
Todo list

sauber und ausführlich machen	III
alle tabellen nochmal korrektur lesen	III
make tables look nice	III
eventuell table heads dick machen	III
tables and figures verzeichniss	V
cite	VI
formulierung komplexitäts explosions abschnitt	VII
Check whether the market participation constraint is discussed later in the model section—if not, consider briefly mentioning it here as a potential downside.	1
noch mit rein erste entscheidung RL → dann 4 mögliche Ausgänge!!!!!!!	7
den part nochmal nachdenken	7
den part mit den speicherzuständen eventuell in die Modelierungsansatz Diskussion .	7
abshcnitt eränzen	7
aussortieren was noch mit oben rein soll	7
ausführliche Erklärung stochastische Programmierung	8
gewinnmaximierung	9
abkürzungen	9
verweis wissenschaftliche arbeit und appendix für umsetzung	9

abschnitt ergänzen	9
den part nochmal nachdenken	10
abschnitt ergänzen	10
Übersicht über zeitlichen Ablauf der einzelnen Märkte	11
eventuell raus lassen oder halt in vereinfachungsassumptions mit rein	12
den Part Menge als abstrakte binäre Aktivierungsvariable eventuell überarbeiten und entsprechend oben anpassen	13
eventuell binär variable nur an Preis koppeln und das dann anders heraus ziehen . . .	13
strict a einführen	15
formelzeichen kontrollieren	15
alle gleichungen checken wegen \forall	15
alle gleichungen mit nummerierung und beschreibung? überarbeiten	15
annahme perfekte Vorraussicht Windpark	16
ref	16
mindestmenge?	16
eventuell erklärung wieder mit positive und negative Arbeit?	16
strikte variante	19
speicherkapazität kosten weg lassen?	22
entscheiden ob ich kapazität kosten noch mit rein nehme	26
referenz ergänzen	27
eventuel scenario selection nochmal abspalten als extra subsubsection	28
price in titel ergänzen	29
verweis einfügen	30
appendix verweis	30
variablen noch in anfangstabelle einfügen	35
nochmal nach windprofil suchen im gesamten text und schauen ob das da noch korrekt erklärt ist	35

ziel für das hoch und runter setzten der linie ... -> erklärung was ich damit bezwecken möchte in dem entsprechendem Mark .. habe ich das schon mit drinne?	35
das ist eine grafik mit den alten average preise, mache eine graifk mit den richtigen grenzpreisen	36
grafiken verschiedene Preisszenarien	36
appendix verweis zu python code	36
abbildungen ergänzen	37
den teil drinne lassen?	37
ref entsoe	37
Python Code appendix verweis	37
eventuell nochmal umformulieren da sehr ähnlich zu DA	39
letzen satz mit rein nehmen?	40
eventuell nochmal erklärung in data abschnitt wieso das hier die medianen sind	42
grafik hierfür einblenden .. !! eher wichtig !!	42
base model stats a/r wpf and and and ... all the scalars used	48

Research Project

Model-based analysis of various marketing options on the balancing power market for a large-scale storage facility

Sebastian Trümper

Born on: 13th September 1990 in Naumburg
Matriculation number: 3631139

20th April 2025

Supervisor

Dr. Hannes Hobbie, Margrit Wicke, Dr. Christoph Zöphel

Abstract

Diese Arbeit befasst sich mit der techno-ökonomischen Bewertung eines großskaligen Batteriespeichersystems in Kombination mit einem Windpark, mit Fokus auf die Vermarktung am deutschen Sekundär-Regelleistungsmarkt. Während der erzeugte Windstrom am Day-Ahead-Markt angeboten wird, nimmt der Batteriespeicher über Kapazitäts- und Arbeitsgebote am sekundären Regelenergiemarkt teil. Grundlage der Analyse sind umfangreiche Zeitreihen, die mithilfe statistischer Methoden erstellt und in ein effizient gestaltetes Optimierungsmodell in GAMS integriert wurden. Die Ergebnisse zeigen, dass insbesondere in Szenarien mit hoher Einspeisevolatilität, durch erneuerbare Energien, es vorteilhaft ist negative Batteriekapazität länger vor zu halten und auf wahrscheinliche Preisspitzen zu warten. Diese Entwicklungen führt insbesondere zu signifikanten Anpassungen in der Gebotsstrategie für negative Kapazitäts- und Arbeitsleistungen.

