größen als Input für den Szenarioreduktionsalgorithmus. Es galt Methoden zu finden, die sich neben einer statistischen Güte ebenfalls mit einer stabilen Performance in den Gesamtprozess implementieren lassen. Wie beschrieben, wurden für alle Unsicherheitsfaktoren Simulationsansätze zur Charakterisierung der jeweiligen multivariaten Verteilung gewählt. Für die Modellierung der Wärme wurde ein Ansatz der historischen Lastgangfortschreibung (nichtparametrischer Ansatz) gewählt, während die Modellierungen des EWL mit Regressionsmodellen und multivariaten Verteilungen parametrischer Natur sind. Die Simulationspfade der Intraday-Strompreise werden basierend auf den Day-Ahead-Strompreisen generiert, sodass der beschriebenen Abhängigkeit Rechnung getragen wird. Wärmenachfrage und Regelleistungspreise werden jedoch in separaten Modulen modelliert und simuliert. Es gilt folglich zu konstatieren, dass die Abhängigkeiten der Unsicherheitsfaktoren nicht in der Vollständigkeit, wie es aus Sicht der stochastischen Optimierung wünschenswert wäre, abgebildet werden. Aus diesem im Rahmen des Projektes vereinfachenden pragmatischen Ansatz ergibt sich eine direkte Möglichkeit der Verbesserung der vorgestellten Methodik. Durch eine Kombination der hier vorgestellten Modelle ließe sich die komplette multivariate Verteilung aller Unsicherheitsfaktoren modellieren. Es wären grundsätzlich Copula und Vine Ansätze denkbar. Die vollständige multivariate Verteilung könnte anschließend zur Generierung von Simulationspfaden verwendet werden.

Im Folgenden werden für die einzelnen modellierten Unsicherheitsfaktoren in Analogie zu den Unterkapiteln des vorangegangenen Kapitels noch kurze separate Betrachtungen vorgenommen.

### **3.2.1 Modellierung der Wärme**

Die Wärmemodellierung über ein Vergleichstagesverfahren kann prinzipiell auch durch ein Verfahren über die direkte Simulation der Temperatur- oder Wärmeverläufe ersetzt werden. Daraus würde sich eine Unabhängigkeit von historischen Daten im operativen Prozess ergeben. Da zum Training der Simulation aber wiederum historische Daten benötigt werden, ist nur ein geringer Zusatznutzen erkennbar.

### **3.2.2 Modellierung der Day-Ahead-Strompreise**

Es konnte im Rahmen des Projektes grundsätzlich gezeigt werden, dass die zeitreihenbasierten Ansätze in ihrer statistischen Güte vergleichbaren Modellen mit fundamentalen Einflussfaktoren ebenbürtig beziehungsweise überlegen sind. Durch ihre rekursive Natur sind sie gut geeignet, bei variierendem Prognosehorizont zum Einsatz zu kommen. Eine Berücksichtigung zusätzlicher fundamentaler Information zur weiteren Verbesserung der Prognosegüte stellt einen interessanten Ansatz für weitere Forschungsarbeiten dar.

### **3.2.3 Modellierung der Strompreise der Intraday-Eröffnungsauktion**

Die Simulationspfade der Strompreise der Intraday-Eröffnungsauktion werden auf Basis der vorab erstellten Day-Ahead-Preissimulationen in Verbindung mit Simulationen der entsprechenden Preisabweichungen modelliert. Diese werden auf Basis eines zeitreihenbasierten Ansatzes generiert. Es wäre interessant, diese Ansätze um fundamentale Einflussfaktoren zu erweitern. Im Speziellen wäre die Berücksichtigung von Prognoseupdates der Einspeisung von Erneuerbaren zwischen Day-Ahead- und Intraday-Auktion und die Prognosen selbst interessant, um die typischen Sägezahnmuster, die sich bei den Preisabweichungen im Tagesverlauf ergeben, noch besser modellieren zu können.

### **3.2.4 Modellierung der Leistungspreise in den Reservemärkten**

Die Modellierung der Leistungspreise mit einer Quantilsregression in Verbindung mit „Natural Cubic Splines“ ist vielversprechend, hat jedoch Defizite bei der Prognose von extremen Quantilen. Hier könnte erforscht werden wie diese besser abzubilden sind und in wieweit sich dies auf das optimale Gebot ab Regelleistungsmarkt auswirkt.

### **3.2.5 Modellierung der Unsicherheiten des kontinuierlichen Intradayhandels**

Die Unsicherheiten des kontinuierlichen Intradayhandels wurden im Rahmen des Projektes nur stark vereinfacht abgebildet, sodass in diesem Bereich das größte Potential für anschließende Forschungsarbeiten besteht. Die Wichtigkeit dieser Untersuchungen lässt sich auch in der Literatur erkennen, wo sich der Fokus verstärkt zur Modellierung der Preise im kontinuierlichen Intradayhandel verschiebt. Es gibt erste Ansätze zur Modellierung und Prognose volumengewichteter Durchschnittspreise sowie Ankunft und Veränderung von Preisgeboten, aber letztendlich besteht noch erheblicher Forschungsbedarf zur vollständigen Abbildung zukünftiger Orderbücher mit

allen beschriebenen Veränderungsmöglichkeiten. In diesem Zusammenhang sind ebenfalls entsprechende Bewertungsverfahren zu entwickeln. Die bestehende Literatur zu Aktienmärkten kann hier erste Ansätze liefern, da die Datenverfügbarkeit dort größer ist und gleichzeitig ein aktuelles Phänomen des kontinuierlichen Intradayhandels, der automatisierte Handel, dort schon länger beobachtet und erforscht wird.

## 4 Methoden zur stochastischen Modellierung (Arbeitspaket 3)

In AP 3 werden grundlegende Entscheidungen bezüglich der stochastischen Entscheidungsstruktur des zugrundeliegenden Vermarktungsproblems getroffen, sowie verbindliche, zielführende Festlegungen auf den zu untersuchenden Optimierungszeithorizont vorgenommen, die den Untersuchungen der folgenden Arbeitspakete zugrunde liegen.

Auf Basis dieser Entscheidungen wird die Abschätzung der Auswirkungen verwendeter Szenarioanzahlen für individuelle Entscheidungsteilprobleme auf die resultierende Rechenzeit und Ergebnisgüte ermöglicht. Die Methodik der Szenariogenerierung ist dabei in engem Austausch mit der stochastischen Modellierung der zugrundeliegenden Unsicherheitsfaktoren aus AP 2 abgestimmt.

### 4.1 Wissenschaftliche Ergebnisse

#### 4.1.1 Festlegung der stochastischen Entscheidungsstruktur

Wie aus AP 1 bereits hervorgegangen, wurden im Wesentlichen fünf Auktionen bzw. Märkte für die Vermarktung der betrachteten Portfolien identifiziert. Dabei handelt es sich um

1. die wöchentlich stattfindende Primärregelleistungsauktion dienstags um 15 Uhr,
2. die zu Projektbeginn wöchentlich stattfindende Sekundärregelleistungsauktion mittwochs um 15 Uhr,
3. die zu Projektbeginn montags bis freitags stattfindende Minutenreserveauktion: montags bis donnerstags für den Folgetag, freitags für die drei folgenden Tage<sup>5</sup>,
4. die täglich stattfindende DA-Stundenauktion, sowie
5. die täglich stattfindende ID-Eröffnungsauktion (viertelstündlich) mit anschließendem kontinuierlichen ID-Handel bis kurz vor Erfüllungszeitpunkt (stündlich und viertelstündlich).

Aufgrund einer Neuregelung der SRL- und MRL-Ausschreibung durch die Bundesnetzagentur<sup>6</sup> während des Projektzeitraums werden keine grundlegenden Änderungen an der festgelegten Entscheidungsstruktur notwendig. Konkret ändern sich Ausschreibungshäufigkeit und –umfang bei der Sekundärregelleistung und der Minutenregelleistung. Die alte wöchentliche Ausschreibung von SRL in Haupttarif- und Nebentarifstunden wird ersetzt durch eine tägliche Ausschreibung von je sechs Vier-Stunden-Blöcken für den Folgetag; grundsätzlich ähnlich zur bereits bestehenden Ausschreibungshäufigkeit der Minutenreserveleistung. Jedoch erfolgt die Ausschreibung kalendarisch, d.h. inklusive Wochenenden und Feiertagen. Letztere Änderung gilt auch für die Minutenreserve, für die zuvor freitags die Bedarfe von Samstag, Sonntag und Montag gemeinsam

---

<sup>5</sup> Außerdem wird nach diesem Design Minutenreserve für Feiertage am jeweils letzten vorhergegangenen Arbeitstag auktioniert.

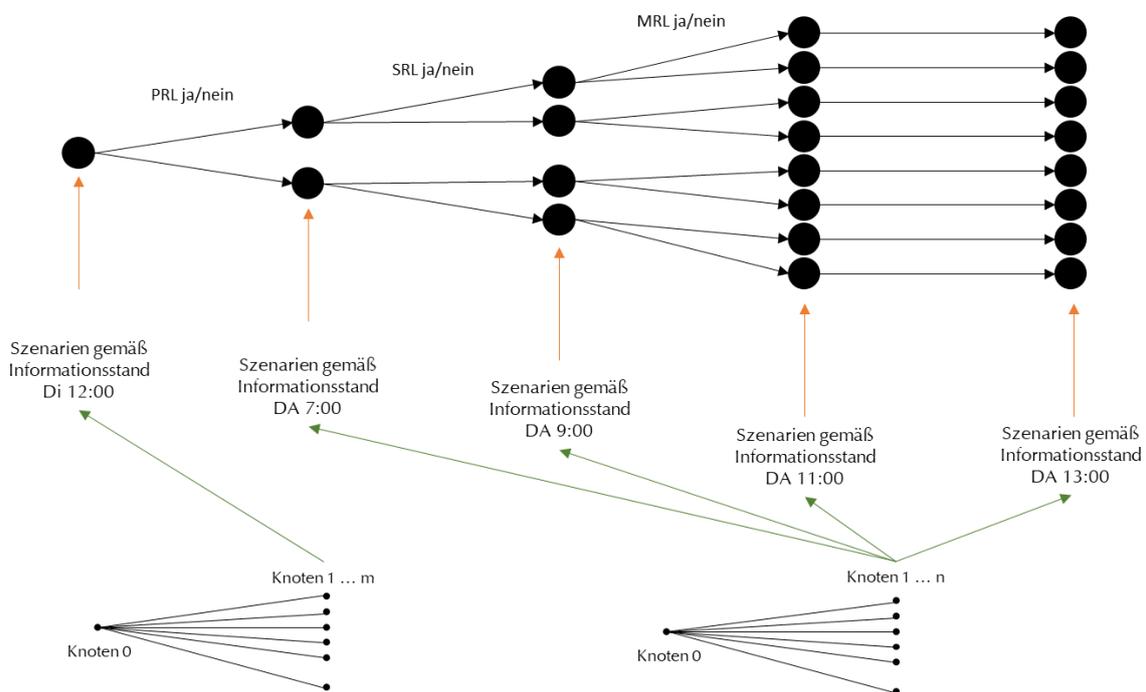
<sup>6</sup> Vgl. Beschlüsse BK6-15-158 für SRL (BNetzA 2011) bzw. BK6-15-159 für MRL (BNetzA 2017) der Beschlusskammer 6 der Bundesnetzagentur vom 13.06.2017.

auktioniert wurden. Folglich ist mit der neuen SRL-Auktionenstruktur die SRL nun nicht mehr den langfristigen, sondern den kurzfristigen Entscheidungen zuzuordnen.

Für jede zu betrachtende Vermarktungszeitscheibe (auktionierte Regelleistungszeitscheiben, gehandelte Stunden oder Viertelstunden) finden diese Vermarktungsmöglichkeiten sequentiell und in feiner werdender Granularität statt. Dabei haben frühere Vermarktungsentscheidungen maßgeblichen Einfluss auf spätere Vermarktungsmöglichkeiten. Insbesondere die Entscheidungen und Auktionsergebnisse bezüglich Regelleistungsvermarktung beeinflussen maßgeblich, ob Kraftwerke zwingend eingesetzt werden müssen und welche Leistungsbänder zur Vermarktung in einer späteren Vermarktungsstufe verfügbar sind. Die resultierende stochastische Entscheidungsstruktur unter Berücksichtigung der neuen Vermarktungsbedingungen von SRL und MRL ist in Abbildung 6 abgebildet. Hierbei ist zu beachten, dass für das historische Backtesting des in AP 4 und AP 5 beschriebenen Optimierungsmodells nur wenige historische Daten vorliegen, was eine zusätzliche Schwierigkeit bei der stochastischen Modellierung dieser Unsicherheitsfaktoren darstellt.

### Entscheidungsstruktur

1. Stufe: PRL      2. Stufe: SRL      3. Stufe: MRL      4. Stufe: DA      5. Stufe: ID



### Szenariobaumstruktur

Abbildung 6: Entscheidungsstruktur vs. Szenariobaumstruktur des Portfoliovermarktungsproblems

In Abstimmung mit den Ergebnissen und Rechenzeiten erster Testläufe in AP 4 werden für die erste Stufe mindestens  $m = 15$  Szenarien (zur Sicherung der Ergebnislänge), sowie maximal  $m =$

30 Szenarien (zur Sicherung einer angemessenen Rechenzeit) gewählt. Eine erste Mehrwert generierende Implementierung für 15 Szenarien ist dabei bereits in Weber und Woll (2006) gezeigt worden, allerdings ohne Regelleistungsmodellierung und mit kurzem Prognosehorizont. Für die zweite bis fünfte Stufe werden auf Basis der Erfahrungen in früheren Anwendungen  $n = 30^7$  Szenarien als Zielgröße festgelegt, um eine schnelle Lösbarkeit auch bei Berücksichtigung viertelstündlicher Produkte zu ermöglichen.

#### **4.1.2 Festlegung des Optimierungszeithorizontes**

Wie im vorangegangenen Abschnitt festgestellt, ist für die sequentiell zu lösenden Teilproblemstufen ein unterschiedlicher Optimierungszeithorizont festzusetzen. Aufgrund der bereits genannten Vermarktungsentscheidungsstufen und ihrer fixen Zeitpunkte ergeben sich Mindestzeiträume für die jeweiligen Optimierungshorizonte. Dies ist näherungsweise jeweils der Zeitraum zwischen Optimierungsstart und der letzten Stunde des Vermarktungszeitraums. Zur Vereinfachung wird im Folgenden für SRL-, MRL-Optimierung und die Optimierung der Spotmärkte der Startzeitpunkt des Optimierungszeitraums identisch gewählt (12 Uhr des Auktionstages).

Die Mindestdauern der Stufen lauten wie folgt:

1. Stufe (PRL-Auktion): Dienstag Vorwoche 12:00 Uhr bis Sonntag 24:00 Uhr → *300 Stunden*
2. Stufe (SRL-Auktion): Vortag 12:00 Uhr bis Tag der Vermarktung 24:00 Uhr → *36 Stunden*
3. Stufe (MRL-Auktion): Vortag 12:00 Uhr bis Tag der Vermarktung 24:00 Uhr → *36 Stunden*
4. Stufe (DA): Vortag 12:00 Uhr bis Tag der Vermarktung 24:00 Uhr → *36 Stunden*
5. Stufe (ID-Eröffnungsauktion): Vortag 12:00 Uhr bis Tag der Vermarktung 24:00 Uhr → *36 Stunden*

Der kontinuierliche Intradayhandel wird im Zuge dieses Projektes nicht mithilfe der Mittel der stochastischen Optimierung und somit auch nicht als Teil der stochastischen Entscheidungsstruktur betrachtet. Die Berücksichtigung des Intradayhandels erfolgt lediglich über die Produkte der ID-Eröffnungsauktion. Grund hierfür ist eine mangelhafte Datengrundlage zur Modellierung der hier relevanten Unsicherheitsfaktoren. Eine genauere Erläuterung hierzu findet sich in Abschnitt 3.1.5.

Es zeigt sich, dass sich die zweite bis fünfte Stufe hinsichtlich ihres minimalen Optimierungszeitraums nicht unterscheiden. Da es im Falle eines zu kurzsichtigen Optimierungszeithorizontes, insbesondere im Falle eines Speichereinsatzes im System, sowie aufgrund von Mindestbetriebszeiten und Mindeststillstandzeiten von Kraftwerken zu suboptimalen Entscheidungen kommen

---

<sup>7</sup> Inklusive Extremszenarien.

kann, wird ferner in der Optimierung der kurzen Frist eine Mitsimulation des jeweiligen Folgetages der Vermarktung angestrebt. Hierdurch ergibt sich für die Stufen 3-5 ein Optimierungszeitraum von mindestens  $36+24=60$  Stunden.

Hiervon ausgehend sind folglich unter Annahme von zwölf deterministischen Stunden in Stufe 2 bis 5 48 Stunden stochastischer Inputzeitreihen zu bestimmen. Auf eine Verlängerung des Optimierungszeithorizontes zum Abgleich von Start- und Enduhrzeit (vgl. erster Zwischenbericht), wird verzichtet, da hierdurch kein ergebnistechnisch großer Mehrwert zu erwarten ist und sich die Rechenzeit für die Stufen 2-5 verlängern würde. Zusammengefasst betragen die Optimierungshorizonte somit:

1. Stufe: 300 Stunden
2. bis 5. Stufe: 60 Stunden

Für PRL beträgt der deterministische Teil des Optimierungshorizontes 36 Stunden, da um 15 Uhr bereits alle relevanten Marktergebnisse sowohl für den Auktionstag (Dienstag), als auch die Vermarktungsergebnisse des Folgetages bekannt sind. Hier beträgt die Länge des stochastisch zu modellierenden Zeitraumes folglich  $300-36=264$  Stunden.

#### **4.1.3 Szenariengenerierung und -reduktion**

Die in die stochastische Optimierung eingehenden Szenariopfade entstammen der in Abschnitt 3.1 beschriebenen stochastischen Modellierung der Unsicherheitsfaktoren und der resultierenden multivariaten Verteilungen. Dabei wird im vorangegangenen Abschnitt zu AP 2 bereits ausführlich auf das Vorgehen zur Generierung von Szenariopfaden eingegangen, weshalb dies an dieser Stelle nicht noch einmal ausführlich behandelt werden soll. Im Rahmen dieses Projektes werden „Szenarien“ folglich als konsistenter Ausprägungspfad relevanter Unsicherheitsparameter über den kurzfristig sicheren, deterministischen (auf Basis bekannter Daten) und den mittelfristig unsicheren, stochastischen Optimierungszeitraum (auf Basis der Unsicherheitsmodellierung in AP 2) definiert.

Aufgrund des hohen Rechenaufwandes einer stochastischen Optimierung ist es jedoch wichtig, die Anzahl der zuvor definierten Szenarien zu beschränken. Das generelle Vorgehen dabei ist, mit einem ersten Modell viele Szenarien zu generieren und danach die Anzahl der Szenarien zu reduzieren, damit das reduzierte Optimierungsproblem in angemessener Zeit lösbar ist. Dabei sind die Szenarien so zu wählen, dass sich das Ergebnis des Optimierungsproblems mit den reduzierten Szenarien nicht zu stark vom Ergebnis des ursprünglichen Problems unterscheidet.

Eine Übersicht über verschiedene Reduktionsmethoden, sowie deren Vor- und Nachteile, bietet Bruninx et al. (2014). Als relevant werden hierbei Ansätze genannt, die auf der Methode des

„Moment Matchings“ aufbauen sowie Ansätze, welche direkt auf Wahrscheinlichkeitsmaßdistanzen basieren. Hochreiter und Pflug (2007) bezweifeln die Zuverlässigkeit des Moment Matchings. Sie zeigen mit mehreren Beispielen, dass eine eindeutige Identifizierung eines Wahrscheinlichkeitsmaßes anhand der Momente nicht möglich ist. Da für die Implementierung der stochastischen Optimierung jedoch eine solche Probabilisierung unverzichtbar ist, wird sich für die gegebene Problemstellung entschieden, einen Ansatz auf Basis von Wahrscheinlichkeitsdistanzen zu verwenden. Es wird der bereits weithin erprobte Algorithmus von Heitsch und Römisch (2003) gewählt, der sich ferner durch eine günstige Rechenkomplexität und ein robustes Lösungsverhalten auszeichnet.

Die Idee dieser Methode ist es, die reduzierten Szenarien so zu ermitteln, dass eine gewählte Wahrscheinlichkeitsmaßdistanz (z.B. die Wasserstein-Metrik) zwischen der reduzierten Szenariomenge und den ursprünglichen Szenarien möglichst gering ist. Da dieses Problem jedoch hochkomplex ist, werden mit „Forward Selection“ und „Backward Reduction“ zwei alternative Heuristiken vorgeschlagen. Dabei werden nicht alle möglichen Kombinationen an Szenarien betrachtet, sondern iterativ einzelne Szenarien ausgewählt.

Dieser Algorithmus wurde in R und Matlab implementiert. Es zeigt sich, dass eine Reduzierung von 2500 auf 20 Szenarien innerhalb weniger Sekunden möglich ist. In Abbildung 7 ist exemplarisch eine Simulation von 100 Szenarien für den DA-Preis für zwei Tage, sowie die reduzierte Form mit zehn Szenarien dargestellt. Hierbei ist es wichtig, dass extreme Szenarioausprägungen beibehalten werden, da sie einen großen Einfluss auf das Ergebnis der stochastischen Optimierung haben können. Die Verzerrung wird dadurch korrigiert, dass den mittleren, nicht-extremen Verläufen höhere Wahrscheinlichkeiten zugeordnet werden.

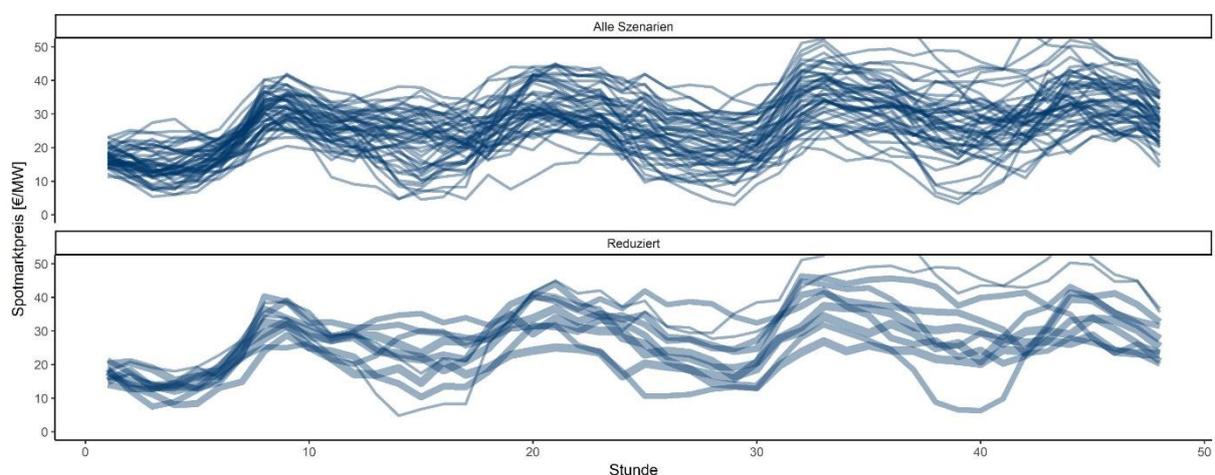


Abbildung 7: Beispielanwendung einer Szenarioreduktion

## 4.2 Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten

Im Rahmen von AP 3 wurden geeignete Methoden der stochastischen Programmierung für die stochastische Modellierung der betrachteten Portfolios identifiziert. Für alle identifizierten Entscheidungsprobleme innerhalb der stochastischen Entscheidungsstruktur können Festlegungen der relevanten Verfahren und genutzten Parameterwerte getroffen werden. Die resultierende fünfstufige stochastische Entscheidungsstruktur wird hierbei sequentiell mithilfe von fünf einzelnen stochastischen Optimierungen gelöst, wobei jeweils ein deterministischer und ein stochastischer Teil des Optimierungszeitraums in Form von Szenarien innerhalb einer Optimierung gelöst werden. Für die PRL werden dabei 300 Stunden, für alle nachfolgenden Optimierungen 60 Stunden als Optimierungshorizont festgelegt. Die Szenarioanzahl  $m$  im PRL-Schritt wird dabei in Abwägung von Ergebnisgüte und Rechenzeit je nach Portfoliogröße im Bereich von 15-30 Szenarien variieren und in Abstimmung mit den Ergebnissen von AP 2, 4 und 5 im konkreten Anwendungsfall gewählt. Die Szenarioanzahl  $n$  in allen nachfolgenden Stufen wird vorbehaltlich der Ergebnisse des AP 2, AP 4 und AP 5 auf 30 Szenarien festgelegt.