Table of Contents

Abstract	
1 Introduction	1
2 Literature Review	3
3 Methodology	6
3.1 General model explanation	7
3.2 Market Modeling Approaches	8
3.3 Model Design Descriptions	11
3.3.1 RL	12
3.3.2 DA	15
3.3.3 RA	16
3.3.4 Battery & Working Point Adjustments	17
3.3.5 Access Point	18
3.3.6 Complete Model	19
3.4 Timeline Simulation and Scenario Selection	28
3.5 Simplification	38
4 Results	41
5 Conclusion	46
6 Appendix	48
Bibliography	59

Sets & Variables & Parameters

Abbreviations

Abbreviations	Description
aFRR	automatic Frequency Restoration Reserve
BESS	battery energy storage systems
GAMS	General Algebraic Modeling System
TSO	transmission system operators
CBMP	grenzüberschreitenden Grenzpreis
ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average
SARIMA	Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average
TBATS	Trigonometric seasonality Box-Cox transformation
<i>RL</i>	ARMA errors Trend Seasonal components
<i>DA</i>	Regelleistungsmarkt
<i>RA</i>	Day Ahead Markt
	Regelarbeitsmarkt

sauber
und
aus-
führlich
machen

alle ta-
bellen
noch-
mal kor-
rektur
lesen

make
tables
look
nice

eventuell
table
heads
dick
machen

Variable	Description
Q_y^i	Bid quantity of type i (=in/out) at market y
P_y^i	Bid price of type i (=in/out) at market y

Sets

set	Description
$t_{quarter}$	timesteps in 15 min
t_{hour}	timesteps in 1h
t_{block}	timesteps in 4h
S_{RL}	price scenarios balancing capacity market
S_{RA}	price scenarios for balancing energy market

Parameter

Variables - simplified model + wind park

Parameter	Description
f_{DA}	forecast price day ahead market
f_{RT}	forecast price real time market
p_{DA}	probability for price p_{DA}
p_{RT}	probability for price p_{RT}
r	rate for charge/discharge BESS
a	Access point capacity
$\omega_{DA}(p_{DA})$	Probability for acceptance at price P_{DA}
$\omega_y^i(P_y^i)$	Probability for bid for P_y^i
$p_y^i(s_y^i)$	Bid price of type i(=in/out) at market y for scenario s_y^i
$\omega_y^i(s_y^i)$	acceptance rate for price scenario s_y^i
c_y^i	market clearing price of type i(=in/out) at market y
m	a arbitrary big number

Table 1: Variables

Parameter	GAMS	Description
f_{DA}	$priceForeCastDA(t)$	forecast price day ahead market
f_{RT}	$priceForeCastRT(t)$	forecast price real time market
E_{DA}^{in}	$EnergyInDA(t)$	energy in day ahead market
E_{DA}^{out}	$EnergyOutDA(t)$	energy out day ahead market
E_{RT}^{in}	$EnergyInRT(t)$	energy in real time market
E_{RT}^{out}	$EnergyOutRT(t)$	energy out real time market
E_{stor}^{in}		
E_{stor}^{out}		
p_{WP}^+	costs of emergency working point p_{WP}^-	costs of emergency working point

Table 2: Variables

tables
and
figures
verzeich-
niss

Vorwort

Ich habe lange überlegt ob ich dieses Vorwort schreiben soll oder nicht, aber ich möchte doch nochmal gerne darauf eingehen wie diese Arbeit entstanden ist und wo Schwierigkeiten lagen.

Angefangen hat das ganze mit dem Auftrag einen Speicher zu optimieren der an dem sekundären Regelleistungsmarkt angebungen ist und mit einem Wind- oder Solarkraftwerk kombiniert ist.

Zur Optimierung an den einzelnen Märkten gibt es eine Vielzahl an arbeiten.

Die dabei benutzten optimierungsmodelle sind diverse.

Sie unterscheiden sich hinsichtlich der betrachteten Märkte als vermarktungsoption, hinsichtlich der benutzen Modelansätze, hinsichtlich der genutzten Daten und oft wird nur ein batteriespeicher ohne kombinuerten erneurbaren energie produzent optimiert.

So betrachten viele Modellansätze nur einzelne Märkte.

cite

Die Modellansätze unterscheiden sich hauptsächlich darin ob eine perfekte Vorraussicht unterstellt wird oder nicht. [3] & [2] zum Beispiel beschreiben den den sekundären Regelistungsmarkt mit einem solchem Model mit perfekter Vorraussicht. Kombiniert mit exakten Realwelt Daten ergibt sich daraus ein maximal zu erreichender Ertrag für den Energiespeicher. Jedoch lassen sich aus der Kombination von Modell mit perfekter Vorraussicht und exakten Daten schlecht allgemeine Strategien ableiten, da man auch die Ausnahmefälle perfekt einplanen kann.

Um diese Problemstellung besser an gehen zu können werden hauptsächlich 2 methodische Ansätze verfolgt. Entweder man limitiert das Model hinsichtlich seines Wissens über zukünftige Ereignisse und bildet so die in der realen welt inherente Unsicherheit ab. Oder man beschränkt nicht die fähigkeiten des Modells, sondern modifiziert die Daten das diese die Unsicherheit abbilden. Solche Daten wären dann zum Beispiel Vorhersage Prognosen die die einen Erwartungswert berechnen, oder Daten die mehrere mögliche Szenarien darstellen kombiniert mit einer berechneten Eintrittswahrcheinlichkeit für die jeweiligen Szenarien [1]. Warend dieser Ansatz gut ist um die Unsicherheiten ab zu bilden, kann es jedoch sehr schwer

sein die entsprechenden Daten zu ermitteln. Vor allem Daten für Märkte vorher zu sagen die sehr vielen Einflüssen unterliegen und sehr unregelmäßig sind gestaltet sich dabei als besonders schwierig. Das gilt in unserem Fall für den sekundären Regelarbeitsmarkt. Dies ist der Markt an dem relativ kurzfristig die tatsächlich benötigte Energie gehandelt wird um das Netz aus zu gleichen. [4] beschäftigen sich ebenfalls mit dem Problem der Preisvorhersage an den Regelenrgerie Mörkten. Sie zeigen auf das selbst mit sehr komplexen Modellen eine es schwierig ist den Balancing Preis gut vorher zu sagen. Für den hier vorliegenden Fall ist dies besonders kritisch, da die ersten Gebote schon am Vortag abgegeben werden müssen, zu diesem Zeitpunkt es aber sehr schwer ist vorher zu sagen wie der genaue Netzstatus am Folgetag zum Zeitpunkt x sein wird. Damit ist unklar welche Regelarbeit zum Zeitpunkt x benötigt wird.

Außerdem werden in all diesen Arbeiten nicht die Kombination (BASS, erneuerbarer Erzeuger, aFFR, DA Markt) betrachtet.

Die Herausforderung für diese Arbeit ist es nun die einzelnen Ansätze für die einzelnen Probleme zu kombinieren. Dabei stellen sich 2 Hauptprobleme. Zum einen müssen die gewählten Modelllösungsansätze und Daten für die einzelnen Teilmärkte technisch kombinierbar sein. Zum anderen darf die Komplexität nicht explodieren. Während es noch relativ einfach ist ein komplexes Teilproblem (in unserem Fall eine einzelne Marktbetrachtung) zu lösen. So Steigt die Komplexität exponentiell um so mehr teilprobleme kombiniert werden. Dies betrifft sowohl die einfache Umsetzung, als auch ganz direkt die schlichte Berechenbarkeit.

So versucht diese Arbeit die Kombination aus Batterie und erneurbaren Erzeuger zu

... ohne die Komplexität explodieren zu lassen und trotzdem verwertbare Strategien ab zu leiten.