Die Szenariogenerierung erfolgt anhand des in AP 2 identifizierten Verfahrens zur Generierung von Szenariopfadern. Zur Reduktion in die gewünschte Fächerform wird der Algorithmus von Heitsch und Römisch (2003) gewählt.

Weitere mögliche Forschungsansätze sind dabei vor allem in der stochastischen Entscheidungsstruktur zu sehen – neben den in diesem Projekt gewählten Szenariofächern in zweistufigen stochastischen Optimierungen sind auch Annahmen mehrstufiger stochastischer Optimierungen denkbar. Beispielsweise wäre eine dreistufige stochastische Optimierung der PRL denkbar, bei der nach einem 36-stündigen deterministischen Teil eine 96-stündige zweite Stufe stochastischer Ausprägung mit einer geringeren Bandbreite von Szenarien, sowie eine 168-stündige dritte Stufe stochastischer Ausprägungen anschließt. Somit könnte nur der für die PRL-Vermarktung relevante Zeitraum der Folgewoche detailliert dargestellt werden, womit mutmaßlich Rechenzeitverbesserungen erzielt werden können.

Eine weitere mögliche Abwandlung wäre die Anpassung des Optimierungszeitraumes auf 312 Stunden in Stufe 1, sowie 72 Stunden in den Stufen 2 bis 5. Hiermit könnten Start- und Enduhrzeit harmonisiert werden, was ggf. konsistentere Speicherbewirtschaftungen zur Folge haben könnte. Allerdings ergeben sich in diesem Fall Anpassungsnotwendigkeiten bei der Berechnung optimaler Gebotskurven für Day-Ahead- und Intraday-Eröffnungsauction. Diese Methodik wird in Abschnitt 5.1 erläutert.

## 5 Formulierung und Zerlegung des Optimierungsproblems unter Unsicherheit für die operative Entscheidungsunterstützung (Arbeitspaket 4)

In AP 4 wird das in AP 1 identifizierte Vermarktungsproblem auf operativer Ebene detailliert erforscht. Im Speziellen ist das Entscheidungsproblem für die einzelnen Teilmärkte und Entscheidungsstufen zu formulieren. Durch Abwägung des Realoptionswertes verschiedener Vermarktungsmöglichkeiten anhand zeitpunktabhängig gegebener Informationsmengen wird somit eine optimale Vermarktung des Portfolios erreicht.

Es müssen ferner technische Rahmenbedingungen der betrachteten Technologien bei der Modellierung von Kraftwerkfahrweisen und bezüglich Präqualifikationsbedingungen zur Regelleistungsvermarktung miteinbezogen werden. Schließlich ist zu untersuchen, wie Entscheidungsprobleme im kontinuierlichen ID-Handel in einer zeitdiskreten numerischen Optimierung abgebildet werden können.

Das AP teilt sich dabei ähnlich der in Abschnitt 4.1.1 genannten Entscheidungsstruktur in Teilarbeitspakete zur Darstellung der Entscheidungsprobleme auf, wobei die PRL- und SRL-Auktionen laut Projektantrag ein gemeinsames Teilarbeitspaket darstellen, der ID-Handel hingegen explizit noch einmal in Eröffnungsauktion und kontinuierlichen Handel unterteilt wird. Nach der in Abschnitt 4.1.1 bereits thematisierten Änderung der Regelleistungsausschreibung entspricht diese Aufteilung der verschiedenen Entscheidungsprobleme nicht weiter den tatsächlichen Marktgegebenheiten; es bietet sich vielmehr eine getrennte Betrachtung von Primär- und Sekundärregelleistung an, da letztere nicht mehr wöchentlich, sondern kalendertäglich ausgeschrieben wird. Im Folgenden werden die Teilarbeitspakete 4.2-4.4 sowie die SRL-Vermarktung gesammelt und vergleichend in Abschnitt 5.1.2 betrachtet, da die Lösung dieser Teilprobleme anhand eines Optimierungsmodells mit gleichem Zeithorizont (allerdings zu verschiedenen Zeitpunkten und mit verschiedenen Parameterbelegungen und benötigten Nebenbedingungen) erfolgt.

### 5.1 Wissenschaftliche Ergebnisse

Im Zuge dieses Projektes wurden diverse stochastische Optimierungsmodelle implementiert, die sich in einzelnen Eigenschaften zwischen den unten genannten Optimierungen unterscheiden, jedoch im Kern auf demselben Grundmodell basieren. Alle Optimierungsmodelle wurden mithilfe der Modellierungs- und Optimierungssoftware GAMS (zuletzt genutzte Version 27.1) implementiert, wobei der Solver Cplex 12.5.1.0 (IBM) für die Lösung der modellierten Probleme genutzt wurde. Hierbei wurden verschiedene Solvervarianten getestet<sup>8</sup>, die Modelle liefern jedoch auch in den Grundeinstellungen verlässlich sinnvolle Ergebnisse mit akzeptablen Rechenzeiten.

---

<sup>8</sup> Unter anderem wurde der Einsatz eines Benders Dekompositionsalgorithmus geprüft, jedoch erwies sich das modellierte Problem durch mehrere koppelnde Restriktionen als nicht/nur unzureichend teilbar,

Beim zugrundeliegenden Modell handelt es sich um ein Unit-Commitment-Modell zur Maximierung des Portfoliogewinns einer gemeinsamen Vermarktung der Assets eines Kraftwerkportfoliobesitzers bei gegebener lokaler elektrischer Nachfrage und unsicherer Wärmenachfrage. Aus dem Einsatz binärer Zustandsvariablen für Betriebs-, An- und Abfahrvariablen resultiert ein gemischt-ganzzahliges Problem (GAMS-Problemklasse „mixed-integer linear problem“, kurz MILP), welches mit Mitteln der stochastischen Programmierung und des durch Cplex implementierten Branch-and-Cut-Algorithmus gelöst wird. Dabei wird die Gewinnfunktion des Portfolioinhabers maximiert.

Die Modelle werden mithilfe des in Abbildung 1 dargestellten Steuerungsskripts des Rechenkerns aus MATLAB gestartet. Relevante Modellinputs, die durch GAMS zur Laufzeit eingelesen werden müssen, werden zuvor als ASCII-lesbarer Code in Form von Textdateien (.txt) erzeugt. Die Ergebnisübergabe an Matlab erfolgt durch die Erzeugung einer GAMS Data eXchange (GDX)-Datei, welche dann nach GAMS-Modelldurchlauf durch das Steuerungsskript erneut eingelesen wird.

Es werden Kraftwerkstypen mit und ohne Wärmeauskopplung, sowie wärmeproduzierende Heizkessel und ihre spezifischen Brennstoffkosten in Abhängigkeit des aktuellen Arbeitspunktes modelliert. Ferner ist die Integration erneuerbarer Erzeugungstechnologien, insb. von Photovoltaik-(PV-) und Windanlagen möglich. Weitere modellierte Technologien umfassen elektrische Speicher (insbesondere Pumpspeicher<sup>9</sup>), Wärme- und Brennstoffspeicher, sowie die Power-to-X-Technologien Power-to-Heat und Power-to-Gas. Es wird eine zu deckende lokale Wärmenachfrage des Portfolios zugrunde gelegt, sowie eine ggf. lokal anfallende elektrische Nachfrage, die entweder durch Einkauf oder Eigenproduktion von Elektrizität gedeckt werden muss. Hinzu kommen bereits gehandelte Mengen vorheriger Optimierungen, welche sich ebenfalls auf die zu deckende elektrische Nachfrage des Systems auswirken. Verkaufte und gekaufte elektrische Energie wird in der Gewinnfunktion mit dem aktuellen Spotpreis der betrachteten Zeitscheibe bewertet, d. h. es wird vereinfachend die Vermarktung über eine Handelsplattform zu Grenzkosten angenommen (als „Preisnehmer“, d. h. ohne Preisaufschläge o.ä.). Sowohl in der Day-Ahead-Auktion, als auch in der Intraday-Auktion werden jedoch, im Einklang mit der tatsächlichen Marktgestaltung der EPEX SPOT, nicht einzelne Gebote, sondern Gebotskurven für jedes auktionierte Produkt abgegeben<sup>10</sup>. Mithilfe der generierten und reduzierten Strompreispfade, sowie durch mit den

---

wodurch die Terminierung des Algorithmus bei größeren Problemen sich als deutlich unsicherer und zeitintensiver als in der MILP-StandardEinstellung zeigte.

<sup>9</sup> Auch Batteriespeicher können unter weiteren vereinfachenden und einschränkenden Annahmen (keine Selbstentladung im optimierungsrelevanten Zeitraum, kein „hydraulischer Kurzschluss“) analog zu Pumpspeichern modelliert werden, weswegen hier keine Unterscheidung in der Modellierung erfolgt. Bei der Anwendung in Langfristplanungen und Investitionsrechnungen sind jedoch zusätzlich die Verschleißkosten der Batterien zu beachten, welche bei der Bestimmung des kurzfristig optimalen Lade- und Entladeverhaltens (wie in o.g. Optimierungsmodellen) vernachlässigt werden können.

<sup>10</sup> Es werden in der Day-Ahead-Auktion lediglich Gebotskurven für Stundenprodukte, in der Intraday-Auktion lediglich Gebotskurven für Viertelstundenprodukte berechnet. Andere mögliche Handelsprodukte,



schließlich Intraday-Auktion lautet (vereinfachte Darstellung mit einem Spotprodukt und je einem positiven und negativen Regelleistungsprodukt, sowie ohne Berücksichtigung von EEG-Marktprämien, EEG-Umlagen/-befreiungen und Netzentgelt(en)/-befreiungen)<sup>11</sup>:

$$\begin{aligned}
\max G_{u,s,t} = & \sum_{t \in [T_{Zeitscheibe} \in (t_0, t_1)]} \sum_{u \in V} p_{RL,u,t}^+ \cdot P_{RL,u,t}^+ + p_{RL,u,t}^- \cdot P_{RL,u,t}^- \\
+ & \sum_{t \in [t_0, t_1]} \sum_{u \in V} p_{Spot,t} \cdot P_{sell,t} - C_{st,u,t} \cdot U_{u,t} - (p_{Fuel,t} + ef_{Fuel} \cdot p_{CO2,t}) \cdot P_{Fuel,t} \\
& + \left[ \sum_{s'} Tr_{T,s \rightarrow (T+1),s'} \sum_{t \in [T_{Zeitscheibe} \in (t_1, t_2)]} \sum_{u \in V} p_{RL,u,s,t}^+ \cdot P_{RL,u,s,t}^+ \right. \\
& + p_{RL,u,s,t}^- \cdot P_{RL,u,s,t}^- \\
& + \sum_{t \in (t_1, t_2]} \sum_{u \in V} p_{Spot,s',t} \cdot P_{sell,u,s',t} - C_{st,u,s',t} \cdot U_{u,s',t} \\
& \left. - (p_{Fuel,s',t} + ef_{Fuel} \cdot p_{CO2s',t}) \cdot P_{Fuel,s',t} \cdot P_{Fuel,s',t} \right] \quad (4)
\end{aligned}$$

Mit  $G$ : Gewinn,  $p_{Spot}$ : Spotpreis,  $p_{RL}$ : Regelleistungspreis positiv/negativ,  $p_{Fuel}$ : Brennstoffpreis,  $ef_{Fuel}$ : Emissionsfaktor Brennstoff,  $p_{CO2}$ : Emissionspreis,  $P_{sell}$ : Verkaufte Strommenge,  $P_{RL}$ : allokierte Regelleistungsmenge,  $P_{Fuel}$ : Brennstoffverbrauch,  $U$ : binäre Start-up-Variable,  $C_{st}$ : Anfahrkosten, als fix für individuelles Kraftwerk  $u$  angenommen,  $t$ : betrachtete Zeitschritte,  $s$ : mögliche Zustände innerhalb des zweistufigen stochastischen Optimierungszeitraums (Szenarios),  $Tr$ : Übergangswahrscheinlichkeiten aus Wurzelknoten in Szenarioknoten.

Indizes:  $u$ : Kraftwerk (unit),  $V$ : Kraftwerkspark/Portfolio,  $s$ : Szenario,  $t$ : Zeitpunkt (time), mit  $t_0$ : Startzeitpunkt,  $t_1$ : Ende des deterministischen Zeitraums,  $t_2$ : Ende des betrachteten stochastischen Horizontes,  $T_{Zeitscheibe}$ : Zeitraum der Regelleistungsvermarktung

Als Beispiel für die Implementierung in GAMS ist in Abbildung 9 die Zielfunktion des PRL-Modells (hier inklusive Terme für Berücksichtigung von EEG-Marktprämien, EEG-Umlagen/-befreiungen und Netzentgelt/-befreiungen) abgebildet.

<sup>11</sup> Außerdem werden Schlupfvariablen genutzt, um eine Lösbarkeit des Modells auch bei inkonsistenter Parameterwahl sicherzustellen. Diese werden hier nicht gesondert aufgeführt – es existieren, je nach Modellversion und betrachteter Entscheidungssituation, Schlupfvariablen für nicht lieferbare elektrische Energie, nicht herunterregelbare elektrische Energie, sowie für die Unlösbarkeit der Arbitragebedingungen zwischen Stunden- und Viertelstundenhandelsmengen (siehe Abschnitt 5.1.3).

```

objective ..
profit
=e=
sum((week,node) $(card(week) and ord(node)>1), prob_trans('n00',node)*price_PRL(week,node)*q_cap_PRL(week))
+sum((power2gas,fuel,time)$ (unit_fuel(power2gas,fuel)), self_consumption(power2gas)*(expenses_electricity_grid(time)/card(time)))
+sum(time, q_elec_real(time)*spot_price(time,'n00'))
+sum((node $tree_node('n00',node), prob_trans('n00',node)*
( sum(time $nodetime(node,time), q_elec_sol(node,time)*spot_price(time,node))
+sum((time,pv) $nodetime(node,time), q_elec(node,time,pv)*mp(time,pv,node))
+sum((time,wind) $nodetime(node,time), q_elec(node,time,wind)*mp(time,wind,node))
+sum((fuel,time) $nodetime(node,time), q_fuel_sol(node,time,fuel)*(price_fuel(time,fuel)-expenses_fuel_grid(time,fuel)))
+sum((timeblock,time) $tb_time(timeblock,time), price_SRL_pos(timeblock,node)*q_cap_SRL_pos(timeblock)/4)
+sum((timeblock,time) $tb_time(timeblock,time), price_SRL_neg(timeblock,node)*q_cap_SRL_neg(timeblock)/4)
+sum((timeblock,time) $tb_time(timeblock,time), price_MRL_pos(timeblock,node)*q_cap_MRL_pos(timeblock)/4)
+sum((timeblock,time) $tb_time(timeblock,time), price_MRL_neg(timeblock,node)*q_cap_MRL_neg(timeblock)/4)
-1*(sum((time,fuel) $ (nodetime(node,time)), consumed_fuel(node,time,fuel)*(price_fuel(time,fuel)+expenses_fuel_grid(time,fuel)))
+sum((time,emission_fuel) $ (nodetime(node,time)), consumed_fuel(node,time,emission_fuel)*price_co2(time)*emission_factors(emission_fuel))
+sum((time,fuel_storage) $ (nodetime(node,time)), fuel_storage_charge(node,time,fuel_storage)*expenses_fuel_storage_charge(time)|
+fuel_storage_discharge(node,time,fuel_storage)*expenses_fuel_storage_discharge(time))
+sum((time,power2gas), q_elec_p2g(node,time,power2gas)*expenses_electricity_grid(time))
+sum((time,power2heat), q_elec_p2h(node,time,power2heat)*expenses_electricity_grid(time))
+sum((time,unit) $ (nodetime(node,time) and on_off(unit)), U(node,time,unit)*start_up_c(unit))
*Strafterme:
+sum(time $nodetime(node,time), pseudo_demand(node,time) * price_pseudo_demand)
+sum(time $nodetime(node,time), pseudo_production(node,time) * price_pseudo_demand)
)
);

```

Abbildung 9: Zielfunktion des PRL-Optimierungsmodells (Screenshot aus GAMS IDE)

Die implementierten Nebenbedingungen der Optimierung umfassen weiterhin für alle Optimierungsprobleme:

- Eine Bilanzgleichung für elektrische Vermarktungs- und Erzeugungsposition
- Eine Bilanzgleichung für das zugrundeliegende Wärmenetz
- Kapazitätsrestriktionen für konventionelle Erzeugungsanlagen
  - Mindest- und Maximalerzeugung (elektrisch und thermisch)
  - Insbesondere unter Annahme verschiedener Freiheitsgrade der kombinierten Erzeugung von Wärme und Strom in KWK-Anlagen
- Kapazitätsgleichungen für PV- und Windproduktion (in Abhängigkeit des Dargebots und möglicher negative Regelleistungsvermarktung)
- Regelleistungsvermarktungsnebenbedingungen
  - Mindestgebotsgrößen der RL-Märkte
  - Maximale Vorhaltung einzelner Anlagen
  - Summe Einzelvorhaltungen muss Gesamtvermarktung RL entsprechen
- Mindestbetriebszeiten
- Mindeststillstandzeiten
- Rampenrestriktionen (elektrische Laständerungsgeschwindigkeit, ggf. Wärmelaständerungsgeschwindigkeit)
- Brennstoffbilanzgleichung<sup>12</sup>
- Gleichungen zur Berechnung des Eigenverbrauchs des erzeugten PtG-Gases (netzentgeltbefreit)

<sup>12</sup> Die Berücksichtigung dieser Bilanz ist insbesondere für die Optimierung von Portfolios mit Power-to-Gas-Kapazitäten mit potenzieller Gaseinspeicherung notwendig.

- Brennstoffverbrauchsgleichungen (differenziert nach verschiedenen Anlagentypen)
- Speichergleichungen (je für Wärmespeicher, elektrische Speicher, Brennstoffspeicher)
  - Maximale Lade-/ und Entladeleistungen
  - Maximales Speichervolumen
  - Start- und Endfüllstandsvorgaben
- Power-to-X-Technologien
  - Maximale und minimale Leistungen
  - Umwandlungseffizienzen

Auf eine detailliertere Beschreibung der implementierten Nebenbedingungen wird an dieser Stelle verzichtet.

### 5.1.1 Entscheidungsproblem bei einer wochenbasierten Optimierung (Primärregelleistung)

Ein wichtiger Inputwert, der vor Start jedes Optimierungsproblems vorliegen muss, sind die angenommenen Regelleistungspreise. Da diese gemeinsam mit einer korrespondierenden Regelleistungsmenge in eine Auktion geboten werden, sind diese Preise a priori als Variable und nicht als Parameter (zumindest in den ersten drei Entscheidungsstufen, d. h. PRL-, SRL- und MRL-Entscheidung) einzustufen. Damit das oben beschriebene Optimierungsproblem jedoch ein lineares Problem bleiben kann<sup>13</sup>, wird die optimale Gebotspreiswahl in einer vorgezogenen Optimierung bestimmt. Hierbei wird auf einen Ansatz von Swider und Weber (2007) zurückgegriffen, der das Produkt beider Variablen auf Basis der Informationen vergangener Auktionen und der dabei beobachteten Preisverteilungen optimiert.

Der Ansatz von Swider und Weber (2007) maximiert die folgende Zielfunktion:

$$\max_{p^B} \tilde{\pi} = \tilde{L}^A(p^B; L^B)(p^B + \Delta\tilde{p}^V(p^B) - c^B) \quad (5)$$

Mit  $\pi$ : Gewinn,  $p^B$ : gebotener Preis,  $L^B$ : gebotene Menge,  $\tilde{L}^A$ : Zuschlagswahrscheinlichkeit,  $\Delta\tilde{p}^V$ : Einbuße durch Preisdumping,  $c^B$ : Kosten des Regelleistungsgebots

Während die Modellierung der Zuschlagswahrscheinlichkeit für gegebene Gebotspreis-/Gebotsmengenkombinationen über historische Auktionsergebnisse erfolgt, müssen die Kosten der Regelleistungsgebotsabgabe zur Laufzeit durch das Modell errechnet werden. Diese Kosten entsprechen den durch die Abgabe des Gebotes entstehenden Opportunitätskosten des Regelleistungs-

---

<sup>13</sup> Es gilt Erlös=Gebotspreis·Gebotsmenge, falls das Gebot bezuschlagt wird. Folglich besteht hier eine multiplikative Verknüpfung zweier Optimierungsvariablen, wodurch die vorteilhaften Lösungseigenschaften linearer Probleme (insb. bzgl. deterministischer Lösbarkeit, Eindeutigkeit der Lösung und Rechenzeit bei Anwendung von Standardsolvern) verloren gehen.

anbieters, die in entgangene Profite im elektrischen Wirkleistungsmarkt und Kosten durch regelleistungsgebotsbedingten Must-run unterteilt werden können (Furtwängler und Weber 2019)<sup>14</sup>. Die iterative Berechnung der Opportunitätskosten für das zugrundeliegende Portfolio mit darauf aufbauender Gebotsoptimierung findet im Regelleistungsgebotstool bereits vor der Portfoliooptimierung statt. Die Outputpreise des Tools gehen als Regelleistungspreisszenarien in das Optimierungsproblem ein – die Mengen können jedoch noch angepasst und insbesondere durch den Solver auf null gesetzt werden, sollte eine andere Vermarktung (oder gar keine Vermarktung) eine günstigere Opportunität darstellen.

Der Optimierungszeitraum der PRL-Entscheidung beginnt um 12 Uhr des PRL-Auktionstages. Die Auktion findet gemäß des Beschlusses BK6-10-097 der Bundesnetzagentur (BNetzA 2011) wöchentlich dienstags um 15 Uhr für die jeweilige Folgewoche statt<sup>15</sup>.

Für die PRL-Entscheidung müssen folglich alle relevanten Regelleistungsprodukte der Folgewoche modelliert werden, d.h.

- 1 Primärregelleistungsprodukt
- 84 Sekundärregelleistungsprodukte (6 Zeitscheiben mal 2 Richtungen mal 7 Tage)
- und 84 Minutenreserveleistungsprodukte (6 Zeitscheiben mal 2 Richtungen mal 7 Tage)

Außerdem werden die Regelleistungsprodukte zwischen Auktionstag und Beginn der Folgewoche berücksichtigt, d. h. je 60 zusätzliche SRL- und MRL-Produkte (6 Zeitscheiben mal 2 Richtungen mal 5 Tage). Die Ergebnisse der Regelleistungsauktionen für den Auktionstag selbst, sowie der Primärregelleistungsauktion der aktuellen Woche, sind bereits bekannt.

Aufgrund der sich ergebenden Problemkomplexität und resultierenden Rechenzeiten wird auf eine detaillierte Abbildung des Viertelstundenhandels in der PRL-Optimierung verzichtet. Es werden lediglich stündliche Strompreispfade als Opportunität zur Primärregelleistung modelliert. Hierdurch kann es insbesondere durch eine Unterschätzung negativer viertelstündlicher Preisausschläge prinzipiell zu einer leichten Unterschätzung der Must-run-Opportunitätskosten der Regelleistungsvorhaltung kommen.

Die Laufzeit einer PRL-Optimierung inkl. sämtlicher Unsicherheitsfaktormodellierungen und Regelleistungsgebotsberechnungen beträgt in einem deterministischen Szenario des in AP 8 betrachteten KWK-Portfolios (vgl. Abschnitt 9.1.1) mit 12 Spotgebotsintervallen in einer zufällig

---

<sup>14</sup> Entgangene Profite entstehen, wenn das vermarktete Regelleistungsband bei Vermarktung im Spotmarkt zu zusätzlichen Einnahmen geführt hätte (wenn der Spotpreis also die marginalen Kosten des Kraftwerks übersteigt), Must-run-Kosten entstehen, wenn das Kraftwerk bei Reaktion auf den Spotpreis nicht betrieben werden würde, da die marginalen Kosten den Spotpreis übersteigen, es durch die Regelleistungsvermarktung und technische Restriktionen jedoch dennoch produzieren und am Spotmarkt vermarkten muss.

<sup>15</sup> Hiervon kann in Einzelfällen abgewichen werden, insb. wenn es sich beim fraglichen Dienstag um einen Feiertag handelt. Im gewählten Testzeitraum des Modells (Jahr 2016) fällt kein Feiertag auf einen Dienstag, sodass dies für den zu modellierenden Prototypen vorerst nicht weiter beachtet werden muss.

gewählten Januarwoche ca. neun Minuten<sup>16</sup>, wobei etwa vier Minuten auf das Regelleistungsgebotstool und 30 Sekunden auf die Portfoliooptimierung inkl. Modellinputgenerierung verwendet werden. Eine stochastische Optimierung mit 15 Strompreis- und Wärmeszenarien in einem ansonsten unveränderten Setting benötigt hingegen knapp fünfzehn Minuten, wobei die Laufzeit des Regelleistungsgebotstools annähernd konstant bleibt, die Laufzeit der GAMS-Optimierung jedoch auf knapp sechs Minuten anwächst. Für eine höhere Szenarioanzahl erhöht sich die Laufzeit der Optimierung überproportional. Für 30 Szenarien beträgt die Gesamtzeit der Optimierung bei ansonsten gleichen Gegebenheiten ca. 29 Minuten, wovon über 20 Minuten auf die GAMS-Optimierung entfallen, bei 60 Szenarien steigt die Gesamtrechenzeit auf knapp zwei Stunden. Diese Rechenzeiten machen einen Einsatz dieses Modells mit dieser Szenariozahl in der Praxis impraktikabel.

### **5.1.2 Entscheidungsproblem bei einer tagesbasierten Optimierung (Sekundärregelleistung, Minutenreserve, Day-Ahead, Intraday-Auktionsmarkt)**

Während im PRL-Fall lediglich auf Stundenbasis optimiert wird, wodurch eine Abbildung der Opportunitäten der Viertelstundenvermarktung durch die Intraday-Eröffnungsauktion und viertelstündliche Speicherfahrweisen nicht abgebildet werden, ist in den folgenden Entscheidungsstufen die Integration von Viertelstundenmengen und -preisen implementiert. Hierbei sind Viertelstundenpreise als zusätzliche Unsicherheitsfaktoren zu berücksichtigen, was die Komplexität des Optimierungsmodells erhöht.

Gleichzeitig verringert sich jedoch der relevante Optimierungshorizont, wodurch Rechenkomplexität eingespart werden kann. Dies gilt nicht nur für die eigentliche Kraftwerkseinsatzoptimierung des Portfolios, sondern auch bereits für das vorgelagerte Regelleistungsgebotstool, da weniger Produkte betrachtet werden müssen.

Eine Übersicht über den betrachteten Optimierungszeitraum und die stochastische Entscheidungsstruktur der Optimierungen (bis einschließlich Intraday-Eröffnungsauktion) kann Abbildung 10 entnommen werden. Wie in Abschnitt 4.1 beschrieben, sind die Ergebnisse für die Produkte des ersten Tages (Stufe 1) bereits bekannt und werden im deterministischen Teil des Optimierungsproblems auf die verfügbaren Anlagen verteilt. Die beiden folgenden Tage stellen den stochastischen Teil der Optimierung dar. Tag 2 ist dabei der momentan optimierte Tag, für den Vermarktungsentscheidungen getroffen werden müssen.

---

<sup>16</sup> Inklusive ca. zwei Minuten Einlesezeit von historischen Preisen und Einspeisezeitreihen, welche nicht zwangsläufig zu jeder Optimierung erfolgen müssen.

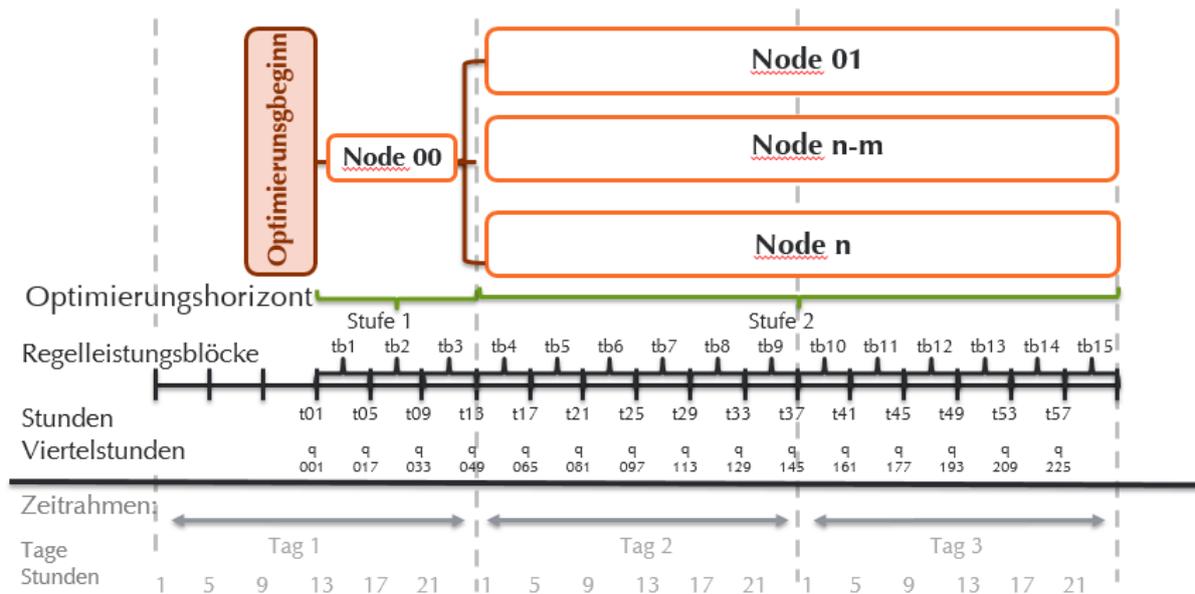


Abbildung 10: Relevante Produkte, deterministische und stochastische Entscheidungshorizonte im 60h-Fall

Zur Performanceoptimierung werden vier verschiedene Optimierungsversionen erstellt, die durch den Parameter `intOptVersion` im Matlab-Steuerungskript des Gesamtmodells gesetzt werden können:

- Version 1 enthält die „Vollversion“ des Optimierungsmodells, in dem für Viertelstundenprodukte und Stundenprodukte Gebotskurven erstellt werden, sowie die Abbildung von PtG-Technologien, sowie von Brennstoffspeichern, sowie Netzentgelten und EEG-Umlagen erfolgt.
- Version 2 enthält eine reduzierte Code-Version, in der für Viertelstundenprodukte und Stundenprodukte Gebotskurven erstellt werden; jedoch keine Abbildung von Power-to-Gas-Technologien, sowie von Brennstoffspeichern, sowie Netzentgelten und EEG-Umlagen erfolgt. Je nach Zusammensetzung des Portfolios kann diese Codeversion laufzeittechnische Vorteile gegenüber Version 1 aufweisen.
- Version 3 enthält eine reduzierte Code-Version, in der nur Viertelstundenprodukte betrachtet werden, jedoch die Abbildung von PtG-Technologien, sowie von Brennstoffspeichern, sowie Netzentgelten und EEG-Umlagen erfolgt. In der Day-Ahead-Vermarktung erfolgt die Berechnung der Gebotskurve, indem aus den vier Gebotskurven der Viertelstunden per Mittelwertbildung eine stündliche Gebotskurve bestimmt wird. Diese Optimierungsversion weist i. A. deutliche Laufzeitverbesserungen gegenüber Version 1 auf.
- Version 4 enthält beide unter 2 und 3 genannten Vereinfachungen und weist i. A. deutliche Laufzeitverbesserungen gegenüber Version 2 auf.

Für die Optimierungen für SRL-, MRL- und Day-Ahead-Auktion muss außerdem beachtet werden, dass zwischen stündlichen und viertelstündlichen Produkten Arbitrage durch den Solver

vermieden werden muss. Hier ist durch eine zusätzliche Nebenbedingung („noarbitrage“) garantiert, dass die zukünftige Vermarktung in der Intraday-Eröffnungsauktion über alle Viertelstunden einer Stunde in Summe null beträgt, um reine Handelsgeschäfte zur Optimierung gegen den Stundenhandel in diesen Optimierungen zu verhindern<sup>17</sup>. Diese Bedingung ist für die Intraday-Eröffnungsauktion, d.h. nach erfolgter Stundenvermarktung aufgehoben<sup>18</sup>. Auch dies ist durch je einen separaten Optimierungscode für die vier oben genannten Optimierungsversionen umgesetzt.

Neben dieser Unterteilung existieren für die Anwendung des Modells in den Anwendungsstudien des AP 8 sowie den strategischen Investitionsentscheidungen des Arbeitspaketes 5 noch zwei verschiedene OptimierungsCodes für die den verschiedenen Vermarktungsstufen nachgelagerte Einsatzoptimierung („Dispatch“), in denen ebenfalls zwischen „Vollversion“ und reduziertem Technologieangebot unterschieden werden kann. Diese letztgenannte Einsatzoptimierung erzeugt neben den zuvor ermittelten Vermarktungsmengen und –preisen weitere relevante Ergebnisse (Kraftwerkseinsatzrestriktionen und Speicherstände), die für Langfristanwendungsstudien an die Optimierung des jeweils folgenden Tages übergeben werden müssen. Hier ist eine geänderte Aufteilung zwischen deterministischem und stochastischem Entscheidungszeitraum anzunehmen, da auch die Vermarktungen des zweiten Tages nun feststehen. Die neue Entscheidungsstruktur ist Abbildung 11 zu entnehmen.

Im realen Marktumfeld sind zusätzlich zu einer Einsatzoptimierung auch weitere kurzfristige Handloptionen durch den kontinuierlichen Intradayhandel (siehe folgender Abschnitt 5.1.3) gegeben. In den Anwendungsstudien des Arbeitspakets 8, sowie in den strategischen Entscheidungsproblemen des Arbeitspaketes 5 wird hiervon weitgehend abstrahiert, da keine Daten für entsprechende Unsicherheitsmodellierungen zur Verfügung stehen.

---

<sup>17</sup> Im Extremfall wäre bei nicht-arbitragefreien Preisszenarien für zusammengehörige Intraday- und Day-Aheadprodukte sonst eine Lösbarkeit des Modells nicht garantiert, da sich ein unbeschränktes Problem ergeben könnte. Dem kann zwar durch die Einführung von zusätzlichen Vermarktungsgrenzen (z.B. für beide Märkte kein Verkauf > Erzeugungskapazität möglich) entgegengewirkt werden, dennoch werden dann spekulative Geschäfte, z.B. Leerverkäufe, getätigt, die den Wert einer stochastischen Optimierung verzerren. Die Ermöglichung reiner Spekulationsgeschäfte werden für dieses Forschungsprojekt nicht als Forschungsgegenstand und –ziel betrachtet.

<sup>18</sup> Diese Nebenbedingung ist außerdem in dieser Form nur für Codeversion 1 und 2 implementiert, wenn lediglich Viertelstundenprodukte betrachtet werden, ist sie nicht notwendig.

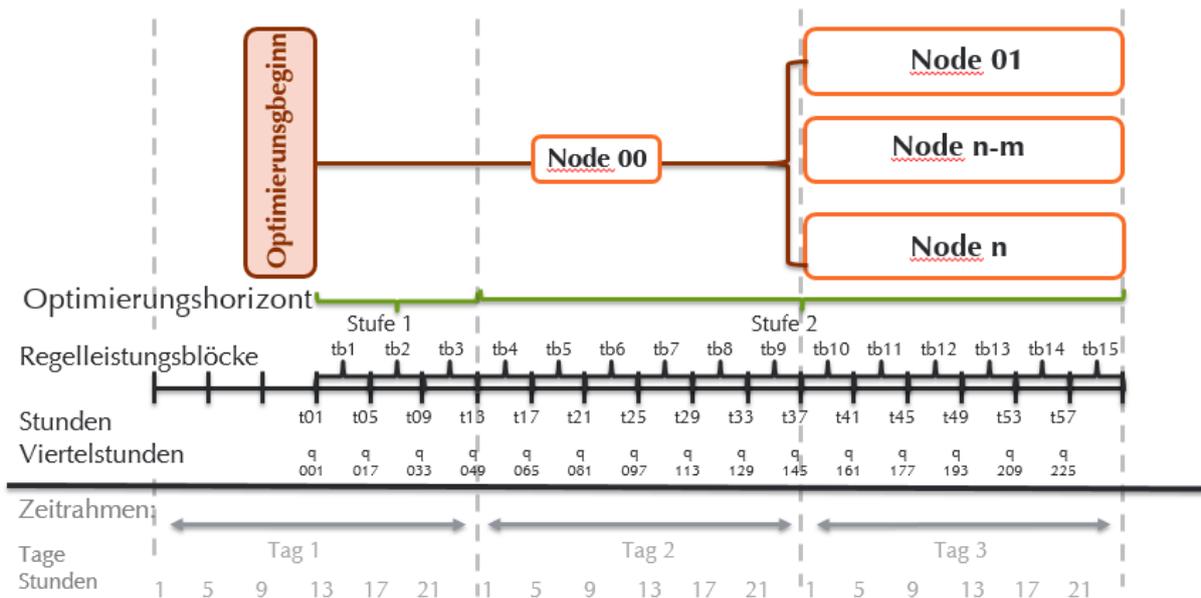


Abbildung 11: Geänderte deterministischer und stochastischer Optimierungshorizonte während der Einsatzoptimierung für den zweiten Tag

Die Auswertung der Optimierungsergebnisse erfolgt für diese Studien in einem nachgelagerten Matlab-Skript durch die Simulation der Marktergebnisse nach Abgabe der jeweiligen Gebote. Hier wird für die Day-Ahead- und die Intraday-Eröffnungsauktionsprodukte wie in Abbildung 8 dargestellt vorgegangen – über die ermittelte Gebotskurve und den tatsächlich eingetretenen Marktpreis wird die vermarktete Menge bestimmt. Für die Regelleistungsprodukte wird der durch das Regelleistungsgebotstool errechnete Gebotspreis mit dem tatsächlich historisch höchsten zugeschlagenen Gebotspreis des Regelleistungsprodukts verglichen. Ist der bestimmte Preis höher als der historisch erzielte Preis, wird die Vermarktungsmenge auf null gesetzt (kein Zuschlag), ansonsten wird die durch das Kraftwerksoptimierungsmodell berechnete Menge vermarktet.

### 5.1.3 Entscheidungsproblem im kontinuierlichen Intradayhandel

Nachgelagert zu den in den beiden vorangegangenen Optimierungsvarianten ist in einem realen Marktumfeld eine weitere Vermarktungsoption durch den kontinuierlichen Intradayhandel gegeben. Hier wird im Gegensatz zu den bislang diskutierten Vermarktungssituationen nicht in einer einmaligen Auktion gehandelt, es sind vielmehr ab der Bekanntgabe der Intraday-Auktionsergebnisse kontinuierlich Handelsgeschäfte möglich. Dies macht eine Änderung der Abgebildeter Mengen notwendig.

Während gehandelte Handelsmengen weiterhin durch einen realen Kraftwerkspark bedient werden müssen und diese Nebenbedingungen daher weiter Teil des Optimierungsmodells sind, entfallen die Nebenbedingungen zur Beschreibung von Gebotskurven. Vielmehr ist das aktuelle Orderbuch, in Form von Leistungsscheiben und zugehörigen Preisen für die handelbaren Stunden- und Viertelstundenprodukte abzubilden. Dies wird durch die Nachbildung der Verkauf- und Kaufseiten durch eine Stufenfunktion erreicht. Durch die Platzierung einer sogenannten Market

Order, können Mengen zu den zugehörigen Preisen bezogen werden. Hierbei ist jedoch ein Preiseffekt durch das eigene Handeln zu erwarten. Dieser Effekt wird in Abbildung 12 verdeutlicht.

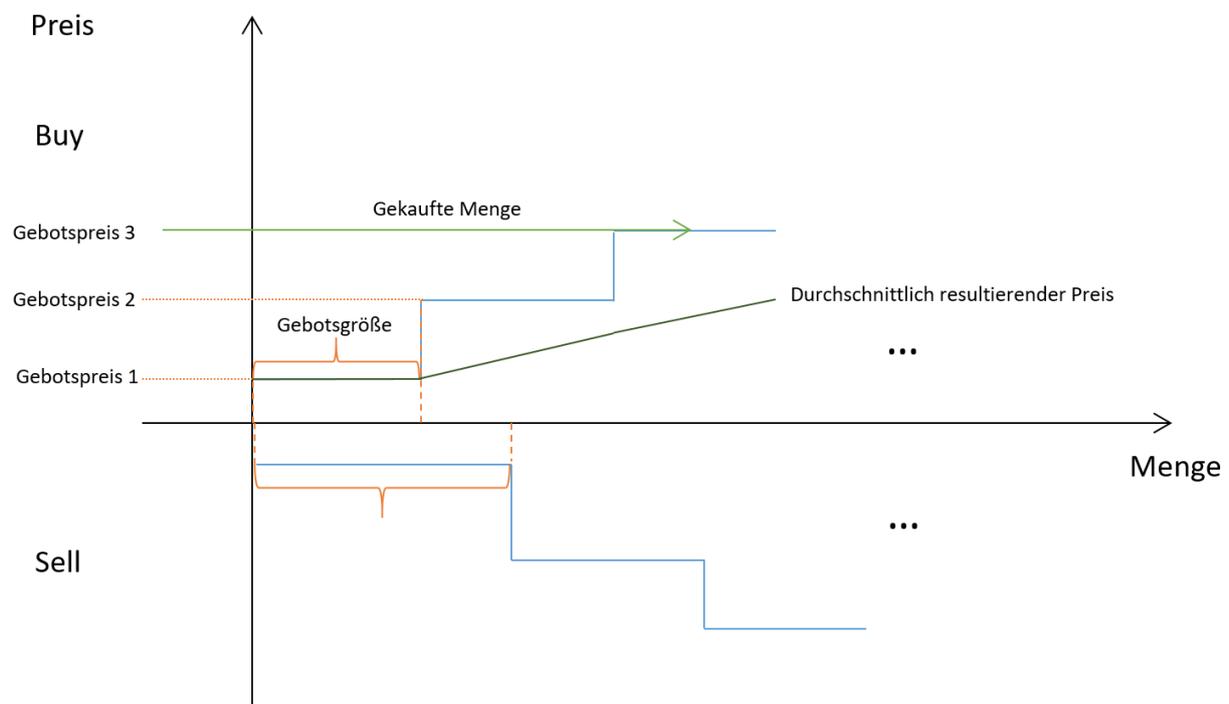


Abbildung 12: Im Modell abgebildete Funktionsweise des kontinuierlichen Intradaymarktes

Da die Liquidität des kontinuierlichen Intradayhandels im Zeitverlauf zunimmt, ist es ggf. nicht sinnvoll, sämtliche offenen Positionen bereits zum Zeitpunkt der Optimierung zu schließen, da zu einem späteren Zeitpunkt die Orderbuchtiefe (im Sinne der erwarteten Leistungsscheiben) kurz vor Gate Closure eines Intradayproduktes im Allgemeinen zunimmt (Balardy 2018). Daher werden zwei mögliche Handelszeitpunkte pro Produkt abgebildet (jetzt vs. später), wobei die verfügbare Handelsmenge je Preisniveau später höher ist. Im kontinuierlichen Intradaymarkt sind dabei sowohl viertelstündliche als auch stündliche Produkte handelbar und daher auch im Modell abgebildet<sup>19</sup>. Es wird dabei über die gehandelte Menge entschieden – die erzielten Preise sind ein Modellergebnis, sodass kein Endogenitätsproblem (durch Multiplikation von Preis und Menge, vgl. Diskussion zu Regelleistungsgeboten in Abschnitt 5.1.1) entsteht.

Trotz einer hohen Anzahl an Entscheidungsvariablen (vgl. Abbildung 13) ist die Performance des Optimierungsmodells (reine GAMS-Optimierung, ohne Steuerungsskript und Inputerzeugung) im Rahmen der zeitlichen Ansprüche. In einem einfachen Beispielfall mit 24 stündlichen Produkten und 96 Viertelstundenprodukten eines Tages und der dahinterstehenden Vermarktung einer rein elektrischen Turbine beträgt die Optimierungszeit ca. 10-30 Sekunden, was für eine Entscheidungsunterstützung im kontinuierlichen Intradaymarkt noch ausreichend ist.

<sup>19</sup> Im Gegensatz zur Intraday-Eröffnungsauktion, in der nur viertelstündliche Produkte handelbar sind.

```

*****
*
*      DEFINITION OF VARIABLES
*
*****
binary variable  O(node,time,unit)                'variable indicating state of unit 1-on 0-off';
O.fx(node,time,unit)$(not on_off(unit))-0;
O.fx(node,time,unit)$(not nodetime(node,time))-0;
binary variable  O_pump(node,time,unit)          'das Gleiche für Pumpen bei Pumpspeichern';
free variable    profit                          'objective for unrelaxed problem';
free variable    q_elec(node,time,unit)          'electric power from turbines';
q_elec.lo(node,time,unit) $(not pumped_storage(unit)) = 0;
q_elec.fx(node,time,unit) $(not nodetime(node,time))-0;
free variable    q_heat(node,time,unit)          'thermal power from units';
q_heat.lo(node,time,unit)$(not heat_storage(unit)) = 0;
q_heat.fx(node,time,unit)$(not nodetime(node,time))-0;
positive variable q_elec_sol(time)              'electric power sold to the 1/4h ID-market' ;
positive variable q_elec_buy(time)              'electric power bought from the 1/4h ID-market' ;
positive variable q_elec_sol_h(hour)            'electric power sold to the 1h ID-market' ;
positive variable q_elec_buy_h(hour)            'electric power bought to the 1h ID-market' ;
positive variable q_elec_sol_later(time)        'electric power sold later to the 1/4h ID-market' ;
positive variable q_elec_buy_later(time)        'electric power bought later from the 1/4h ID-market' ;
positive variable q_elec_sol_later_h(hour)      'electric power sold later to the 1h ID-market' ;
positive variable q_elec_buy_later_h(hour)      'electric power bought later to the 1h ID-market' ;
positive variable q_elec_sol_step(time,curve_amount_negative) 'electric power sold to the 1/4h ID-market per order' ;
positive variable q_elec_buy_step(time,curve_amount_positive) 'electric power bought from the 1/4h ID-market per order' ;
positive variable q_elec_sol_step_h(hour,curve_amount_negative_h) 'electric power sold to the 1h ID-market per order' ;
positive variable q_elec_buy_step_h(hour,curve_amount_positive_h) 'electric power sold to the 1h ID-market per order' ;
positive variable q_elec_sol_step_later(time,curve_amount_negative) 'electric power sold to the 1/4h ID-market per order' ;
positive variable q_elec_buy_step_later(time,curve_amount_positive) 'electric power bought from the 1/4h ID-market per order' ;
positive variable q_elec_sol_step_later_h(hour,curve_amount_negative_h) 'electric power sold to the 1h ID-market per order' ;
positive variable q_elec_buy_step_later_h(hour,curve_amount_positive_h) 'electric power sold to the 1h ID-market per order' ;
positive variable q_turb(node,time,unit)        'Variable für Turbinieren';
positive variable q_pump(node,time,unit)        'Variable für Pumpen';
positive variable vol_curr(node,time,unit)      'der aktuelle Füllstand des Speichers, gemessen in MWh physikalischer Energie';
positive variable vol_curr_he(node,time,unit)   'der aktuelle Füllstand des Speichers, gemessen in MWh physikalischer Energie';
positive variable vol_curr_fuel_storage(node,time,unit) 'der aktuelle Füllstand des P2G-Speichers, gemessen in MWh physikalischer Energie';
positive variable q_heat_tra(node,time,network,network2) 'heat transfered between networks';
positive variable q_fuel(node,time,unit)        'fuel power used per plant';
q_fuel.fx(node,time,power2gas)-0;
q_fuel.fx(node,time,fuel_storage)-0;
q_fuel.fx(node,time,unit)$(not nodetime(node,time))-0;
positive variable consumed_fuel(node,time,fuel) 'fuel power used per fuel';
consumed_fuel.fx(node,time,fuel)$(not nodetime(node,time))-0;
positive variable fuel_storage_charge(node,time,fuel_storage) 'Beladung des GaszwischenSpeichers';
positive variable fuel_storage_discharge(node,time,fuel_storage) 'Entladung des GaszwischenSpeichers';
positive variable r(node,time,unit)             'Produktion über Mindestleistung';
positive variable q_elec_p2h(node,time,power2heat) 'Einspeisung in Power-to-Heat Komponenten';
q_elec_p2h.fx(node,time,power2heat)$(not nodetime(node,time))-0;
*positive variable q_heat_p2h(node,time,unit)    'Wärmeoutput von Power-to-Heat Komponenten';
positive variable q_elec_p2g(node,time,power2gas) 'Einspeisung in Power-to-Gas Komponenten';
q_elec_p2g.fx(node,time,power2gas)$(not nodetime(node,time))-0;
positive variable q_fuel_prod(node,time,power2gas) 'Gasoutput von Power-to-Gas Komponenten';
positive variable q_fuel_sol(node,time,fuel)      'Verkauf von P2G an das Netz';
free variable    fuel_self_consumed(fuel)        'fuel produced and self-consumed by P2G over entire period';
binary variable  non_positive_self_consumption(power2gas) 'auxiliary variable to enable zero self_consumption in target function';
free variable    self_consumption(power2gas)      'power2gas that was converted back to electricity';
free variable    price_sum(time)                  'spot price for 1/4h resulting from order book';
free variable    price_sum_h(hour)                'spot price for 1h resulting from order book';
free variable    price_sum_later(time)            'spot price for 1/4h later';
free variable    price_sum_later_h(hour)          'spot price for 1h later';
*Slack Variablen *
positive variable pseudo_demand(node,time)        'slack variable for demand';
positive variable pseudo_production(node,time)    'slack variable for production';

```

Abbildung 13: Ausschnitt aus der Variablenliste des kontinuierlichen Intradaymodells

Hierbei ist sowohl eine deterministische, als auch eine stochastische Abbildung des später zu erwartenden Intraday-Orderbuchs prinzipiell denkbar. Im Zuge dieses Projektes wurde aufgrund mangelnder verfügbarer historischer Daten auf eine stochastische Abbildung der späteren Orderbuchtiefe und somit auch auf die Implementierung einer stochastischen Optimierung verzichtet. Dennoch stellen sich hier interessante weitere Forschungsfragen, die bei einer günstigeren Informationslage ein interessantes Handlungsfeld für künftige Forschungsvorhaben darstellen. Hierbei wird allerdings voraussichtlich die Beibehaltung der für die Realanwendung notwendigen niedrigen Rechenzeiten ein zentrales Problem darstellen.