... auflistung der Kapitel ... innerhalb des Methodischen Abschnitts wird auch nochmal explizit auf die gewählten vereinfachungen ein gegangen, die gewählt wurden um die Komplexität zu begrenzen.

Zum einen gibt es optimierungsmodelle die eine perfekte Vorraussicht unterstellen

Electricity price modeling with stochastic time change

ein markt: Electricity Price Forecasting in the Irish Balancing Market

formulierung
komplexitäts
explosions
abschnitt

eventuell einführung Regelarbeitsmarkt noch mit rein

Bidding strategy for a battery storage in the German secondary balancing power market ...
aber altes system

————— cite: nur einzelne Mörkte:

perfect foresight: Economic Value of Energy Storage Systems: The Influence of Ownership Structures ... perfect foresight An Optimal Energy Storage Control Strategy for Grid-connected Microgrids ... perfect demand foresight Economic evaluation of battery storage systems bidding on day-ahead and automatic frequency restoration reserves markets ... perfect full foresight Bidding strategy for a battery storage in the German secondary balancing power market ... perfect full foresight

1 Introduction

The accelerating transition towards renewable energy sources presents both opportunities and challenges for modern power systems. However, the inherent variability and limited predictability of renewable generation pose significant threats to grid stability. As a result, the demand for flexible technologies—such as battery energy storage systems (BESS)—is increasing, to ensure a reliable and resilient energy supply.

In particular, the provision of ancillary services—especially frequency regulation—has emerged as a promising revenue stream for storage technologies. Germany's balancing markets, including the secondary control reserve (aFRR), offer significant potential for battery systems, thanks to their rapid ramping capabilities and high operational availability.

While renewable generators primarily participate in the day-ahead market based on forecasted production, battery storage systems are typically deployed on balancing markets. Operating a BESS in conjunction with a renewable power plant provides several technical and economic advantages.

On the one hand, excess renewable electricity can be used to charge the battery, thereby avoiding market-related fees. On the other hand, generation can be time-shifted to periods with higher energy prices. Moreover, the co-location of renewable generation and storage in a hybrid system enables operators to diversify their revenue streams by participating in multiple electricity markets simultaneously.

However, such joint operation requires advanced optimization techniques that account for market mechanisms, physical constraints, and operational synergies.

In this context, mathematical programming tools such as GAMS (General Algebraic Modeling System) are well-suited to model and solve complex multi-market dispatch problems.

The objective of this study is to determine an optimal bidding strategy for a battery energy storage system co-located with a wind farm, across three relevant electricity markets. These include the day-ahead market, the balancing capacity market, and the balancing energy market.

In practice, this requires a sequence of interdependent decisions: first, the submission of a

Check whether the market participation constraint is discussed later in the model section—if not, con-

capacity bid in the balancing market; second, participation in the day-ahead energy market; and finally, submission of an energy bid in the balancing energy market.

This paper presents an optimization model developed in GAMS to simulate the joint operation of a wind farm and a co-located battery storage system. While the wind farm's revenue is derived from the German day-ahead electricity market, the battery system participates in the secondary balancing market.

The model aims to maximize total system profit while respecting both market rules and technical constraints. To this end, synthetic time series data were generated for each market using statistical methods. Representative scenarios were then selected and implemented into the GAMS model to compute an optimal bidding strategy for the storage system.

The next chapter provides a brief overview of the current state of research. Chapter 4 describes the applied methodology in detail, including the general modeling framework and the individual components of the optimization model. Additionally, the process of generating market time series and selecting representative scenarios is discussed. Chapter 5 presents the results, followed by a summary and conclusion in Chapter 6.

2 Literature Review

1. perfektes wissen unrealistisch
2. konkrete preise unrealistisch

durch die steigenden durchdringung des energie markt mit erneuerbaren energien gibt es ein paar neue herausforderungen für die betreiber von erneuerbaren kraftwerken und netzbetreiber.