## 5.2 Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten

Die Zerlegung des relevanten Entscheidungsproblems aus Anwendersicht unter Unsicherheit konnte in diesem Projekt erfolgreich umgesetzt werden. Hierbei wurden viele Erkenntnisse bezüglich des Zusammenspiels der verschiedenen Märkte gewonnen. Insbesondere zeigt sich ein starker Rechenzeiteffekt durch die Elimination des (bei Arbitragefreiheit redundanten) Stunden-Stromproduktes im 60-Stundenfall (bzw. 240-Viertelstundenfall), ohne dass sich hierdurch ein

negativer Effekt auf den Wert der Zielfunktion ergibt. Tabelle 4 zeigt den Rechenzeiteffekt für einen beispielhaften SRL-Vermarktungsfall<sup>20</sup>.

Tabelle 4: Exemplarischer Rechenzeitvergleich (nur GAMS-Optimierungscode)

Szenarien	Optimierungsversion			
	Codeversion 1 („Vollversion“)	Codeversion 2 („keine PtG/PtH- Technologien“)	Codeversion 3 („keine Stunden- gebotskurven“)	Codeversion 4 („keine PtG/PtH- Technologien, keine Stunden- gebotskurven“)
1	38,7 s	31,8 s	27,5 s	24,8 s
5	82,1 s	59,2 s	40,4 s	49,2 s
10	134,3 s	118,0 s	59,2 s	55,8 s
15	209,4 s	113,0 s	76,7 s	74,5 s

Insbesondere für Langzeitanwendungsstudien sind also die Codeversionen 3 und 4 rechenzeit-technisch zu bevorzugen. Während der Anwendungen wird kein nennenswerter Informationsverlust durch den Verzicht auf eine stündliche Gebotskurve deutlich, was insbesondere der implementierten Arbitragevermeidungsbedingung der Codeversionen 1 und 2 (siehe Abschnitt 5.1.2) geschuldet ist.

Wie bereits in Abschnitt 5.1.3 benannt, wird auf eine stochastische Optimierung der kontinuierlichen Intradayhandelsgebote aufgrund mangelnder Preisdaten vorerst verzichtet. Für weitere Forschungen in diesem Bereich stellen diese jedoch einen interessanten Ansatzpunkt dar.

<sup>20</sup> Für einen Wintertag im Januar 2016, zuvor wurde bereits PRL vermarktet. Es wurden 12 Vermarktungsintervalle angenommen. Das zugrundeliegende Portfolio ist das für die Anwendungsstudien des AP 8 für das Jahr 2016 beschriebene Portfolio.

## **6 Formulierung und Zerlegung des Optimierungsproblems unter Unsicherheit für die strategische Entscheidungsunterstützung (Arbeitspaket 5)**

In Ergänzung zu den in AP 4 entwickelten Entscheidungsproblemen für die operative Entscheidungsunterstützung werden in AP 5 Methoden entwickelt, um auch strategische Entscheidungen mit einem Zeithorizont von einem oder mehreren Jahren zu unterstützen. Im Folgenden wird dies anhand einer Investitionsentscheidung dargestellt, jedoch ermöglicht die allgemein gehaltene Struktur des Rechenkerns und des Prototypens vielfältige Anwendungen für Langfristentscheidungen.

Vor dem Hintergrund eines zukünftigen, regenerativ dominierten Energiesystems werden in AP 5 vor allem auch die Voraussetzungen für die Bewertung von flexibilitätsfördernden Anlagen wie bspw. Wärmespeicher, Power-to-Heat- oder Power-to-Gas-Anlagen sowie Batteriespeicher geschaffen und diese Anlagentypen in den Rechenkern integriert. Zusätzlich werden Methoden identifiziert, die längerfristige Unsicherheiten in einer Kombination aus Szenarien und stochastischen Prozessen im längerfristigen Horizont angemessen abbilden.

### **6.1 Wissenschaftliche Ergebnisse**

Damit mit dem entwickelten Tool auch längerfristige Entscheidungsprobleme, allen voran Investitionsentscheidungen, bewertet werden können, müssen drei Dinge erfüllt sein:

1. Potenziell relevante zukünftige Technologien müssen im Tool abbildbar sein.
2. Das Tool muss längere – auch zukünftige – Zeiträume verarbeiten und evaluieren können.
3. Es müssen längerfristige Szenarien entwickelt werden und ein Übergang zwischen den in AP 2 modellierten und den exogen recherchierten Zukunftsszenarien gefunden werden.

Vor dem Hintergrund der voranschreitenden Energiewende und einem zukünftigen, regenerativ dominierten Energiesystem sind zukünftig neben KWK-Anlagen vor allem auch Speichertechnologien und Flexibilität-steigernde Technologien wie Power-to-X-Anlagen wichtiger Bestandteil des Energiesystems. Aus diesem Grund kann das entwickelte Tool diese Anlagen sowohl in der kurzfristigen Optimierung als auch in längerfristigen Zukunftsszenarien berücksichtigen. Dies beinhaltet neben der reinen technischen Berücksichtigung dieser Technologien (zeichnen- und konfigurierbar in BoFiT und auswertbar im Rechenkern) auch die Berücksichtigung zusätzlicher Zahlungsströme wie spezielle Förderungen und Abgaben, deren Höhen flexibel gesetzt werden können.

Damit das Tool für die Berechnung längerer – vor allem zukünftiger - Zeiträume verwendet werden kann, müssen wiederum drei Bedingungen erfüllt sein: Erstens muss sichergestellt sein, dass

die zukünftig relevanten Vermarktungsformen mithilfe des Tools abbildbar sind. Durch die Berücksichtigung der im Sommer 2018 neu eingeführten Ausschreibungsrhythmen im Bereich der Sekundär- und Minutenreserve (vgl. Abschnitt 3.1.1) berücksichtigen wir aktuelle Entwicklungen auf dem deutschen Energiemarkt und stellen so sicher, dass – unter Annahme gleicher marktregulatorischer Gegebenheiten – auch zukünftige Investitionsentscheidungen mit dem Tool bestmöglich bewertet werden können.<sup>21</sup> Zweitens muss das Tool in einen „Langfrist“-Modus versetzt werden können. Dieser Modus stellt sicher, dass alle für einen langen Zeitraum relevanten Daten eingelesen werden und ggf. entsprechende Kennzahlen (Barwert) ermittelt werden. Durch die allgemeine Architektur des Rechenkerns können längerfristige Berechnungen ähnlich zu einzelnen, kurzfristigen Berechnungen ausgeführt werden. Durch Setzen eines Schalters im Prototypen können beliebig viele Entscheidungssituationen für beliebige Zeitpunkte rollierend hintereinander ausgeführt werden (in BoFiT entspricht dies einem „Ablauf“). Dabei wird der maximale Optimierungszeitraum nicht verändert und verbleibt bei maximal 300 h. Lediglich die ermittelten Zwischenergebnisse (insb. Speicherfüllstände und Vermarktungsergebnisse) werden jeweils übergeben. Die restlichen Inputdaten werden rollierend neu eingelesen. Der dritte Aspekt für die Anwendung des Tools zur Bewertung längerfristiger Zukunftsszenarien ist eine entsprechende langfristige Datenbasis. Es müssen konsistente Daten und Szenarien für die zu bewertende zukünftige Periode vorliegen und an den Rechenkern übergeben werden. Im folgenden Abschnitt 6.2 werden Szenarien entwickelt, die für eine Investitionsentscheidung im Jahr 2035 benötigt werden. In Kapitel 9.1.2 erfolgt dann die konkrete Anwendung dieser Investitionsbewertung.

## **6.2 Setup für die Anwendung bei strategischen Langfristentscheidungen**

Aufgrund der allgemeinen Architektur des Prototypens können mit dem entwickelten Tool Deckungsbeiträge für längerfristige Zeiträume ermittelt werden. Da die im Rahmen des Projektes entwickelten Unsicherheitsmodellierungen auf einer gegebenen Historie basieren (vgl. Kapitel 3), ist für die analoge Simulation von Wochen oder Jahren notwendig, dass ein zukünftiges Szenario auch eine entsprechende (zukünftige) Historie beinhaltet. Für einen vollständigen Lauf in einer beliebigen Periode werden DA-, IDA-, Brennstoff- und Reserveleistungspreise sowie eine Wärmenachfrage benötigt. Diese Preise müssen somit sowohl für die betrachtete Periode als auch in Form einer Historie im Zeitraum davor vorhanden sein.

DA, IDA und CO<sub>2</sub>-Preis können mit lehrstuhlinternen Modellen endogen bestimmt werden. Der Kraftwerkspark kann in Abhängigkeit von Brennstoffpreisen, Nachfrage und CO<sub>2</sub>-Ziel ermittelt werden. Das Investitionsmodell „E2M2s“ verwendet Typtage. Darum werden in einem zweiten

---

<sup>21</sup> Die jüngst beschlossenen Veränderungen hinsichtlich der Rahmenbedingungen bei der PRL-Auktion sind während der Projektlaufzeit nicht umgesetzt worden. Jedoch wird die gesamte Entscheidungsstruktur durch die Änderung verschlankt und die entwickelten Methodiken für die SRL- und MRL-Vermarktung könnten zukünftig auch auf die PRL-Entscheidung übertragen werden.

Schritt stündliche Spotpreise mit dem Modell „ParFuM“ simuliert. Stochastische Abweichungen, sowie die Abweichungen zwischen DA und IDA- Preisen können mit einem Faktor-ARMA-Modell, das mit Daten von 2016 geschätzt wurde, simuliert werden.

Eine Bestimmung konsistenter Regelleistungspreise ist hingegen nicht ohne weiteres möglich. Aufgrund einer höheren Nachfrage nach Flexibilität könnten die Preise am Regelenergiemarkt steigen, aufgrund eines höheren Angebots an Flexibilität (z.B. Batteriespeicher) könnten letztere auch sinken. Eine Reduzierung des Modells z.B. die Vernachlässigung des Regelenergiemarktes kann vorgenommen werden, um die Rechenzeit zu reduzieren. Dies kann jedoch zu einer Unterschätzung der Deckungsbeiträge führen. Da die Rechenzeit akzeptabel ist, wird der Regelenergiemarkt in den Szenarien betrachtet und angenommen, dass die Preise konstant bleiben.

Vor dem Hintergrund der voranschreitenden Energiewende ist es in NRW besonders interessant, welche Potenziale sich durch KWK- und PtX-Anlagen ergeben. Da diese Anlagen i. d. R. nicht einzeln, sondern im Verbund betrieben werden, ist eine Bewertung einer einzelnen Anlage mit dem entwickelten Tool zwar möglich, aber nicht zielführend. Vor allem bei der Vermarktung von Regelenergie oder der Kombination mit fluktuierenden erneuerbaren Energien-Anlagen können entsprechende Anlagen ihren Wert entfalten und sollten somit stets im Portfolio-Kontext bewertet werden. In solchen Fällen ist es nicht möglich, die Deckungsbeiträge einer einzelnen Anlage zuzuschreiben. In den durchgeführten Anwendungsstudien zur Langfristbewertung werden somit z. B. die Deckungsbeträge eine PtG Anlage ermittelt, indem ein gegebenes Portfolio um eine PtG-Anlage erweitert wird und im Anschluss die Deckungsbeiträge mit der des Portfolios ohne PtG-Anlage verglichen werden.

Desweiteren muss überlegt werden, für welchen Zeitraum Deckungsbeiträge ermittelt werden sollen. Ab dem Bau einer Anlage wird sich der Deckungsbeitrag der Anlage über die Jahre verändern. Eine Simulation von zehn Jahren und mehr ist aufgrund der hohen Rechenzeit nicht praktikabel. Eine Vereinfachung kann jedoch vorgenommen werden, wenn man eine kürzere Periode stellvertretend für einen längeren Zeitraum betrachtet. Wenn die Annahme einer linearen Änderung der Deckungsbeiträge zutrifft, bietet eine stellvertretende Periode eine gute Näherung.

Unter der Annahme von konstanten Deckungsbeiträgen kann der Barwert der Anlage gemäß Formel (6) berechnet werden.

$$\text{Barwert} = R \frac{q^n - 1}{q^n(q - 1)} \quad (6)$$

Dabei steht  $R$  für den jährlichen Deckungsbeitrag,  $q$  für den Zinsfaktor und  $n$  für die Anzahl der Perioden, in denen ein Deckungsbeitrag erwirtschaftet werden kann.

### **6.3 Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten**

Der Rechenkern und das entwickelte Tool sind neben der Unterstützung im kurzfristigen Portfolio-Management auch für die Anwendung auf längere Zeiträume geeignet. Neben Anwendungen auf beliebig lange historische Zeiträume, etwa für Backtesting oder kontra-faktische Untersuchungen, können auch Zukunftsszenarien gerechnet werden und darauf basierend z.B. Investitionsentscheidungen getroffen werden. Vor allem vor dem Hintergrund der voranschreitenden Energiewende und den damit potenziell in den Markt zu integrierenden neuen Technologien wie Power-to-Heat, Power-to-Gas oder Batteriespeichern bietet das Tool eine gute Möglichkeit, entsprechende Entwicklungen zu bewerten. Jedoch sind bei derartigen Entscheidungen vor allem externe Daten und Szenarien entscheidend. Um die Stärken der stochastischen Optimierung für langfristige Zeiträume nutzen zu können, müssen diese Datensätze entsprechend gut und im Idealfall hochgranular die zukünftigen Unsicherheiten bzgl. der identifizierten Unsicherheitsfaktoren abbilden. Dies ist vor allem bei weit in die Zukunft reichenden Anwendungsfällen mit erheblichem vorgelagerten Modellierungs- oder Rechercheaufwand verbunden und wird dazu neigen, vor allem heutige Unsicherheitsstrukturen in die Zukunft projizieren. Dies sollte zusammen mit den methodischen Einschränkungen stets bei der Interpretation längerer, zukünftiger Untersuchungen berücksichtigt werden.

## 7 Konzeption des IT-Umfelds (Arbeitspaket 6)

Die Federführung in diesem AP lag bei ProCom und dort wurden auch die wesentlichen Überlegungen durchgeführt. Da EWL aber in den grundlegenden APs 1-4 wichtige Arbeiten geleistet hat, die unmittelbare Auswirkungen auf AP 6 haben, erfolgte ein ständiger Austausch der Projektpartner.

### 7.1 Ergebnisse

Die deterministische Planungslösung BoFiT als technologischer Ausgangspunkt für dieses Arbeitspaket stand schon zu Beginn fest. Hierdurch werden bestimmte Randbedingungen im Hinblick auf Steuerungsschnittstellen bereits festgelegt. So muss sich die Modellstruktur an der in BoFiT bereits etablierten Komponentenstruktur orientieren. Das Modell muss somit in isolierte Komponenten mit einfachen Verbindungen zerlegt werden können. Die Komponenten tragen dabei jeweils ihre spezifischen Parameter, die unabhängig von den Parametern anderer Komponenten sind.

Eine weitere Randbedingung ist die Modularisierung der eigentlichen Optimierungsrechnung in der Art, dass die Prozessschritte einzeln steuerbar sind und das Optimierungsproblem durch einen Satz an Übergabeparametern und übergebenen Daten vollständig beschrieben ist. Die Definition der dafür notwendigen Datenstrukturen war Teil dieses Arbeitspaketes und wurde im engen Austausch zwischen den Projektpartnern vorgenommen. Die Zerlegung der Modelle in Komponenten wurde abgestimmt und die identifizierten Komponenten wurden dann mit Hilfe einer speziellen Beschreibungssprache in BoFiT implementiert. Das Ergebnis dieser Arbeiten ist in Abbildung 14 dargestellt. Im Einzelnen wurden die in Tabelle 5 aufgeführten Komponententypen in die Modellierungsumgebung eingefügt.

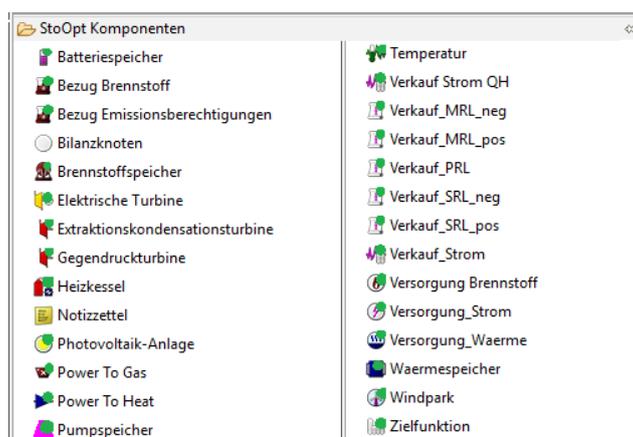


Abbildung 14: Übersicht über neue Komponenten in BoFiT

Jede dieser Komponenten hat eine individuelle Zusammenstellung an notwendigen Parametern für die fachliche Abbildung der im stochastischen Rechenkern benötigten Parameter. Beispielfhaft wird in Abbildung 15 die Konfiguration der Turbine gezeigt.

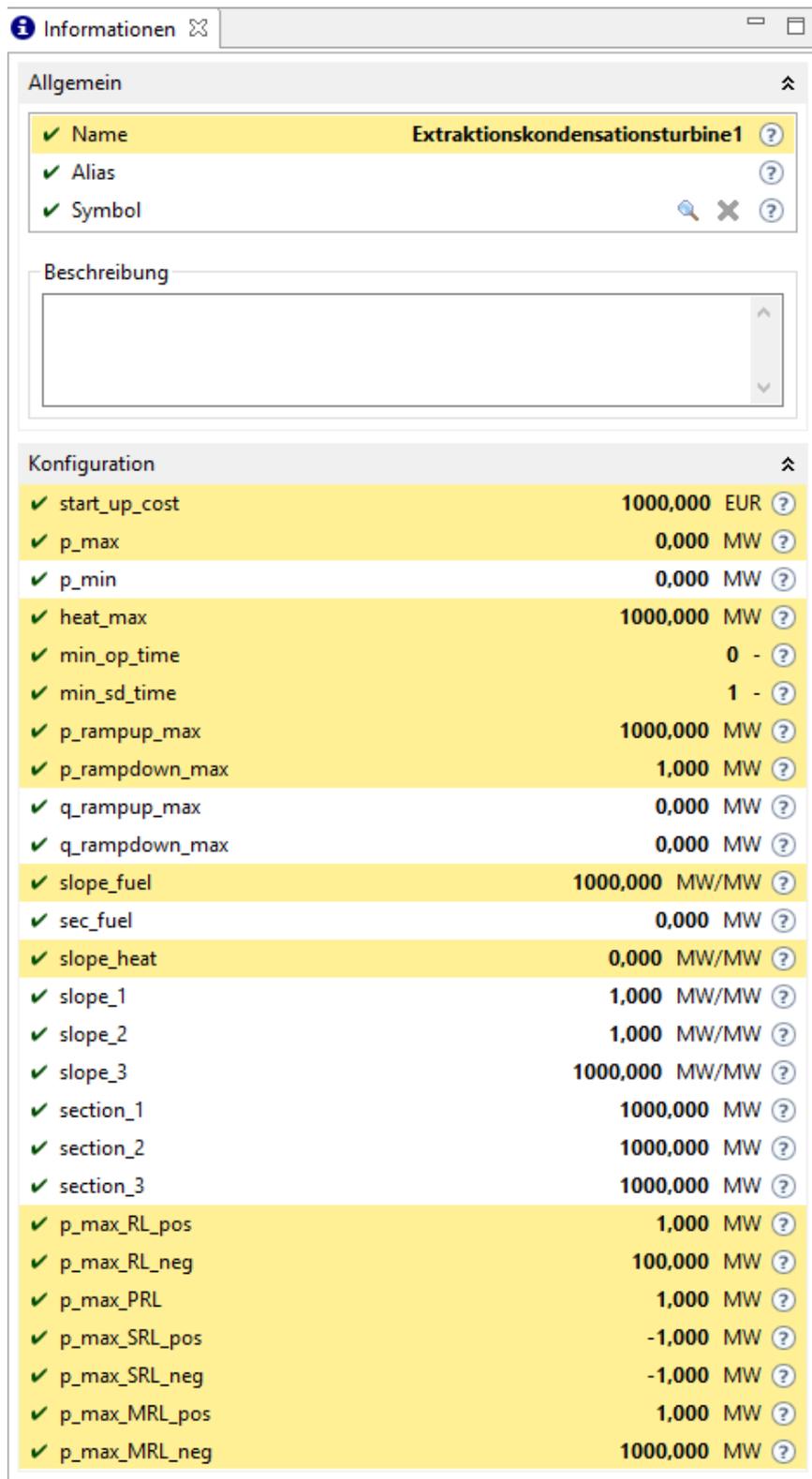


Abbildung 15: Konfigurationsdialog der Turbine in der Modellierungsumgebung BoFIT

Tabelle 5: Übersicht der in BoFiT integrierten Komponenten

Komponente	Aufgabe	Anzahl der Parameter
Batteriespeicher	Batterie mit Kapazität, Ein- und Ausspeiseraten und Verlusten	6
Bezug Brennstoff	Abbildung der Kosten für verbrauchten Brennstoff	2
Bezug Emissions-be-rechtigungen	Abbildung der Kosten für Emissionsrechte in Kombina-tion mit Brennstoffbedarf	2
Bilanzknoten	Allgemeine Komponente zur Zusammenfassung von Stoffströmen im Modell	-
Brennstoffspeicher	Als Lager für Brennstoffe (z. B. Gas) mit Kapazität, Ein- und Ausspeiseparametern	4
Elektrische Turbine	Abbildung einer Gasturbine zur Erzeugung elektrischer Leistung und Regelleistung	16
Extraktions-kondensa-tionsturbine	Kondensationsturbine mit Wärmeauskopplung und elektrischer Leistung sowie Regelleistung	26
Gegendruckturbine	Gegendruckturbine mit Wärmeauskopplung und elektrischer Leistung sowie Regelleistung	21
Heizkessel	Direkte Erzeugung von Wärme aus Brennstoff (Spitzen-lastkessel)	5
Photovoltaik-Anlage	Einspeisung aus PV-Anlagen	4
Power-to-Gas	Umwandlung von Strom in Brennstoffe zur Aufnahme von Überkapazitäten der Stromproduktion	8
Power-to-Heat	Umwandlung von Strom in Fernwärme zur Aufnahme von Überkapazitäten der Stromproduktion	8
Pumpspeicher	Pumpspeicherwerk mit Pumpe und Turbine	8
Verkauf Strom QH	Verkauf von Strom an der Börse für Viertelstundenpro- dukte	1
Verkauf MRL_neg/_pos	Abbildung der Minutenreservemarktes	Je 3
Verkauf PRL	Abbildung der Primärregelmarktes	1
Verkauf SRL_neg/_pos	Abbildung der Sekundärregelmarktes	Je 3
Verkauf Strom	Verkauf von Strom an der Börse für Stundenprodukte	1
Versorgung Brennstoff	Abbildung von zu liefernden Brennstoffmengen (z.B. Gaskunden)	2
Versorgung Strom	Abbildung der sog. Stromposition	1
Versorgung Wärme	Abbildung der Wärmelast	1
Wärmespeicher	Fernwärmespeicher mit Kapazität, Ein- und Ausspeise- bedingungen	6
Windpark	Einspeisung aus WKA oder Windparks	4
Zielfunktion	Allgemeine Komponente zur Zusammenfassung der Kosten-/Erlösströme. Repräsentiert die mathematische Zielfunktion	1

Bei der Umsetzung im Forschungsprojekt wird zunächst die spätere Integration mit dem stochastischen Optimierungsalgorithmus in den Fokus genommen. In der nachfolgenden Verwertungsphase werden die Parameter dann mehrsprachig mit Hilfetexten und zusätzlichen einfachen Nebenbedingungen versehen (Z.B. minimaler Wert, Optionalität usw.). Die eher technischen Benennungen im Forschungsprojekt werden dann durch einfacher lesbare Texte ersetzt werden, ohne dass die Schnittstelle angepasst werden muss. Eine Zusammenfassung der in BoFiT integrierten Komponenten ist in Tabelle 5 dargestellt.

Im Hinblick auf die benötigten Datenstrukturen wurde der Gesamtprozess der stochastischen Optimierung im Konsortium einer eingehenden Analyse unterzogen. Hierbei wurden die einzelnen Schritte auf benötigte Eingangsdaten, Abhängigkeiten und erzeugte Ausgangsdaten untersucht. Es zeigt sich, dass neben den von BoFiT schon im Standard unterstützten Zeitreihen weitere Datenstrukturen benötigt werden. Hierzu zählen insbesondere die Szenariozeitreihen bzw. Szenarien. In diesen Datenstrukturen werden die Zwischenergebnisse der Prozessschritte abgelegt und an die nachfolgenden Schritte übergeben. Szenariozeitreihen sind dabei als Zeitreihen zu betrachten, die an jedem Zeitstempel unterschiedliche Anzahlen an Werten haben können.

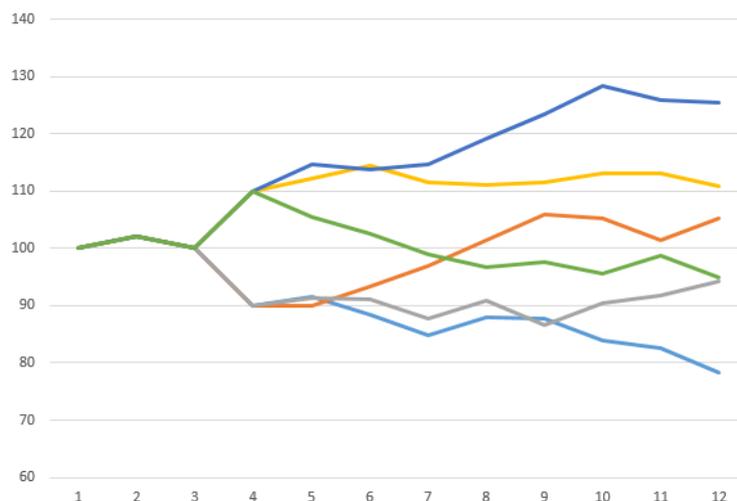


Abbildung 16: Illustration einer Szenariozeitreihe über 12 Zeitschritte

In Abbildung 16 erkennt man eine solche Szenariozeitreihe für in diesem Beispiel 12 Zeitschritte. Zu Beginn gibt es eine Information je Zeitschritt, ab dem 4 Zeitschritt sind es zwei und danach sechs verschiedene Werte. Man erkennt ebenso, dass es hier keine Sortierung gibt. Die unterschiedlichen Zweige können sich kreuzen. Die Datenstruktur muss daher als Gesamtheit betrachtet und auch so transportiert werden. Ein entsprechendes Format wurde im Konsortium abgestimmt und für die Integration verwendet. In BoFiT wurde für diese Zeitreihen eine neue Ablage geschaffen, die sowohl für frei definierte Szenariozeitreihen als auch für im Modell implizit benötigte Szenariozeitreihen genutzt werden kann.

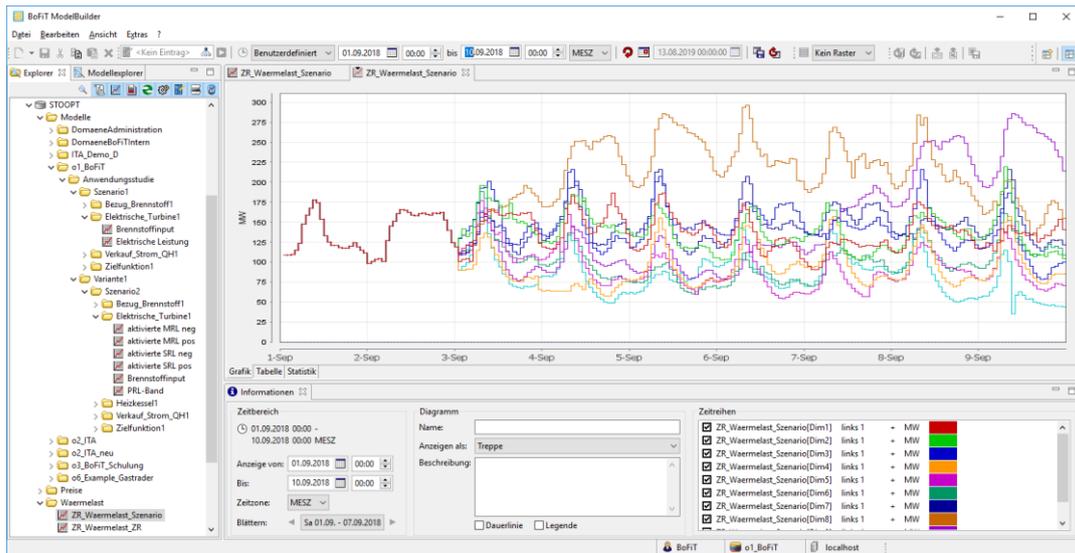


Abbildung 17: Szenariozeitreihen in BoFIT

Ebenfalls ein Ergebnis der Analyse des Gesamtprozesses ist, dass die Teilschritte des Prozesses auch einzeln aufrufbar sein sollen. Eine entsprechende Steuerung wird in der Schnittstelle vorgehen. Hierdurch ist es grundsätzlich auch möglich, Teilschritte ohne direkte Abhängigkeiten zu parallelisieren. Erreicht wird dies durch die Übergabe von Steuerparametern beim Aufruf der Optimierung. Die Abbildung 18 zeigt exemplarisch die Konfigurationsmaske für den Optimierungsdienst.

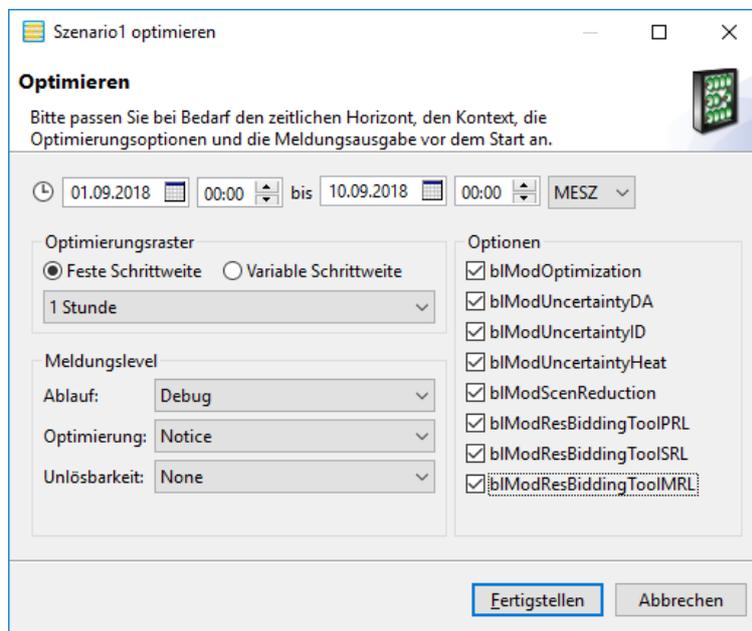


Abbildung 18: Dienstkonfiguration zur Steuerung der Optimierung in BoFIT

Auf der rechten Seite sind die Steuerparameter für verschiedene Teilaufgaben erkennbar. Auch hier gilt, dass die technischen Beschreibungen der Parameter in der Verwertungsphase durch verständlichere Texte ersetzt werden und dann auch mehrsprachig zur Verfügung gestellt werden.

Für das IT-Umfeld ist der Transport des Modells zwischen der Modellierung und dem stochastischen Rechenkern ein wichtiger Pfeiler. Hier wurde ein XML-Format vereinbart, das sowohl aus BoFiT heraus als auch in Matlab einfach programmtechnisch verarbeitet werden kann und zugleich eine Lesbarkeit für die Projektmitarbeiter darstellt. Diese Schnittstelle wird in der Verwertungsphase durch eine nicht dateibasierte Schnittstelle ersetzt. Die Grundstruktur der Daten kann allerdings erhalten bleiben. Der Aufbau des XML-Formates ist in Tabelle 6 beschrieben.

*Tabelle 6: Aufbau des XML-Formates der Rechenkernschnittstelle*

Element	Vaterelement	Inhalt
<XMLSzenario>		Klammer für das Gesamtdokument
<OptService>	<XMLSzenario>	Beinhaltet alle Parameter des Optimierungsdienstes (vgl. Abbildung 18). Diese Parameter können sich je Dienstauftrag unterscheiden.
<OptComponents>	<XMLSzenario>	Beinhaltet die Liste aller Optimierungskomponenten des Modells.
<OPTCOMPONENT>	<OptComponents>	Beinhaltet je eine Optimierungskomponente incl. deren Parameter und Anschlüsse.
<Connections>	<XMLSzenario>	Beinhaltet die Liste aller Verbindungen zwischen Komponenten.
<CONNECTION>	<Connections>	Beinhaltet je eine Verbindung zwischen den Anschlüssen von Komponenten incl. der Eigenschaften.
<ScenarioData>	<XMLSzenario>	Parameter des Modells, das optimiert wird. Z.B. Festlegung der Zeitzone und des Optimierungsrasters.
<OptParameters>	<XMLSzenario>	Beinhaltet alle Parameter, die für das Modell festgelegt werden und die nicht von der konkreten Ausführung abhängen.
<ConfigTimeSeries>	<XMLSzenario>	Beinhaltet die Liste aller zeitreihenartigen Parameter des Modells incl. deren Daten.
<ConstraintTimeSeries>	<XMLSzenario>	Beinhaltet die Liste aller Constraints in Form von Zeitreihen.
<ResultTimeSeries>	<XMLSzenario>	Für die Rückgabe nach der Optimierung werden hier alle Optimierungsergebnisse in Form von Zeitreihen zurückgegeben.
<TIMESERIES>	<ConfigTimeSeries> <ConstraintTimeSeries> <ResultTimeSeries>	Beinhaltet die Parameter und die Daten einer Zeitreihe.

## **7.2 Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten**

Für zukünftige Forschungen im Bereich der längerfristigen Optimierungen bietet die vorliegende Integration einen soliden Ausgangspunkt. Die Modularität des Modells und die Wahl der Übergabeschnittstellen sind flexibel an zusätzliche Herausforderungen anpassbar (z. B. neue Komponenten, neue Teilprozesse, neue Steuerparameter). Für genauere Analysen der Prozesse und ihrer Teilschritte ist ein Zugriff auf die Details der Zwischenergebnisse direkt aus BoFiT heraus zusätzlich wünschenswert.

Im Sinne der Verwertung soll die vorliegende Implementierung der mathematischen Modellierung unabhängig von Matlab werden. Hierzu ist eine technische Alternative zu finden oder zu implementieren. Darüber hinaus wäre eine Cloud-basierte Realisierung der Rechenkernfunktion nützlich, um den Zugang auch für Unternehmen zu ermöglichen, die nicht eine vollumfängliche Installation vor Ort nutzen können oder wollen. Hierzu sind neue Formen des Deployments und der Schnittstelle zu entwickeln.

## **8 Entscheidungsunterstützung für die operative Nutzbarmachung im Betrieb und in der Bewirtschaftung von Assets (Arbeitspaket 7)**

### **8.1 Wissenschaftliche Ergebnisse**

Ziel dieses APs ist die tatsächliche Anwendbarkeit des in diesem Projekt modellierten Optimierungsproblems im Hinblick auf die Entscheidungsfindung im operativen Betrieb eines Portfoliobetreibers. Dazu werden neben Testrechnungen im virtuellen Marktumfeld und Sensitivitätsrechnungen zur Validierung auch spezifische Entscheidungsheuristiken und Darstellungsformen konzipiert. Da das AP vor allem die Schnittstelle von BoFiT und Rechenkern sowie die operative Anwendbarkeit behandelt, sind beide Projektpartner stark in dieses AP eingebunden.

#### ***8.1.1 Anwendung des Rechenkerns im virtuellen Marktumfeld***

Die Anwendung des Rechenkerns durch den Anwender erfolgt aus BoFiT über die in Abschnitt 7.1 beschriebene Anwendungsumgebung. Die dabei beschriebenen Optimierungsmodellbestandteile arbeiten mit Einstellungen, die teilweise durch den Anwender an seine Vorstellungen angepasst werden können. Diese sind in untenstehender Abbildung 19 abgebildet und können wie zuvor beschrieben auch durch eine GUI benutzerfreundlich direkt gesetzt werden (vgl. Abbildung 18). Hierbei kann zunächst durch den/die Nutzer/in bestimmt werden, welche Handelsentscheidung Optimierung er/sie gerade vornehmen möchte („Market option“). Außerdem sind Einstellungen bezüglich des in der Preisunsicherheitsmodellierung berücksichtigten historischen Schätzhorizontes und der Anzahl der generierten Preispfade möglich („Day-Ahead Uncertainty“, „Intraday Uncertainty“). Weiter können diverse Einstellungen des von ProCom implementierten Wärmeunsicherheitstools gesetzt werden („Heat Uncertainty“). Schließlich kann eine Einstellung der Anzahl der zur stochastischen Optimierung genutzten Szenarien, d.h. der nach der Szenarioreduktion verbleibenden Szenarien<sup>22</sup>, sowie der Anzahl berücksichtigter Stützstellen der Gebotskurven von Day-Ahead- und Intraday-Eröffnungsauction vorgenommen werden („Scenario Reduction“) und die Länge der im Regelleistungsgebotstool zu berücksichtigenden Historie der Regelleistungsauctionsergebnisse angepasst werden („Reserve Bidding Tool“).

---

<sup>22</sup> Diese Zahl muss insbesondere niedriger gewählt werden als die Zahl der zuvor modellierten Preispfade.

StoOpt-Rechenkern		⤴
<b>Market Option</b>		⤴
✓ blDecisionPRL		1 - (?)
✓ blDecisionSRL		1 - (?)
✓ blDecisionMRL		1 - (?)
✓ blDecisionDA		1 - (?)
✓ blDecisionIDA		1 - (?)
✓ blDecisionIDK		1 - (?)
<b>Day-Ahead Uncertainty</b>		⤴
✓ intLengthHistDA		730 - (?)
✓ intNumSimDA		1000 - (?)
<b>Intraday Uncertainty</b>		⤴
✓ intNumSimID		1000 - (?)
<b>Heat Uncertainty</b>		⤴
✓ intNumSimHeat		30 - (?)
✓ intDistanceScenSearch		20 - (?)
✓ blGenerateHeatScenario		1 - (?)
✓ blHeatDataIncluded		0 - (?)
✓ dblMinHeatValue		50 - (?)
✓ dblMaxHeatValue		250 - (?)
✓ dblMinHeatTemp		15 - (?)
✓ dblMaxHeatTemp		-10 - (?)
<b>Scenario Reduction</b>		⤴
✓ intNumScenarios		30 - (?)
✓ intNumBiddingIntervalsQH		12 - (?)
✓ intNumBiddingIntervalsH		12 - (?)
<b>Reserve Bidding Tool</b>		⤴
✓ intLengthPRLHist		100 - (?)
✓ intLengthSRLMRLHist		100 - (?)

Abbildung 19: Einstellungsliste des StoOpt-Rechenkerns (BoFiT-Screenshot)

Im Zuge des Projektes sind die Zeichnungskomponenten der BoFiT-Datenbank durch StoOpt-Komponenten mit ihren entsprechenden Eigenschaften ergänzt worden. Ein Screenshot des Portfolios und der zugehörigen Palette für den Anwender findet sich in Abbildung 20.

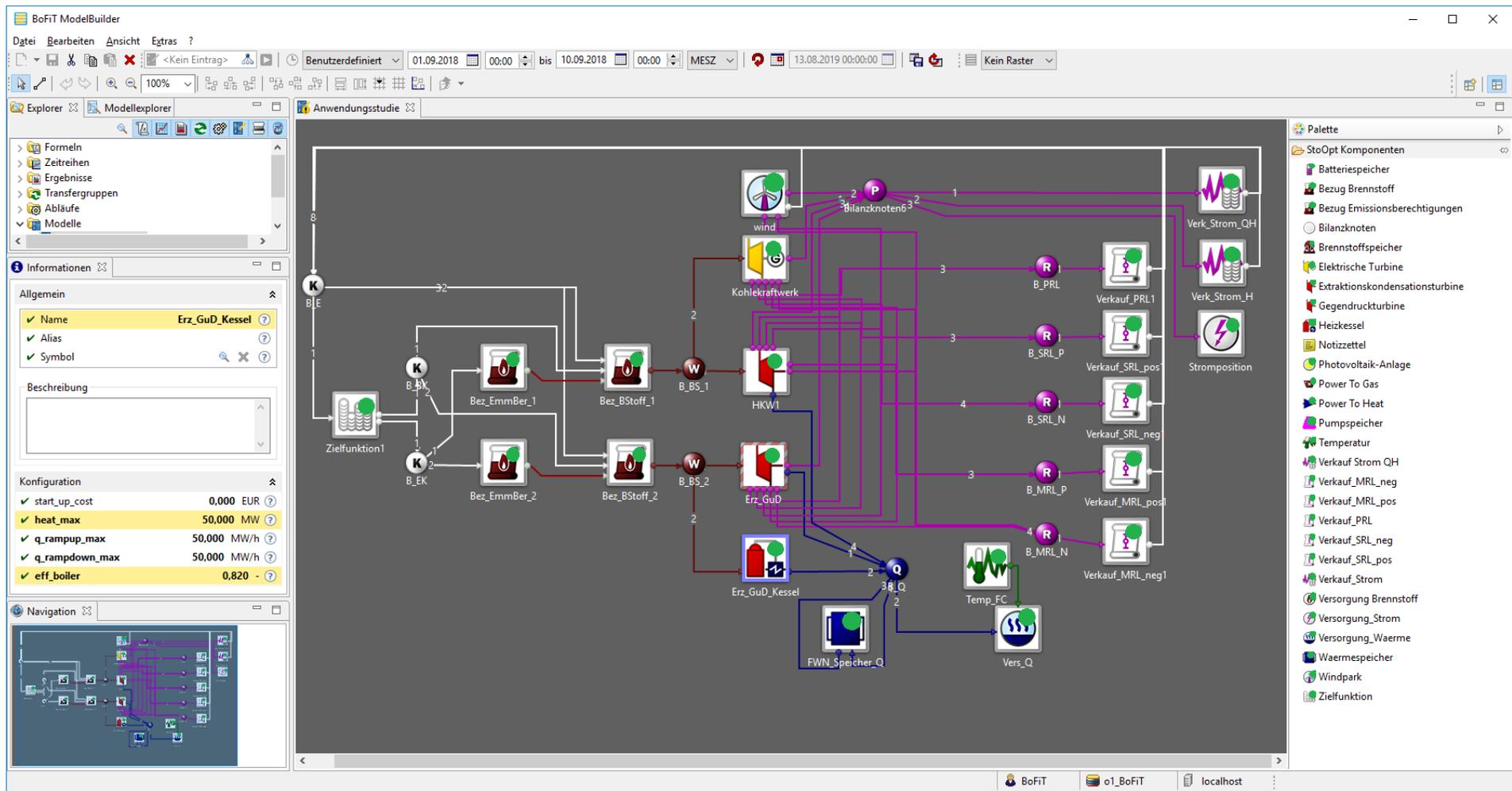


Abbildung 20: Portfolio der Anwendungsrechnungen in Kapitel 8 plus StoOpt-Komponentendatenbank (Screenshot)

Da in diesem Projekt kein Praxispartner für die Anwendung des entwickelten Rechenkerns im realen Marktumfeld gefunden wurde, erfolgt die Erprobung des Rechenkerns nur virtuell anhand der in den Abschnitten 6.1 und 9.1 genannten Anwendungsstudien. Hierzu wird das Market Clearing der jeweiligen Vermarktungsprodukte über eine vereinfachte Marktsimulation realisiert. Diese Funktion, welche in Matlab implementiert wird, prüft, ob und in welchem Ausmaß ein optimiertes Gebot für Regelleistung oder elektrische Wirkleistung schlussendlich historisch bezuschlagt wird, und schreibt die resultierenden Marktpreise, sowie die resultierende Menge in eine Datenbank, um diese in folgenden Entscheidungssituationen erneut zur Verfügung stellen zu können.

### **8.1.2 Untersuchung von Sensitivitäten im Testbetrieb**

Bei der Entwicklung des Rechenkerns werden verschiedene Einstellungen des Modells wiederholt alterniert, um das Verhalten des Rechenkerns, sowohl im einmaligen als auch im mehrfachen Ablauffall (mit Berücksichtigung vorheriger Modellergebnisse) zu prüfen. Hierbei sind vor allem folgende getesteten Sensitivitäten zu nennen:

- Gewählte Szenarienzahlen der stochastischen Optimierung
- Wärmeprognosetoolparametereinstellungen
- Test unterschiedlicher Anlagenportfoliokonfigurationen
- Test verschiedener Vorgabenzeitreihen

Auf Basis verschiedener beispielhafter, teils auch inkonsistenter Vorgaben wird hierdurch eine Fehlerbehandlung zur Laufzeit realisiert, wodurch dem Nutzer Fehlermeldungen bei Abbruch der Berechnungen des Rechenkerns zurückgespielt werden. Zudem wird jedoch auch das Verhalten des Rechenkerns bei nicht unmittelbar erkennbarer Inkonsistenz der Eingabedaten untersucht.