- geringe preise bei underforecast - hohe preise bei overforecast -> besonders starke auswirkung bei hohen anteil erneuerbarer energien

-> wie gleiche ich den nachteil aus -> temporäre verschiebung der produktion durch speicher

- eventuell paper wieso batterien der beste speicher wären und dann entsprechend diese noch in das model mit den randdaten einfügen

- verschiedene analysestrategien für batterie management vorstellen

Energy Storage Arbitrage Under Day-Ahead and Real-Time Price Uncertainty

-> binäre variablen + speicherstatus is an szenario gebunden (komplexität explodiert) -> außerdem ohne besonderheiten des deutschen marktes

Optimal Operation of Independent Storage Systems in Energy and Reserve Markets With High Wind Penetration -> kein deutsches marktdesign

Bidding strategy for a battery storage in the German secondary balancing power market –zwar deutscher markt aber altes marktdesign

Demonstration of participation in the German balancing power market using a large-capacity hybrid battery storage system - neues marktdesign aber kein fokus auf model sondern generelle setup analyse

-> probleme mit den forecast ... eventuell dazu nochmal ein paper

wir probieren ein relativ leichtes model zu schaffen aus dem man generelle strategien ableiten

kann. - unabhängiges model von den forecast daten approximierter speicher (siehe modell)

- wirtschaftliche frage/herausfordung - systemische frage/herausforderung The integration of battery storage systems with renewable energy sources, particularly wind energy, has garnered increasing attention in recent years as a strategy to mitigate the variability of renewables and improve grid stability. Numerous studies have explored the techno-economic feasibility and operational strategies of hybrid wind-storage systems, especially in the context of market participation and ancillary service provision.

Wind Energy and Day-Ahead Market Participation Wind farms primarily participate in the day-ahead electricity market, where they are scheduled based on forecasted generation. However, due to the intermittent nature of wind, the accuracy of forecasts plays a critical role in market performance. According to Morales et al. (2014), wind power producers face significant uncertainty in both generation and market prices, leading to potential imbalances and penalties. Strategies such as improved forecasting (Pinson, 2013) and risk-aware bidding (Bathurst et al., 2002) have been proposed to mitigate these uncertainties and maximize revenue in day-ahead markets.

Role of Battery Storage in Power Systems Battery energy storage systems (BESS) offer operational flexibility by decoupling generation from consumption, enabling energy arbitrage, peak shaving, and ancillary service provision (Zakeri and Syri, 2015). When co-located with wind farms, storage systems can enhance the economic value of wind energy by reducing curtailment and participating in multiple electricity markets (Lund et al., 2015).

In hybrid configurations, storage can shift energy from periods of high generation and low prices to periods of high demand and prices, effectively arbitraging across the day-ahead market. Beyond arbitrage, BESS are particularly suited for participation in ancillary service markets due to their fast response and ramping capabilities.

Participation in the German Secondary Balancing Market Germany's ancillary service market includes primary (FCR), secondary (aFRR), and tertiary (mFRR) reserves. Battery storage has gained a competitive edge in the secondary control reserve market (aFRR), given its technical characteristics and minimal ramping delay (Regelleistung.net, 2023). Research by Nooij and van den Broek (2021) demonstrates that batteries can significantly contribute to balancing markets, especially under regulatory frameworks that favor flexibility.

The economic potential of battery participation in the German balancing market has been explored in various studies. For instance, Schittekatte et al. (2020) analyzed the revenue stacking potential for BESS across different markets in Germany, highlighting that aFRR remains one of the most lucrative avenues for flexible assets. However, market saturation and regulatory changes can significantly influence profitability (Kunze et al., 2019).

Optimization Models for Hybrid Systems To capture the complexity of market interactions and technical constraints, mixed-integer linear programming (MILP) and stochastic optimization models are widely employed (Conejo et al., 2010). These models consider operational constraints, forecast uncertainties, and market rules to optimize bidding strategies and dispatch schedules. Recent studies (e.g., Zhang et al., 2021; Garcia et al., 2022) have modeled co-located wind-storage systems, optimizing their joint operation to maximize total profit across energy and ancillary service markets.