Während manche Inkonsistenzen bereits in der BoFiT-Zeichnungsoberfläche abgefangen werden, etwa dass in der Portfolioabbildung Komponentenanschlüsse gesetzt werden müssen – und zum Beispiel zwei Anschlüsse nur verbunden werden können, wenn sie den gleichen Datentyp aufweisen – sind andere Inkonsistenzen, zum Beispiel die Vorgabe einer durch das gegebene Portfolio nicht realisierbaren Wärmenachfrage oder die inkonsistente Parameterbelegung z. B. zwischen Strompreissimulationszahl und gewählter Wärmeszenariozahl, erst durch den Rechenkern selbst festzustellen. Während zum Beispiel letztgenannter Fehler dadurch behandelt werden muss, dass im Rechenkern automatische Anpassungen der inkonsistenten Parameter (mit Rückmeldung dieser Anpassung an den Nutzer) erfolgen, erzeugen inkonsistente Eingabezeitreihen zumeist Fehler oder Schlupfvariablen im Optimierungsmodell, die an den Nutzer mit einer ent-

sprechenden Fehlermeldung zurückgespielt werden. Ist ein Fehler nicht der Validität der Ergebnisse abträglich, zum Beispiel, weil nicht alle einlesbaren Parameter vorhanden und notwendig sind, wird dieser in eine Warnung umgewandelt. Ein Beispiel hierfür findet sich in Abbildung 21.

```
+++ Creating optimization input (part 1/3)..... +++
Warning: No beate data found for given period & portfolio ->
Please check if something else is expected!
> In createInputOptimization (line 919)
  In StoOptModel (line 855)
  In startMultiStoOpt_Invest (line 261)
+++ .....part 1/3 completed! +++
```

Abbildung 21: Beispiel einer Warnungsmeldung für nicht gefundene Inputzeitreihen

Die in diesem Teilarbeitspaket durchgeführte Sensitivitätenanalyse hat neben daten- und programmierseitigen Fehlern auch Schwächen des methodischen Vorgehens aufgezeigt. Beispielsweise führt die Implementierung sehr großer Portfolien mit einer hohen Anzahl an Anlagen zu einer Erhöhung der Rechenzeit des Modells, sodass die Erzielung eines optimalen Ergebnisses auch bei verhältnismäßig geringer Szenarienzahl (z. B. nur fünf Szenarien) nicht immer in annehmbarer Rechenzeit gewährleistet werden kann. In diesem Modell wurde daher neben einer Toleranz des Optimierungsmodells von 1% auch eine maximale Optimierungsdauer von einer Stunde hinterlegt, wobei der Nutzer über die Ausgabe des Kommandofensters einen Hinweis auf die tatsächliche Optimierungsgüte erhält – und sich somit für oder gegen eine Nutzung der Modellergebnisse entscheiden kann.

Außerdem zeigten sich in dieser Analyse Schwächen des gewählten gebotskurvenbasierten Ansatzes für Day-Ahead und Intraday-Vermarktung je nach Portfoliozusammensetzung und Wärmeprognosegüte – insbesondere dann, wenn eine nicht-konvexe Definitionsmenge möglicher Arbeitspunkte des zugrundeliegenden Kraftwerksparks vorliegt (z. B. durch Minimalerzeugungskapazitäten und geringe Flexibilitätsoptionen) und/oder Wärmeprognosen deutlich von der realisierten Wärmenachfrage abweichen und/oder nur wenige Preisszenario-Realisierungen in einzelne Intervalle der abzugebenden Gebotskurve fallen. Hierdurch kann es insbesondere bei mehreren aufeinander aufbauenden Optimierungen zu Inkonsistenzen und Fehlern, in Form von hinterher „nicht-fahrbaren“ Vermarktungen kommen.

Als verbleibende Schwäche des entwickelten Prototypens ist außerdem zu nennen, dass die Anwendung bislang nur durch Personen mit Innensicht des zugrundeliegenden Rechenkerns erfolgte – folglich ist hier zur Projektlaufzeit noch keine „vollkommene“ operative Nutzbarmachung für einen tatsächlichen Anwender realisiert. Insbesondere die „Menschenlesbarkeit“ der durch das Modell produzierten Fehlermeldungen ist folglich noch zu optimieren. Außerdem ist wahrscheinlich, dass bislang nicht identifizierte Möglichkeiten inkonsistenter Vorgaben durch

einen nicht mit dem Modell vertrauten Nutzer existieren, die im Gegenzug auch bislang nicht bekannte und behandelte Fehler zur Folge haben können. Hier besteht folglich weiteres Forschungs- bzw. Entwicklungspotenzial.

### ***8.1.3 Entwicklung von Heuristiken und Darstellungsformen zur Entscheidungsunterstützung***

Nach erfolgter Optimierung im Rechenkern erfolgt eine Rückübergabe der Ergebniszeitreihen über eine mit den Optimierungsergebnissen ergänzte Version der ursprünglichen XML-Datei. Schließlich werden die Ergebniszeitreihen in zuvor durch den Anwender zu definierende Speicherorte abgespeichert. Dort stehen dem Anwender die von BoFiT bereitgestellten Visualisierungswerkzeuge zur Verfügung (vgl. Abbildung 17).

Hierbei sind neben einfachen Informationsdatenpunkten, wie den vermarkteten Mengen, Preisen und Kosten, differenziert nach deterministischem und stochastischem Teil der Optimierung, auch Informationen über die Kraftwerksfahrweisen sowohl strom- als auch wärmeseitig entnehmbar. Insbesondere für Langfristanwendungen ist außerdem ein Ergebnisauswertungsskript zur Darstellung von Wochen- bzw. Jahresergebniszeitreihen hinterlegt. Für diese Art der Anwendung wird auf eine weitere optische Aufbereitung der Ergebnisse verzichtet, auch um die Ergebnisdateien klein und Übergabezeiten niedrig zu halten. Mithilfe der ausgeschriebenen, zeitreihenbasierten Daten ist eine optische Umsetzung der Daten auch außerhalb von BoFiT, beispielsweise über Tabellenkalkulationsprogramme oder Matlab, leicht möglich. Der automatisierte Aufruf vorhandener Funktionen aus BoFiT heraus ist ebenfalls durch eine Einbindung von entsprechenden, individuellen Steuerungsskripten durch den Anwender möglich. Abbildung 22 zeigt beispielhaft den elektrischen Fahrplan einer Januarwoche des in Abschnitt 9.1.1 definierten Anwendungsfalles. Abbildung 23 stellt den korrespondierenden Wärmefahrplan auf Basis der entsprechenden Ergebniszeitreihen dar.

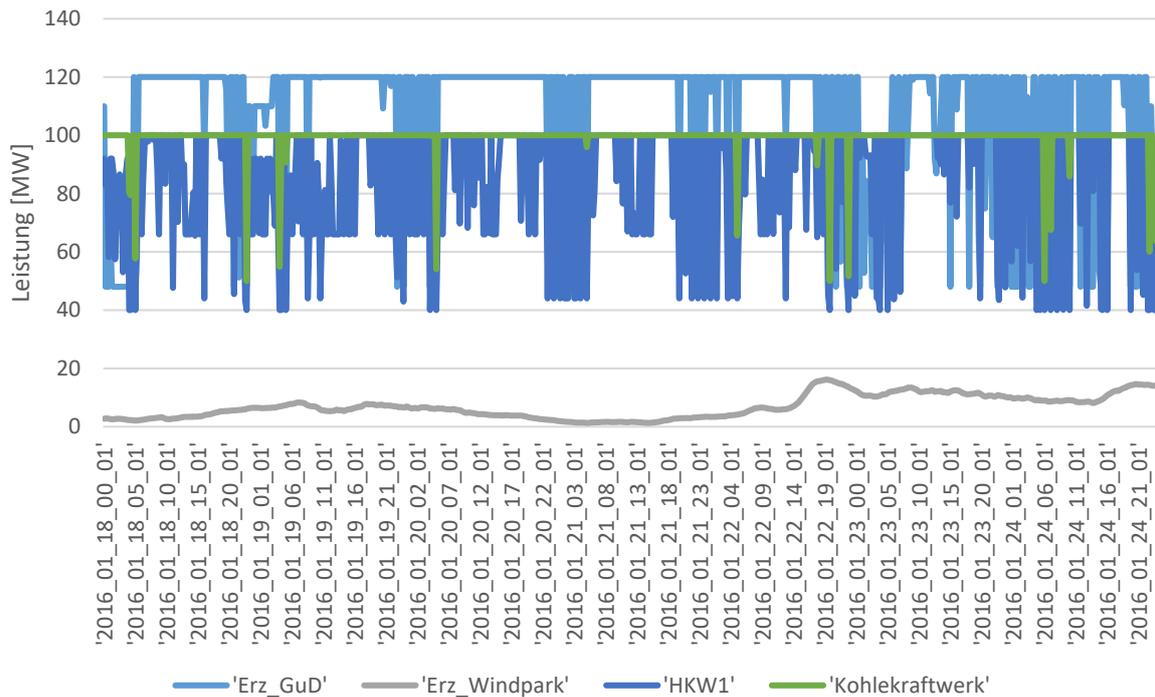


Abbildung 22: Elektrischer Fahrplan einer Beispielwoche im Januar 2016

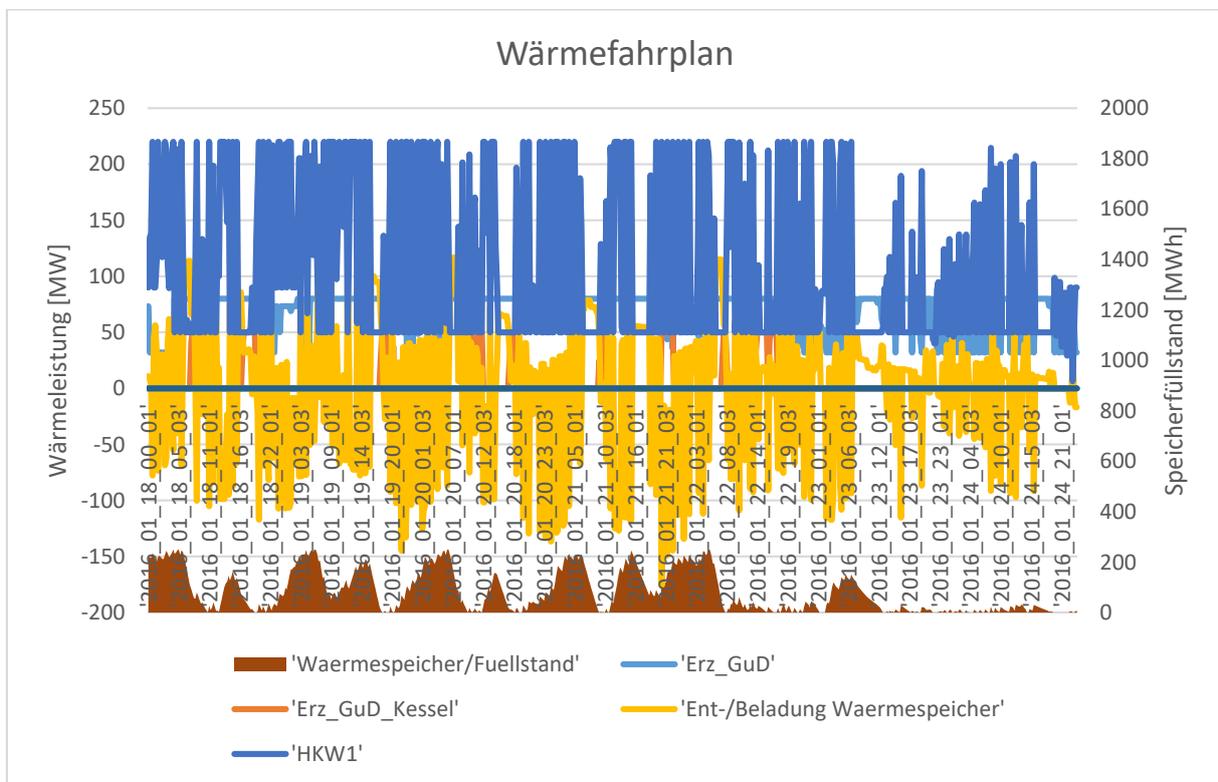


Abbildung 23: Wärmefahrplan und korrespondierender Wärmespeicherfüllstand einer Beispielwoche im Januar 2016<sup>23</sup>

<sup>23</sup> Eine negative Wärmeleistung entspricht hierbei einer Beladung des Wärmespeichers.

## **8.2 Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten**

AP 7 ist ein sehr operativ motiviertes Arbeitspaket, bei dem die Tätigkeiten in erster Linie auf die Identifikation und Behebung operativer Problemstellungen ausgerichtet sind. Vor diesem Hintergrund sind diverse operative Probleme, die durch fehlerhafte Nutzerspezifikationen oder unpräzise programmierte Programmteile aufgetreten sind, bereits ausgebessert. Entsprechende Fehler- bzw. Warnmeldungen werden in den unteren Programminstanzen generiert und bis zum Endanwender in BoFiT hochgereicht. Dieser Fehlerabfang ist bisher aber ausschließlich durch Entwickler und somit vorgeprägte Anwender entwickelt und getestet worden. Für ein Ausrollen des Prototypens an ein Testunternehmen sind hier noch weitere und robustere Fehler-Strukturen zu etablieren. Der entwickelte Prototyp erzeugt, wenn gewünscht, an jedem Modulübergang entsprechende Zwischenergebnisse und speichert sie lokal auf dem System des Anwenders. Im Prototypen werden vor allem Endergebnisse an den BoFiT-Benutzer zurückgegeben. Der Inhalt und die Menge der Informationen des insgesamt sehr komplexen Modellablaufs sind in detaillierter Abstimmung zwischen den Projektpartnern auf eine für den Anwender überschaubare Menge reduziert worden. In weiteren Forschungsarbeiten könnte überprüft werden, ob diese Daten tatsächlich ausreichend für den Anwender sind oder ob interessierte Anwender auch noch weitere Informationen benötigen bzw. wünschen. Insbesondere hinsichtlich Hilfsmitteln, die den Anwender in die Lage versetzen, die multiplen Ergebnisse der stochastischen Optimierung detaillierter zu interpretieren und somit nutzen zu können, wird hier weiterer Forschungsbedarf gesehen.

## 9 Anwendungsstudien (Arbeitspaket 8)

### 9.1 Wissenschaftliche Ergebnisse

Die vorgenommenen Anwendungsstudien gehen über die in Abschnitt 8 erläuterten Testrechnungen hinaus. Ziel ist es, mithilfe realitätsnaher technischer Einrichtungen und Marktdaten einen möglichst realitätsnahen kontinuierlichen Betrieb zu erproben und zu evaluieren. Beide Projektpartner sind in diesem Arbeitspaket gleichermaßen eingebunden und im steten Austausch.

#### 9.1.1 Anwendungsstudie: Realitätsnaher kontinuierlicher Betrieb

Das gewählte Anwendungsportfolio basiert auf einem stilisierten tatsächlichen Portfolio eines typischen BoFiT-Anwenders (vgl. Abbildung 20). Es besteht aus einer gasgefeuerten KWK-Anlage (mit Gegendruckturbine), einer kohlegefeuerten KWK-Anlage (mit Entnahme-Kondensationsturbine) sowie einem Steinkohlekraftwerk, einem kleinen Windpark, einem Kessel und einem Wärmespeicher. Das gewählte Portfolio deckt sämtliche derzeit relevanten Technologien in KWK-Portfolien ab und ermöglicht dem Optimierer vielseitige Fahroptionen.<sup>24</sup>

Damit die stochastische Optimierung unter verschiedenen realen Bedingungen evaluiert werden kann, werden statt einer mehrwöchigen zusammenhängenden Testreihe zu nur einer Jahreszeit vier einzelne, vollständige Wochen in den Jahreszeiten Winter, Frühling, Sommer und Herbst betrachtet. Dabei können insbesondere die Wechselwirkungen aus unterschiedlichen Wärmenachfragen und den typischen saisonalen Strompreisverläufen untersucht werden.

Di	So	Mo	Di	Mi	Do	Fr	Sa	So
PRL			PRL					
	SRL							
	MRL							
	DA							
	IDA							
	DP							

Abbildung 24: Entscheidungssituationen und Optimierungen für eine kontinuierliche wöchentliche Evaluation

Evaluiert wird jeweils eine vollständige Woche von Montagmorgen bis Sonntagabend mit insgesamt 168 Stunden bzw. 672 Viertelstunden (vgl. Abbildung 24). Dies beinhaltet eine vorgelagerte PRL-Entscheidung aus der Vorwoche sowie fünf Optimierungsläufe am vorangehenden Sonntag. Auf diese Weise werden die für die betrachtete Woche relevanten Vermarktungspositionen und

<sup>24</sup> Da der reale Einsatz von Power-to-X-Anlagen derzeit vor allem prototyphaft erfolgt, sind diese Anlagen in den realitätsnahen Anwendungsstudien nicht berücksichtigt. In den exemplarischen Investitionsrechnungen für zukünftige Jahre werden diese Anlagentypen in die Portfolien aufgenommen (vgl. Abschnitt 9.1.2).

Speicherfüllstände ermittelt. Die zu untersuchende Woche wird dann durch je fünf Optimierungen pro Tag (mit Ausnahme von sechs Optimierungen am Dienstag) simuliert. Insgesamt werden somit pro Woche 42 stochastische Optimierungen gerechnet. Die einzelnen Läufe bauen dabei aufeinander auf und berücksichtigen die jeweils zuvor ermittelten Ergebnisse und übersetzen sie zwischen diesen Optimierungen durch die in AP 7 realisierte Marktsimulation in erfolgte Marktentscheidungen. Darüber hinaus aktualisieren sich die einzelnen Informationsstände in Abhängigkeit des jeweiligen Optimierungszeitpunktes.

Um die Ergebnisse dieser Optimierungen in den untersuchten Wochen zu bewerten, werden jeweils die Dispatch-Läufe für einen Tag von 12 Uhr bis 12 Uhr ausgewertet (hellblaue Optimierungen in Abbildung 24). Auf diese Weise wird der jeweils letzte Informationsstand für den betrachteten Tag berücksichtigt und Entscheidungen vorheriger Optimierungen, die ggf. im Laufe der dann folgenden Entscheidungssituationen adjustiert werden, ausgeblendet. Für eine breitere Diskussion der stochastischen Optimierung werden Rechnungen für je 5, 15 und 20 stochastische Szenarien sowie eine deterministische Rechnung (Szenarienzahl 1) verglichen. In Abbildung 24 sind die jeweils erwirtschafteten Deckungsbeiträge für die einzelnen Wochen und Szenarienkonfigurationen dargestellt. Tabelle 7 weist die Veränderungen der Deckungsbeiträge der einzelnen stochastischen Optimierungen im Vergleich zur jeweiligen deterministischen Optimierung (1 Szenario, ohne Stochastik) auf.

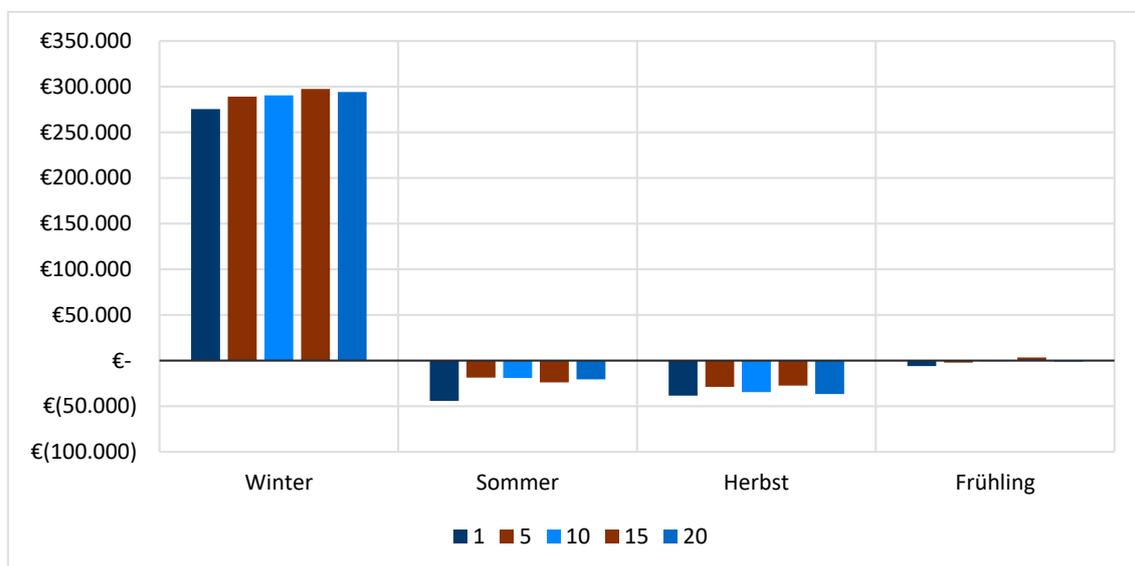


Abbildung 25: Ergebnis der wiederholten Optimierungen - Deckungsbeiträge pro Woche ohne Wärmeerlöse

Es ist zu erkennen, dass die stochastische Optimierung in allen vier Jahreszeiten zu besseren Ergebnissen hinsichtlich der Deckungsbeiträge kommt als die deterministische Optimierung mit nur einem Szenario. In der Woche, in denen das definierte Portfolio aufgrund der Nachfrage- und Preisstruktur positive Deckungsbeiträge erwirtschaftet (Winter), werden diese Deckungsbeiträge durch die stochastische Optimierung erhöht. In Wochen mit negativen Deckungsbeiträgen

(Frühling, Sommer und Herbst) kann mithilfe der stochastischen Optimierung eine Verlustreduktion, bzw. in einem Fall sogar ein positiver Deckungsbeitrag erreicht werden.

Tabelle 7: Ergebnis der kontinuierlichen Optimierungen - Gewinndelta durch stochastische Optimierung

# Szenarien	5	10	15	20
Winter	13.556,43€	14.920,75€	22.023,54€	18.572,96€
Sommer	25.548,85€	25.148,61€	20.267,73€	23.526,14€
Herbst	9.644,49€	3.900,49€	11.033,43€	1.819,27€
Frühling	3.769,49€	5.434,59€	9.439,85€	4.821,09€

Es zeigt sich, dass die optimale Szenarienzahl im Rahmen der stochastischen Optimierung für unterschiedliche Wochen bzw. Jahreszeiten verschieden ausfällt. So schneiden in Frühling, Herbst und Winter Rechnungen mit 15 Szenarien besser ab als solche mit 5 und 20 Szenarien, während im Sommer das beste Ergebnis mit 5 Szenarien erzielt werden kann. Die Ergebnisse dieser Rechnungen deuten auf einen jahreszeitenspezifischen Kipppunkt hin, ab dem die stochastische Optimierung keinen zusätzlichen Mehrwert mehr liefert und somit bereits mit geringen Szenarienzahlen ein optimales Ergebnis erzielt werden kann. Dieser ist einem KWK-Portfolio offenbar stark an die Restriktivität der jeweiligen Wärmenachfragen und die Implikationen auf die zur Erfüllung benötigten Erzeugungskapazitäten gekoppelt – vor allem, wenn optimale Einschaltentscheidungen von relativ flexiblen Anlagen (zum Beispiel Extraktionskondensationsturbinen) durch die Höhe der Wärmenachfrage größtenteils vorweggenommen werden, sinkt der relative Wert stochastischer Optimierung.

In verschiedenen betrachteten Wochen tritt bei 20 Szenarien eine Verschlechterung im Vergleich zu den niedrigeren Szenarienzahlen auf. Dies liegt an der gewählten Form der Unsicherheitsmodellierung und deren Berücksichtigung in der Optimierung: da der gewählte Gebotskurvenansatz eine Tendenz zur Übervermarktung bzw. des Übereinkaufs in einzelnen Zeitschritten aufweisen kann, insofern in Randintervallen hauptsächlich Datenpunkte aus Extremszenarien als Informationsgrundlage dienen, sind in der Kraftwerkseinsatzoptimierung teils starke Einsatzplananpassungen im Vergleich zu den vorher modellierten Szenarien notwendig. Dieser Effekt fällt umso mehr ins Gewicht, je mehr zugleich die Wärmeprognose zum Vermarktungszeitpunkt von der tatsächlich zu bedienenden Wärmenachfragen im späteren Dispatch abweicht – diese Abweichungen sind in den Jahreszeiten Frühling und Herbst (relativ) am größten. In diesem konkreten Fall überwiegt eine zu hohe Vermarktung mit ihren negativen Auswirkungen bei falsch anti-

zipierter (niedriger ausfallender) Wärmenachfrage den sonst positiven Nutzen der Berücksichtigung von Extrempreisszenarien – es musste Leistung aus teureren Anlagen erbracht werden, die dafür ursprünglich nicht vorgesehen waren, wodurch sich die Verschlechterung erklärt<sup>25</sup>.

Hierbei ist zu erwähnen, dass der hier vor allem bei der Wärmeprognoze, aber auch bei den Intraday-Strompreisprognosen zum Tragen kommende Informationssprung zwischen der Intraday-Eröffnungsauktion um 15 Uhr des Vortages und der tatsächlichen Erfüllung zu den jeweiligen Produktzeitscheiben des vermarkteten Tages in dieser Form in der Realität nicht eintritt. Stattdessen würden Temperaturupdates zu kontinuierlichen Updates der Wärmenachfrage führen, sodass die entstehenden Differenzen auch im kontinuierlichen Intradayhandel korrigiert werden können und kein suboptimaler Fahrplan in dieser Form bestehen bleibt. Dies stellt eine Einschränkung der Realitätsnähe dieser Anwendungsstudie dar, weswegen auch die hier gezeigten Verbesserungen der Deckungsbeiträge eher qualitativ als quantitativ bewertet werden sollten.

Insbesondere in den deterministischen Ein-Szenarioläufen sind aus den bereits beschriebenen Gründen teils unerfüllbare Fahrpläne beobachtbar, wobei eine Lösbarkeit des Modells dennoch durch Schlupfvariablen der elektrischen Nachfragenebenbedingung im GAMS-Optimierungsmodell ermöglicht wird. Im Dispatchlauf werden diese Verletzungen mit einer geringeren, vom aktuellen Strompreis abhängenden Strafe belegt als in den vorherigen Optimierungsstufen. Hiermit soll die Möglichkeit des „Counter Tradings“ auch ohne explizite Betrachtung des kontinuierlichen Intradayhandels vereinfacht dargestellt werden. Dass dieser Effekt hauptsächlich in den deterministischen Fällen auftritt, deutet zum einen auf einen weiteren Vorteil der Methodik der stochastischen Optimierung gegenüber einer deterministischen Optimierung allgemein hin, da Unsicherheiten besser ausgeglichen werden können – zugleich ergibt sich dadurch eine Unschärfe, die bei der Interpretation der erzielten Gesamtdeckungsbeiträge bei verschiedenen Szenarienzahlen in dieser Anwendungsstudie zu berücksichtigen ist.

Auf diesen Ergebnissen aufbauende Forschung könnte beispielsweise ein genaueres Augenmerk auf die Relaxierung einzelner Nebenbedingungen schon in vorgelagerten Stufen, insbesondere der Intraday-Eröffnungsauktion, legen – um zum Beispiel den Effekt einer verletzten Anlagenrestriktion (Stillstandsdauern, Minimalkapazitäten, etc.) mit einem zu erwartenden Preisaufschlag bei Korrektur im kontinuierlichen Intradayhandel konsistenter zwischen den verschiedenen Vermarktungsschritten abzubilden. Auch eine Wiederholung dieser Auswertungen mit einer breiteren Forecasting-Datenbasis erscheint in kommenden Jahren lohnenswert. Schließlich stellt die

---

<sup>25</sup> Auch der entgegengesetzte Effekt, d. h. negative Auswirkungen einer zu niedrig antizipierten Wärmenachfrage, ist möglich. Eine zu hohe tatsächliche Wärmenachfrage muss dabei zum Beispiel in Teilen durch den zusätzlichen, teureren Heizkessel bedient werden – oder eine KWK-Gegendruckturbine muss mehr produzieren, womit wirtschaftlich attraktivere Stromerzeugung (z.B. Erneuerbare Energien unter dem Marktprämienmodell) verdrängt wird.

Einbeziehung des kontinuierlichen Intradayhandels in diese Anwendungsstudien eine spannende Forschungsperspektive dar, was in diesem Projekt noch durch eine mangelnde historische Datenbasis verhindert wird.

### **9.1.2 Investitionsentscheidung**

Der entwickelte Prototyp ist so aufgebaut, dass er neben den zuvor diskutierten Anwendungen in der täglichen Optimierung eines Portfoliobewirtschafters auch für die Bewertung längerfristiger Entscheidungen verwendet werden kann. Eine solche Entscheidung ist z.B. die Investitionsentscheidung in eine bestimmte Technologie oder Anlage. Im Folgenden werden die in AP 5 entwickelten Methoden für eine Investitionsentscheidung in verschiedene Power-to-X-Anlagen für das Jahr 2035 genutzt (siehe Abschnitt 6.2). Neben den zuvor beschriebenen und modellierten stochastischen Einflüssen müssen auch die längerfristigen Szenarien adäquat abgebildet werden.

Im Folgenden wird dargestellt, wie Investitionsentscheidungen unterstützt werden können. In dem betrachteten Anwendungsfall handelt es sich um ein Portfolio von einer KWK-GuD-Anlage, einem Wärmespeicher und einem Spitzenlastkessel. Zu entscheiden ist nun, ob das Portfolio durch eine PtH oder eine PtG-Anlage erweitert werden soll. Die PtH-Anlage kann dabei helfen, in Zeiten von negativen Strompreisen die Wärmenachfrage zu decken. Eine PtG-Anlage kann dazu genutzt werden, in Zeiten mit niedrigen Strompreisen Gas zu erzeugen, das in der KWK-Anlage verbrannt oder zu Marktpreisen verkauft werden kann.

Wie in AP 5 beschrieben, muss zunächst ein Szenario entworfen werden und konsistente DA- und IDA-Preise ermittelt werden. Für die Generierung der benötigten Preise für das Szenario wurde entschieden, einen Zeitraum zwischen 2033 und 2035 zu simulieren. Damit können Deckungsbeiträge für das Jahre 2035 mit einer Historie von zwei Jahren ermittelt werden.

Tabelle 8: Rahmenbedingungen für die Szenarien „2035“

<b>Base Preis</b>	[€/MWh]	62,82
<b>CO<sub>2</sub> Preis</b>	[€/t]	63,09
<b>Nettoexport</b>	[TWh/a]	-48,48
<b>Gas GT Kapazität</b>	[GW]	30,83
<b>Gas CC Kapazität</b>	[GW]	35,64
<b>Steinkohle Kapazität</b>	[GW]	6,8
<b>Braunkohle Kapazität</b>	[GW]	0
<b>PV Kapazität</b>	[GW]	52
<b>Wind Kapazität</b>	[GW]	93,63

Tabelle 8 zeigt einen Kraftwerkspark, der sich stark von dem aktuellen Park unterscheidet. Abbildung 26 zeigt eine Woche der simulierten DA-Preise für das Jahr 2035. Der Preis weist eine hohe Volatilität auf und negative Preise treten aufgrund der hohen Einspeisung der Erneuerbaren Energien häufig auf.

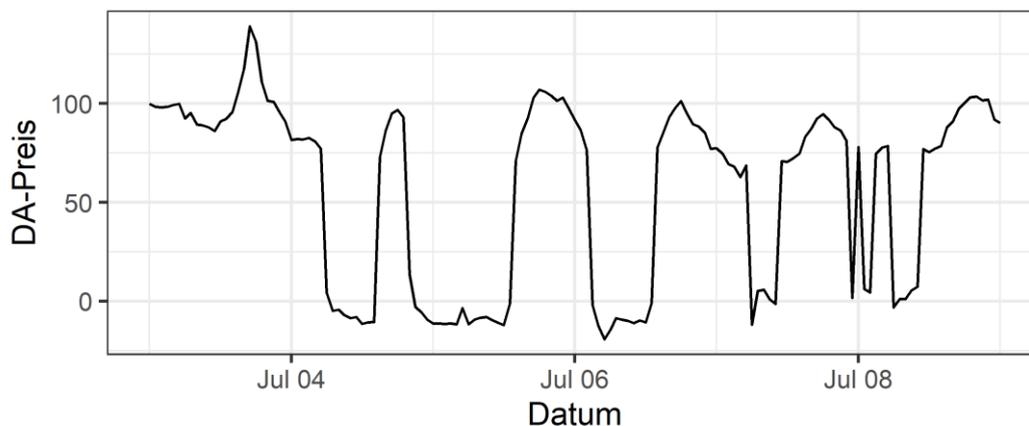


Abbildung 26: Simulierte DA-Preise für 2035 einer exemplarischen Woche

Für eine Investitionsentscheidung in eine PtG- oder PtH-Anlage sind vor allem der zukünftige CO<sub>2</sub>-Preis sowie die zu entrichtenden Umlagen entscheidend. Obwohl im Modell Netzentgelte berücksichtigt werden können, werden zwei Szenarien mit Umlagenbefreiung betrachtet. Ein wirtschaftlicher Betrieb von PtH und PtG mit Umlagen ist nur schwer zu realisieren. Ein Szenario dient als Basisszenario (CO<sub>2</sub> niedrig) und das andere bildet eine Erhöhung des CO<sub>2</sub> Preises unter ansonsten identischen Rahmenbedingungen ab (vgl. Tabelle 9).

Tabelle 9: Langfristszenarien

	Einheit	Szenario	
		Basis	CO <sub>2</sub> hoch
<b>CO<sub>2</sub> Preis</b>	[€/t]	62,02	82,01
<b>Gas-Preis</b>	[€/MWh <sub>th</sub> ]	25,02	25,02
<b>Base Preis DA</b>	[€]	62,82	69,95
<b>Standardabweichung DA</b>	[€]	43,83	48,14
<b>Umlagen PtX</b>	[€/MWh]	Keine	Keine

Zur Ermittlung der Deckungsbeiträge werden analog zur Anwendung in Abschnitt 9.1.1 exemplarische Wochen für die jeweiligen Jahreszeiten gerechnet. Für die Berechnung des Barwertes sind vor allem die Lebensdauer und der kalkulatorische Zinsfuß relevant. Zur Diskontierung sind die gewichteten Kapitalkosten zu verwenden. Für ein Energieversorgungsunternehmen kann von Kapitalkosten um die 9 Prozent ausgegangen werden. Die angenommenen Eigenschaften der zu bewertenden Power-to-X-Anlagen sind in Tabelle 10 aufgeführt. Bei der PtG-Anlage handelt es sich um eine PEM-Elektrolyse mit anschließender Methanisierung. Das produzierte Gas kann zu den regulären Konditionen verkauft werden.

Tabelle 10: Rahmenbedingungen in eine Investition in PtX-Anlagen

	Einheit	PtG <sup>2627</sup>	PtH
<b>Effizienz</b>	%	53%	95%
<b>Kapazität</b>	[MW <sub>el</sub> ]	30	70
<b>MRL (POS/NEG)</b>	[MW]	30	25
<b>PRL</b>	[MW]	15	15
<b>SRL (POS/NEG)</b>	[MW]	30	25
<b>Spez. Investitionskosten</b>	[€/kWh <sub>el</sub> ]	2.100	94€ <sup>28</sup>
<b>Jährliche Wartungskosten</b>	[% der Investitionskosten]	3%	1 %
<b>Lebensdauer</b>	[Jahre]	25	25

Abbildung 27 zeigt den erwirtschafteten Deckungsbeitrag der betrachteten Portfolios. Auffallend ist, dass trotz ansehnlicher Deckungsbeiträge im Winter die PtH und die PtG-Anlagen keinen Mehrwert für das Portfolio darstellen. Dies könnte an den höheren Strompreisen, aber auch an

<sup>26</sup> Vgl. Milanzi et al. 2018.

<sup>27</sup> Vgl. Drünert et al. 2019.

<sup>28</sup> Vgl. Brücken et al. 2017.

der höheren Wärmenachfrage liegen. Im Sommer sind die Unterschiede und damit die Deckungsbeiträge der PtX Technologien am größten.

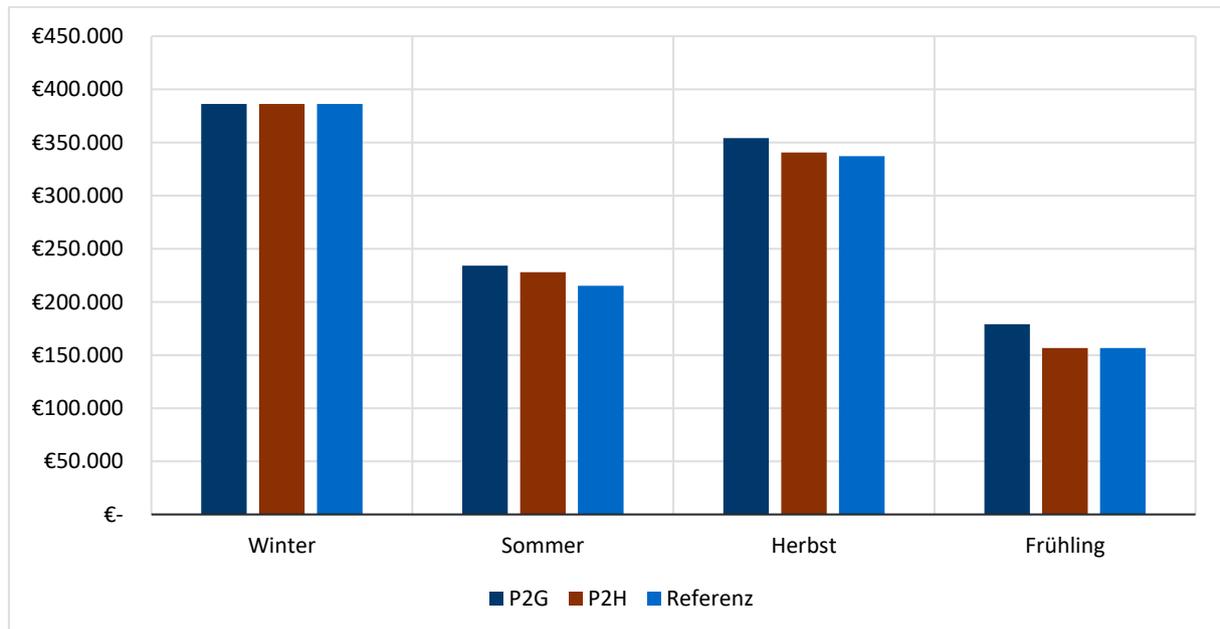


Abbildung 27: Deckungsbeiträge PtG/PtH in den exemplarischen Wochen ohne Wärmeerlöse (CO<sub>2</sub> niedrig)

Mithilfe der Deckungsbeiträge der Wochen kann nun ein Barwert errechnet werden, der den Investitionskosten (Tabelle 10) gegenübergestellt werden kann. Die Deckungsbeiträge und Barwerte sind in Tabelle 11 dargestellt. Es zeigt sich, dass trotz den häufig auftretenden negativen Strompreisen die PtG-Anlage nicht ihre jährlichen Wartungskosten erwirtschaften kann. Sie hat damit einen negativen Barwert. Die PtH-Anlage hingegen kann in dem Szenario mit hohem CO<sub>2</sub>-Preis sogar einen Barwert über den Investitionskosten von 97 €/kW erzielen. Eine Erweiterung des Portfolios würde sich in diesem Fall lohnen. Interessant ist, dass die Deckungsbeiträge im Szenario „CO<sub>2</sub> hoch“ die Deckungsbeiträge im Szenario „CO<sub>2</sub> niedrig“ übersteigen. In letzterem sind die Stromkosten für die PtH-Anlage niedriger. Gleichzeitig verringern sich jedoch die Betriebskosten der KWK-Anlage und des Spitzenlastkessels, die mit der Anlage eingespart werden können. In Verbindung mit dem Portfolio, ergibt sich daher ein höherer Deckungsbeitrag, obwohl die Stromkosten im Vergleich gestiegen sind.

Tabelle 11: Deckungsbeiträge (2035) und Barwerte PtG und PtH

	PtG		PtH	
	CO <sub>2</sub> hoch	CO <sub>2</sub> niedrig	CO <sub>2</sub> hoch	CO <sub>2</sub> niedrig
<b>Deckungsbeitrag [€/kW/a]</b>	19,32€	25,31€	14,51€	7,01€
<b>Deckungsbeitrag inkl. Wartung [€/kW/a]</b>	-43,68€	-37,69€	11,69€	4,19€
<b>Zinsfuß</b>	1,09	1,09	1,09	1,09
<b>Lebensdauer [Jahre]</b>	25	25	25	25
<b>Barwert Nachschüssig [€/kW]</b>	189,76€	248,57€	142,53€	68,82€
<b>Barwert Nachschüssig inkl. Wartung [€/kW]</b>	-429,06€	-370,25€	114,84€	41,12€

## 9.2 Folgerungen und Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten

Mit den präsentierten Anwendungsstudien konnte erfolgreich getestet werden, inwiefern die entwickelte stochastische Optimierung mit steigenden Szenariozahlen den zu erwartenden Portfoliowert eines flexiblen KWK-Portfolios beeinflusst.

Wie bereits in den vorherigen Abschnitten ausgeführt könnte auf diesen Ergebnissen aufbauende Forschung sich bereits für die ID-Eröffnungsauktion eingehender mit den Opportunitäten des daran anschließenden kontinuierlichen Intradayhandels beschäftigen, um diesen Zusammenhang konsistenter abzubilden.

Auch eine Wiederholung dieser Auswertungen mit einer breiteren Forecasting-Datenbasis erscheint in kommenden Jahren, insbesondere auch mit Einbeziehung des kontinuierlichen Intradayhandels in diese Anwendungsstudien, lohnenswert.

## 10 Zusammenfassung der Ergebnisse

Im Folgenden werden die wesentlichen Ergebnisse des Projektes nach Arbeitspaketen zusammengefasst. In Kapitel 11 werden aus den ermittelten Ergebnissen zukünftige Forschungsfragen abgeleitet.

### 10.1 Arbeitspaket 1 – Detailanalyse relevanter Einflussfaktoren

- Die wesentlichen Entscheidungssituationen für eine mögliche Anwendung der stochastischen Optimierung im Kontext des Projektmanagements orientieren sich an den Vermarktungsmöglichkeiten der betrachteten Systeme:
  - Vor der Primärregelungsvermarktung
  - Vor der Sekundärregelungsvermarktung
  - Vor der Minutenreserveleistungsvermarktung
  - Vor der Day-Ahead-Vermarktung
  - Vor der IDA-Vermarktung
  - Nach der IDA-Vermarktung zur Anwendung im kontinuierlichen Intradayhandel
- Die wesentlichen Unsicherheitsfaktoren, die den Betrieb von KWK-Systemen mit Energiespeichern beeinflussen sind:
  - Regelleistungspreise (PRL, SRL, MRL)
  - Zuschlagsunsicherheiten (bei Regelleistungsgeboten)
  - Abrufunsicherheiten der Regelleistung
  - Wirkleistungs- und Elektrizitätspreise
  - Wärmebedarf
  - Brennstoff- und CO<sub>2</sub>-Preise
- Die identifizierten Faktoren Zuschlagsunsicherheit, Abrufwahrscheinlichkeit und Brennstoffpreise werden im Projekt nicht explizit als Unsicherheiten modelliert, da sie historisch einfach genähert werden, bzw. rein optimierungsmodellierungsseitig abgebildet werden können (Zuschlagsunsicherheit), im betrachteten Zeitraum ökonomisch vernachlässigbar (Abrufwahrscheinlichkeit) oder kurzfristig wenig volatil (Brennstoffpreise) sind.

### 10.2 Arbeitspaket 2 – Stochastische Modellierung der Unsicherheitsfaktoren

- Wärmeunsicherheitsmodellierung:
  - Es besteht eine starke Abhängigkeit der Wärmeunsicherheit von der Temperaturunsicherheit.
  - Daher: Implementierung eines Verfahrens zur Ermittlung von Temperaturszenarien aus der Vergangenheit über ein Fortschreibungsverfahren für die Temperatur.

- Ermittlung der Wärmeszenarien durch Anwendung von Prognoseverfahren auf die ermittelten Temperaturszenarien
- Day-Ahead-Unsicherheitsmodellierung:
  - Spezifizierung und Validierung eines zeitreihenbasierten Modells für Day-Ahead-Strompreise samt Simulationsansatz zur Charakterisierung der Verteilung.
  - Der gewählte zeitreihenbasierte Ansatz ist in der betrachteten kurzen Frist vergleichbaren Modellen mit fundamentalen Einflussfaktoren ebenbürtig und durch seine rekursive Natur gut geeignet für den Einsatz bei variierenden Prognosehorizonten.
- IDA-Unsicherheitsmodellierung:
  - Die Simulationspfade der Strompreise der Intraday-Eröffnungsauktion werden auf Basis der vorab erstellten Day-Ahead-Preissimulationen in Verbindung mit Simulationen der entsprechenden Preisabweichungen modelliert.
  - Diese werden auf Basis eines zeitreihenbasierten Ansatzes generiert.
- Reservepreismodellierung
  - Die Leistungspreise werden mit einer Quantilsregression in Verbindung mit „Natural Cubic Splines“ modelliert.
- Modellierung des kontinuierlichen Intradayhandels
  - Mangels Datengrundlage und erheblicher Anforderungen an die resultierenden Rechenzeiten wird im Rahmen des Projektes nur eine stark vereinfachte Abbildung vorgenommen.
  - Die Kombination aus erheblichen Datenanforderungen und tendenziell hohem Rechenaufwand durch die stochastische Optimierung weist derzeit auf eher eingeschränkte Anwendungsmöglichkeiten der stochastischen Optimierung bei der Vermarktung im kontinuierlichen Intradaymarkt hin.

### 10.3 Arbeitspaket 3 – Methoden zur stochastischen Modellierung

- Festlegung der Methodik der stochastischen Optimierung auf einen Ablauf sequentieller stochastischer Optimierungen, angelehnt an die in AP 1 identifizierte Vermarktungsstruktur.
- Es wird sich auf eine fünfstufige stochastische Entscheidungsstruktur festgelegt, bei der die optimale Vermarktung der abgebildeten Portfolien sequentiell mithilfe von fünf einzelnen stochastischen Optimierungen bestimmt wird.
- In der ersten Entscheidungsstufe wird ein Optimierungshorizont von 300 Stunden, für die Stufen 2 bis 5 ein Optimierungshorizont von 60 Stunden gewählt.

- Für die erste Entscheidungsstufe werden aufgrund rechenzeittechnischer Überlegungen 15-30 Szenarien, für die folgenden Stufen 30 Szenarien als Zielgröße für die stochastische Optimierung mittelgroßer, anwendungsnaher Portfolien bestimmt.
- Zur Szenarienreduktion wird der Ansatz von Heitsch und Römisch (2003) gewählt und implementiert. Der Ansatz ist im Kontext der Projektbearbeitung zielführend und zeichnet sich durch eine sehr schnelle Rechenzeit aus.

#### **10.4 Arbeitspaket 4 - Formulierung und Zerlegung des Optimierungsproblems unter Unsicherheit**

- Die Zerlegung des relevanten Entscheidungsproblems anhand der in AP1 identifizierten Entscheidungsstufen und der in AP 3 identifizierten stochastischen Entscheidungsstruktur wird erfolgreich umgesetzt.
- Hierbei wird eine Abwandlung eines zugrundeliegenden Kraftwerkseinsatzplanungs-Modells für alle relevanten Kraftwerks- und Speichertechnologien für die jeweiligen Entscheidungsprobleme in der Softwareumgebung GAMS implementiert und mit Mitteln der gemischt-ganzzahligen Optimierung durch einen handelsüblichen Solver (CPLEX 12.5.1.0) mit einem erprobten Branch- and-Cut-Algorithmus gelöst.
- Hierbei werden viele Erkenntnisse bezüglich des Zusammenspiels der verschiedenen Märkte gewonnen. Insbesondere zeigt sich ein starker Rechenzeiteffekt durch die Berücksichtigung lediglich eines Stromproduktes mit der höchsten zeitlichen Auflösung im 60-Stundenfall (bzw. 240-Viertelstundenfall), ohne dass sich hierdurch ein negativer Effekt auf den Wert der Zielfunktion ergibt.
- Für den 300-Stundenfall (PRL) wird aufgrund des geringen Mehrwertes dieser Information auf die Modellierung von Viertelstundenprodukten verzichtet.
- Für die Optimierung des kontinuierlichen Intradayhandels wird geschlossen, dass hier eine stochastische Optimierung aufgrund der momentan mangelnden Abbildbarkeit entsprechender Unsicherheitsfaktoren durch fehlende Daten und potenziell erhöhter Rechenzeiten im Anwendungsfall nicht sinnvoll darstellbar ist.
- Ein wichtiges Ergebnis ist somit, dass je nach Entscheidungssituation und Anwendungsanforderung unterschiedliche Settings der implementierten Optimierung effizient arbeiten.
- Es wird ein Regelleistungsgebotstool implementiert, welches basierend auf einem Ansatz von Swider und Weber (2007), historischen Preisdaten und den Opportunitätskosten der Regelleistungsvorhaltung einzelner Regelleistungstechnologien optimale Regelleistungspreis-/mengenkombinationen bestimmt, welche insbesondere in die stochastischen Optimierungen der ersten bis dritten Stufe als Input eingehen.

## **10.5 Arbeitspaket 5 – Formulierung und Zerlegung des Optimierungsproblems (strategisch)**

- Der Rechenkern und das entwickelte Tool sind neben der Unterstützung im kurzfristigen Portfolio-Management auch für die Anwendung auf längere Zeiträume geeignet. Dies wird durch eine umfassende Architektur in allen Modulstufen sichergestellt.
- Jedoch sind bei derartigen Entscheidungen vor allem externe Daten- und Szenarien maßgebend. Um die Stärken der stochastischen Optimierung für langfristige Zeiträume nutzen zu können, müssen diese Datensätze entsprechend gut und im Idealfall hochgranular die zukünftigen Unsicherheiten bzgl. der identifizierten Unsicherheitsfaktoren abbilden.

## **10.6 Arbeitspaket 6 – IT-Umfeld und die operative Nutzbarmachung**

- Die Ergebnisse dieses Arbeitspaketes sind vor allem praktisch umgesetzte Maßnahmen hinsichtlich des IT-Umfeldes.
- Die Zerlegung der Optimierungsmodelle in logische Einheiten und deren Abbildung als Komponenten.
- Die Integration dieser Komponenten in die Modellierungsumgebung BoFiT.
- Die Analyse des Gesamtprozesses und die Definition von Datenstrukturen für die Übergabe in den Prozessschritten.
- Die Festlegung auf ein XML-Format für den Datenaustausch im Umfeld der Modelle.
- Schaffung einer Ablage für Szenariozeitreihen.
- Implementierung des Dienstes für die Steuerung der Optimierungsaufgaben im Rechenkern.

## **10.7 Arbeitspaket 7 – Entscheidungsunterstützung für die operative Nutzbarmachung**

- Die entwickelten theoretischen Modelle und Methoden werden in diesem AP erfolgreich implementiert bzw. in einen Gesamtprozess zusammengeführt.
- Hierzu werden zur Generierung eines virtuellen Marktumfeldes insbesondere zusätzliche Funktionen implementiert, die das Verhalten des Marktes repräsentieren.
- Fehlerhafte Nutzerspezifikationen oder fehlende Datensätze werden durch die Untersuchung von Sensitivitäten im Testbetrieb identifiziert und als Fehlermeldung an den Anwender zurückgespielt.
- Durch die Entwicklungsumgebung BoFiT stehen Visualisierungswerkzeuge zur Verfügung, um Rechenergebnisse zur Entscheidungsunterstützung darzustellen. Durch schlanke, zeitreihenbasierte Ergebnissrückgaben, sowie die Möglichkeit des Aufrufs von durch Anwender geschriebene Zusatzskripte aus BoFiT ist auch die Einbindungsmöglichkeit anderer Software zur Ergebnisdarstellung gegeben.

## 10.8 Arbeitspaket 8 – Anwendungsstudien

- Der entwickelte Rechenkern wird im Rahmen verschiedener kontinuierlicher Wochenläufe angewandt und getestet.
- Der Vergleich verschiedener stochastischer Optimierungen mit deterministischen Optimierungen deutet darauf hin, dass mithilfe der stochastischen Optimierung zusätzliche Profite in kombinierten Portfolien erwirtschaftet werden können.
- Die Vorteilhaftigkeit der stochastischen Optimierung variiert hierbei zwischen den Jahreszeiten bzw. den damit verbundenen unterschiedlichen Rahmenbedingungen hinsichtlich des Zusammenspiels aus erwarteter Wärmenachfrage und Strompreisszenarien.
- Die Vorteilhaftigkeit der stochastischen Optimierung steigt mit zunehmender Szenarienzahl bis zu einem Sättigungspunkt. Ab diesem Punkt sind weitere Szenarien den Vermarktungsentscheidungen nicht zuträglich und rechtfertigen den zusätzlichen Aufwand hinsichtlich Rechenleistung und Modellierung nicht. Der Sättigungspunkt der optimalen Szenarienzahl variiert von Jahreszeit zu Jahreszeit und tendenziell auch von Portfolio zu Portfolio.
- Die tatsächliche Realisierbarkeit der Vermarktungspositionen in der nachgelagerten Einsatzplanung wird durch die stochastische Optimierung positiv beeinflusst, was einen weiteren Vorteil des Ansatzes darstellt.
- Als Hindernis für die vorgenommenen Anwendungsstudien wird insbesondere der Umgang mit Informationsupdates nach der Intraday-Eröffnungsauktion ohne Berücksichtigung des kontinuierlichen Intradaymarktes identifiziert und eine Kompensationsstrategie auf Basis angepasster Strafparameter eingeführt. Als für die Ergebnisgüte entscheidend wird v.a. die Wärmeprognose identifiziert.
- Der entwickelte Rechenkern lässt sich sowohl für längerfristige Backtesting-Rechnungen als auch für zukunftsgerichtete Investitionsszenarien nutzen. Durch seine flexibel angelegte Architektur sind hierbei auch Investitionsbewertungen von flexibilitätsfördernden Anlagen wie etwa Power-to-X- oder Speichertechnologien möglich. Bei diesen Anwendungsfällen verschieben sich jedoch die Auswirkungen auf die Güte der Modellergebnisse von der kurzfristigen stochastischen Natur der Optimierung hin zur adäquaten Konstruktion langfristiger Szenarien.

## 11 Fazit und Ausblick auf zukünftige Forschungsfragen

Im Rahmen des Projektes konnten vielschichtige Erkenntnisse aus der Zusammenführung der theoretischen Welt der stochastischen Optimierung und der praktischen Realität eines Portfolio-Optimierers gewonnen werden. Daraus lassen sich fünf Felder für weiterführende und vertiefende Forschung identifizieren, die dazu beitragen, dass Kombi-Portfolien mit zunehmenden Anteilen erneuerbarer Energien und Speichertechnologien möglichst nachhaltig und effizient bewirtschaftet werden können.

Dies sind erstens Weiterentwicklungen hinsichtlich der Unsicherheitsmodellierung. Im Rahmen des Projektes sind die identifizierten Unsicherheitsfaktoren separat modelliert worden. Um die Möglichkeiten der stochastischen Optimierung besser auszuschöpfen, ist eine gemeinsame Modellierung der verschiedenen Unsicherheitsfaktoren vorteilhaft. Durch eine Kombination der hier vorgestellten Modelle ließe sich die komplette multivariate Verteilung aller Unsicherheitsfaktoren modellieren. Es sind grundsätzlich verschiedene Copula-Ansätze wie Gauss'sche und Vine Copula denkbar, deren jeweilige Eignung noch zu untersuchen ist. Mit der vollständigen multivariaten Verteilung könnten realistischere Simulationspfade generiert werden, die wiederum unmittelbar positive Auswirkungen auf die Performance der stochastischen Optimierung erwarten lassen. Auch die Erweiterung der Modellierung der Regelenergiemärkte um Abrufwahrscheinlichkeiten ist in einem, durch verschiedene regulatorische und gerichtliche Eingriffe modifizierten Regelleistungsumfeld in Zukunft potenziell von zunehmender wirtschaftlicher Relevanz, da hohe Preisspitzen für Arbeitspreise häufiger zu erwarten sind. Sowohl bei der Day-Ahead- als auch bei der Intraday-Eröffnungsauktionsmodellierung ist weiterhin zu erwarten, dass sich durch Einbeziehung weiterer, fundamentaler Einflussfaktoren die Modellgüte und somit die Ergebnisse der stochastischen Optimierung verbessern lassen. In Anbetracht der weiter zunehmenden Bedeutung des Intradayhandels bei fortschreitendem Ausbau der erneuerbaren Energien ist insbesondere die Verwendung von kurzfristigen Prognoseupdates im Bereich der Wind- und PV-Einspeisung zwischen den einzelnen Optimierungsläufen ein auch praktisch sehr relevantes Forschungsfeld.

Zweitens besteht beim verwendeten stochastischen Optimierungsansatz weiterer Forschungsbedarf, insbesondere was die Bestimmung optimaler Gebotskurven für Day-Ahead- und Intradaymarkt betrifft. Hier ist die Wahl der Intervallpreisstützstellen vertieft zu untersuchen, insbesondere dahingehend, ob diese anhand der vorliegenden Grenzkosten der Assets des Kraftwerksparks gewählt werden sollten statt durch Clusteranalyse. Auch sind verbesserte Methoden zum Umgang mit geringen Preisrealisierungen in Randintervallen zu entwickeln. Schließlich ist die Opportunität des kontinuierlichen Intradayhandels bereits zum Zeitpunkt der Intraday-Eröffnungsauktion besser abzubilden – dabei sind insbesondere Relaxierungen des Grundmodells,

z. B. in Form einer geänderten Nutzung von Strafparametern bei Verletzung von Nebenbedingungen näher zu untersuchen. Auch die Nebenbedingungen bei der Gebotskurvenabbildung selbst sind nochmals im Hinblick auf eine mögliche restriktivere Formulierung zu untersuchen – um bei begrenzten Stützstellen mögliche ungünstige Extrapolationen bzw. Interpolationen zu verhindern.

Drittens besteht Forschungs- und Entwicklungsbedarf im Zusammenhang mit ausgedehnten Echtzeit-Praxisanwendungen. Der im Projekt entwickelte Prototyp ist bisher auf vorliegende realitätsnahe Daten angewendet worden. Durch Live-Tests mit einem konkreten Anwendungspartner aus der Energiewirtschaft wird es möglich sein, weitere Anforderungen und auch Hemmnisse seitens der Anwender zu identifizieren. Insbesondere wird die Bedienbarkeit des Tools und die Auswertung der erzielten Ergebnisse nur gemeinsam mit Anwendern zielgerichtet erforscht werden können.

Ein weiteres Forschungsfeld, das sich im Rahmen der durchgeführten langfristigen Anwendungsstudie zur Investition in PtX-Anlagen ergeben hat, ist viertens die Entwicklung konsistenter Langfristszenarien für die Bewertung zukünftiger Jahre. Hierbei erscheint es für die Entscheidungsunterstützung von privaten Unternehmen und öffentlichen Akteuren wichtig, eine Methodik bereitzustellen, die nicht nur normative Zielvorstellungen in die Szenarien einfließen lässt, sondern auch die Strukturierung der vielfachen Unsicherheiten aus Entscheidersicht und deren konsistente Abbildung in Szenarien ermöglicht. Dabei ist besonderes Augenmerk auch der kohärenten Abbildung marktlicher und regulatorischer Aspekte zu widmen, die die Wirtschaftlichkeit von Speichern und sektorkoppelnden Technologien wie Power-to-Gas oder Power-to-Heat beeinflussen – z.B. die Weiterentwicklung der Umlagen-, Entgelt- und Preissysteme.

Für Investoren in erneuerbare Energien und andere nachhaltige Energietechnologien ist schließlich eine fundierte und zugleich handhabbare Analyse der Auswirkungen von Prognoseunsicherheiten auf die Werthaltigkeit von Investitionen in unterschiedlichen Jurisdiktionen und Marktumfeldern von großer Relevanz. Denn nicht nur sind Investoren aus dem In- und Ausland in NRW aktiv sondern umgekehrt investieren auch Unternehmen aus NRW in neue Erzeugungs- und Speichertechnologien europa- und weltweit bzw. liefern entsprechende Anlagen dahin.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass die stochastische Optimierung von flexiblen KWK-Portfolien, erneuerbaren Anlagen, Speichern und PtX-Anlagen nennenswertes Potenzial besitzt, welches sich auch in dem in diesem Projekt entwickelten stochastischen Programmierungsansatz zeigt. Die in diesem Projekt entwickelten IT-Werkzeuge können somit auch in Zukunft zu einer Vertiefung der Forschung zu diesem Thema beitragen.



## 12 Literaturverzeichnis

- Balardy, C. (2018): An empirical analysis of the bid-ask spread in the German power continuous market. Hg. v. Dauphine Université Paris. Chair European Electricity Markets. Paris (Working Paper, 35).
- Beran, P.; Pape, C.; Weber, C. (2019): Modelling German electricity wholesale spot prices with a parsimonious fundamental model – Validation & application. In: *Utilities Policy* 58, S. 27–39. DOI: 10.1016/j.jup.2019.01.008.
- Beran, P.; Vogler, A.; Weber, C. (2017): Kurz- und mittelfristige Preisprognosen: Auswahl optimaler Modellierungsansätze unter Berücksichtigung des Prognosehorizonts. Hg. v. VDI. Düsseldorf (VDI-Berichte, 2303).
- BNetzA (2011): Beschluss BK6-10-097. Hg. v. Beschlusskammer 6. BNetzA. Bonn, zuletzt aktualisiert am 12.04.2011, zuletzt geprüft am 26.08.2019.
- BNetzA (2017): Beschluss BK6-15-159. Hg. v. Beschlusskammer 6. Bundesnetzagentur (BNetzA). Bonn. Online verfügbar unter [https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Service-Funktionen/Beschlusskammern/1BK-Geschaeftszeichen-Datenbank/BK6-GZ/2015/2015\\_0001bis0999/BK6-15-159/BK6-15-159\\_download\\_Beschluss\\_vom\\_13\\_06\\_2017.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=2](https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Service-Funktionen/Beschlusskammern/1BK-Geschaeftszeichen-Datenbank/BK6-GZ/2015/2015_0001bis0999/BK6-15-159/BK6-15-159_download_Beschluss_vom_13_06_2017.pdf?__blob=publicationFile&v=2), zuletzt aktualisiert am 13.06.2017, zuletzt geprüft am 23.03.2018.
- Brücken, M.; Freischlad, H.; Kalunka, J.; Kraft, A.; Leisten, M.; Milatz, S. et al. (2017): Potenziale der Sektorkopplung und Nutzung von Strom aus Erneuerbaren Energien im Wärmebereich in Sachsen-Anhalt. Hg. v. Landesamt für Umweltschutz Sachsen-Anhalt, Fachbereich Immissionsschutz, Klimaschutz. EEB Enerko, MITNETZ Strom. Berlin, Aldenhoven.
- Bruninx, K.; Delarue, E.; D'haeseleer, W. (2014): A practical approach on scenario generation & reduction algorithms for wind power forecast error scenarios. Hg. v. KU Leuven. Leuven (TME Working Paper - Energy and Environment, WP EN2014-15). Online verfügbar unter [https://www.mech.kuleuven.be/en/tme/research/energy\\_environment/Pdf/wp2014-15b.pdf](https://www.mech.kuleuven.be/en/tme/research/energy_environment/Pdf/wp2014-15b.pdf), zuletzt geprüft am 23.03.2018.
- Drünert, S.; Neuling, U.; Timmerberg, S.; Kaltschmitt, M. (2019): Power-to-X (PtX) aus „Überschussstrom“ in Deutschland – Ökonomische Analyse. In: *Zeitschrift für Energiewirtschaft* 194, S. 511. DOI: 10.1007/s12398-019-00256-7.
- Furtwängler, C.; Weber, C. (2019): Spot and reserve market equilibria and the influence of new reserve market participants. In: *Energy Economics* 81, S. 408–421.

- Heitsch, H.; Römisch, W. (2003): Scenario Reduction Algorithms in Stochastic Programming. In: *Computational Optimization and Applications* (24), S. 187–206, zuletzt geprüft am 23.03.2018.
- Hochreiter, R.; Pflug, G. C. (2007): Financial scenario generation for stochastic multi-stage decision processes as facility location problems. In: *Ann Oper Res* 152 (1), S. 257–272. DOI: 10.1007/s10479-006-0140-6.
- Milanzi, S.; Spiller, C.; Grosse, B.; Hermann, L.; Kochems, J.; Müller-Kirchenbauer, J. (2018): Technischer Stand und Flexibilität des Power-to-Gas-Verfahrens. Hg. v. TU Berlin. TU Berlin. Berlin (Working Paper Energie und Ressourcen).
- Nowotarski, Jakub; Weron, Rafał (2018): Recent advances in electricity price forecasting. A review of probabilistic forecasting. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 81, S. 1548–1568. DOI: 10.1016/j.rser.2017.05.234.
- Pape, C.; Vogler, A.; Woll, O.; Weber, C. (2017): Forecasting the distribution of hourly electricity spot prices. Accounting for serial correlation patterns and non-normality of price distributions. Hg. v. House of Energy Markets & Finance. Essen (HEMF Working Paper, 5/2017). Online verfügbar unter [https://www.wiwi.uni-due.de/fileadmin/fileupload/BWL-ENERGIE/Arbeitspapiere/RePEc/pdf/wp1705\\_ForecastingTheDistributionsOfHourlyElectricitySpotPrices.pdf](https://www.wiwi.uni-due.de/fileadmin/fileupload/BWL-ENERGIE/Arbeitspapiere/RePEc/pdf/wp1705_ForecastingTheDistributionsOfHourlyElectricitySpotPrices.pdf).
- Regelleistung.net (2017): Internetplattform zur Vergabe von Regelleistung. Hg. v. 50Hertz Transmission GmbH, Amprion GmbH, TenneT TSO GmbH und TransnetBW GmbH. Online verfügbar unter <https://www.regelleistung.net/ext/tender/>, zuletzt geprüft am 28.03.2017.
- Swider, D. J.; Weber, C. (2007): Bidding under price uncertainty in multi-unit pay-as-bid procurement auctions for power systems reserve. In: *European Journal of Operational Research* 181 (3), S. 1297–1308. DOI: 10.1016/j.ejor.2005.11.046.
- Weber, C.; Woll, O. (2006): Valuation of CHP power plant portfolios using recursive stochastic optimization. Stockholm (9th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems), zuletzt geprüft am 28.03.2017.
- Ziel, Florian (2016): Forecasting Electricity Spot Prices Using Lasso. On Capturing the Autoregressive Intraday Structure. In: *IEEE Trans. Power Syst.* 31 (6), S. 4977–4987. DOI: 10.1109/TPWRS.2016.2521545.

## 13 Anhang

### A1 Untersuchung des Unsicherheitsfaktors Regelleistungspreis

*Tabelle A1: Zusammenfassung statistischer Parameter für PRL- und SRL-Grenzleistungspreise 2013-06/2016 (Eigene Berechnungen auf Basis von Abruf- und Gebotsdaten von regelleistung.net (vgl. (Regelleistung.net 2017))*

Parameter	PRL	SRL pos HT	SRL neg HT	SRL pos NT	SRL neg NT
Mittelwert	3.677,16	534,64	867,07	852,32	822,67
Median	3.468,00	434,00	228,00	832,00	487,00
Std. Abw.	1.015,53	290,27	2.406,16	378,35	1.227,44
Min	2.198,75	80,00	0,00	285,00	20,00
Max	9.253,00	1.531,00	20.001,0	3.033,00	12.400,00
Mittl. Abw. zu w-1	0,61	1,22	-109,09	0,67	-15,27
Med. Abw. zu w-1	-83,00	-17,00	-19,00	-34,00	-36,00
Min. Abw. zu w-1	-2.896,00	-470,00	-17.651,00	-2.013,00	-11.104,00
Max. Abw. zu w-1	6.064,00	622,00	18.777,00	1.398,00	11.174,00
$\rho(\text{lag} = 1)$	0,6775	0,8656	0,2553	0,6845	0,3610
$\rho(\text{lag} = 2)$	0,4746	0,7281	0,1274	0,3612	0,1899
$\rho(\text{lag} = 52)$	0,2966	0,0968	0,1811	0,2913	0,2458

Tabelle A2: Zusammenfassung statistischer Parameter für tägliche MRL positiv Grenzpreise in 2015 (Eigene Berechnungen auf Basis von Abruf- und Gebotsdaten von regelleistung.net (vgl. (Regelleistung.net 2017))

Parameter	MRL pos 00-04	MRL pos 04-08	MRL pos 08-12	MRL pos 12-16	MRL pos 16-20	MRL pos 20-24
Mittelwert	0,47	2,63	7,47	2,73	7,82	3,47
Median	0,00	0,00	0,75	0,18	3,66	0,48
SA	1,06	4,92	34,53	6,93	9,71	5,40
Min	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Max	8,25	32,86	575,00	93,30	49,16	29,28
Mittl. Abw. t-1	0,00	0,00	0,01	0,00	0,01	0,01
Med. Abw. t-1	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,06	0,00
Min Abw. t-1	-5,45	-19,43	-575,00	-93,30	-40,26	-22,24
Max Abw. t-1	6,25	24,05	573,23	93,30	47,42	21,44
$\rho(\text{lag} = 1)$	0,7544	0,7205	0,1229	0,3139	0,6155	0,7516
$\rho(\text{lag} = 2)$	0,6021	0,4585	0,0562	0,2005	0,3520	0,6870
$\rho(\text{lag} = 7)$	0,5816	0,5473	0,0662	0,2093	0,4629	0,6053

Tabelle A3: Zusammenfassung statistischer Parameter für tägliche MRL negativ Grenzpreise in 2015 (Eigene Berechnungen auf Basis von Abruf- und Gebotsdaten von regelleistung.net (vgl. (Regelleistung.net 2017))

Parameter	MRL neg 00-04	MRL neg 04-08	MRL neg 08-12	MRL neg 12-16	MRL neg 16-20	MRL neg 20-24
Mittelwert	16,19	15,20	8,28	11,23	7,54	6,69
Median	6,88	6,50	2,11	3,12	2,03	1,91
Std. Abw.	25,40	23,39	17,40	20,33	15,40	13,93
Min	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Max	155,95	149,00	149,41	160,97	115,64	109,47
Mittl. Abw. t-1	-0,16	-0,17	-0,11	-0,11	-0,11	-0,15
Med. Abw. t-1	-0,78	-0,74	-0,10	-0,19	-0,21	-0,21
Min Abw. t-1	-43,23	-86,37	-147,43	-154,14	-73,41	-46,29
Max Abw. t-1	51,01	90,84	148,81	132,35	65,36	55,70
$\rho(\text{lag} = 1)$	0,7143	0,4704	0,3984	0,2481	0,4929	0,6446
$\rho(\text{lag} = 2)$	0,4785	0,4704	0,3984	0,2481	0,4929	0,6446
$\rho(\text{lag} = 7)$	0,3527	0,3660	0,2820	0,4757	0,3556	0,2816

## Kontakt

Prof. Dr. Christoph Weber

Tel. +49 201 183-2966

E-Mail [christoph.weber@uni-due.de](mailto:christoph.weber@uni-due.de)

M. Sc. Philip Beran

Tel. +49 201 183-2967

E-Mail [philip.beran@uni-due.de](mailto:philip.beran@uni-due.de)

M. Sc. Christian Furtwängler

Tel. +49 201 183-6458

E-Mail [Christian.furtwaengler@uni-due.de](mailto:Christian.furtwaengler@uni-due.de)

M. Sc. Christopher Jahns

Tel. +49 201 183-3746

E-Mail [christopher.jahns@uni-due.de](mailto:christopher.jahns@uni-due.de)

M. Sc. Arne Vogler

Tel. +49 201 183-6457

E-Mail [arne.vogler@uni-due.de](mailto:arne.vogler@uni-due.de)

Lehrstuhl für Energiewirtschaft

Universität Duisburg-Essen,

Campus Essen

Universitätsstr. 12 | 45117 Essen

Fax +49 201 183-2703

Web [www.hemf.net](http://www.hemf.net)