The integration of such models within software environments like GAMS (General Algebraic Modeling System) allows for a detailed representation of temporal constraints, market dynamics, and technical performance, making it suitable for evaluating real-world hybrid systems.

Research Gap and Contribution While a growing body of literature addresses the economic optimization of wind and storage systems, few studies explicitly model a co-located system participating simultaneously in the day-ahead and the German secondary balancing markets. Furthermore, most models assume ideal or simplified market conditions, leaving room for more detailed representations that reflect the regulatory and technical nuances of actual markets. This paper contributes to the literature by developing a GAMS-based optimization model that captures the joint operation of a wind farm and battery storage, with distinct market participation strategies and revenue streams.

Carlo Brancucci Martinez-Anido
Carlo Brancucci Martinez-Anido
Greg Brinkman
Bri-Mathias S. Hodge
Bri-Mathias S. Hodge
he analysis concludes that electricity price volatility increases even as electricity prices decrease with increasing wind penetration levels. The impact of wind power on price volatility is larger in the shorter term (5-min compared to hour-to-hour). The results presented show that over-forecasting wind power increases electricity prices while under-forecasting wind power reduces them.

3 Methodology

3.1 General model explanation

was wird in dem model überhaupt dargestellt - profit maximierender ansatz

- reihenfolge der Entscheidungen
- wann klärt sich welche szenario unsicherheit auf

Ziel des Modells ist es auf möglichst einfache Weise eine Vermarktungsoptimierung eines batterie speichers in kombination mit einem windpark vor zu nehmen. Generell gibt es verschiedenste Möglichkeiten dies zu modellieren. Der Batteriespeicher wird am sekundären Regelleistungs und Regelarbeitsmarkt vermarktet. Der Windpark wird am Day-Ahead-Markt angeboten. Wichtig hierbei ist es alle 3 Märkte miteinander zu verbinden ohne eine zu hohe Komplexität zu benötigen die die Berechenbarkeit einschränkt. Besonders wichtig ist dies zum Beispiel beim Batteriespeicher. Der aktuelle Ladestatus viertelstündlich neu berechnet. Selbst bei nur 2 möglichen Szenarien wären das $2^{96} = 79228162514264337593543950336$ mögliche Batteriespeicher Zustände am Ende des Tages. Wenn man beachtet das die Planung immer für den Folgetag erfolgt müsste man sogar $2^{182} = 6,13 \cdot 10^{54}$ mögliche Batteriespeicher Zustände beachten bevor man wieder Planungssicherheit hat. Da dies offensichtlich nicht mehr berechenbar ist muss man von perfekter Vorraussicht ausgehen und so nur einen Batteriespeicherweg berechnen. Oder Bestimmte vorgänge innerhalb der Zeitkurve approximieren.

Lösungsansätze für dieses und andere Probleme sind im Abschnitt [] zu finden Weiterhin ist zu beachten dass sich der Windpark und der Batteriespeicher einen gemeinsamen Anschlusspunkt teilen, so ist die maximale Leistung beider begrenzt.

Es folgt eine Diskussion verschiedener Modellansätze. Anschließend werden die Einzelmodelle der verschiedenen Märkte betrachtet und zum schluss zusammen geführt.

Zur Analyse des vorliegenden Problems wurde ein Model in GAMS erstellt. Ziel des Models war es auf möglichst geringem Rechenaufwand einen Batteriespeicher zu optimieren der mit einer Anlage zur produktion erneuerbarer energien kombiniert wurde. Dabei sollte vermieden werden auf sehr detaillierte Zeitreihenvorhersagen, weil sehr aufwendig, angewiesen zu sein. Es sollten aber auch Grundannahmen wie perfekte Vorraussicht vermieden werden um realistische Planungsentscheidungen ab zu bilden.

noch
mit rein
erste
entscheidur
RL ->
dann
4 mög-
liche
Aus-
gänge!!!!!!!

den
part
noch-
mal
nachden-
ken

den
part
mit den
speicherzu
even-
tuell
in die
Mode-
lierung-
sansatz
Diskus-
sion

abshcnitt
eränzen

aussortier
was

(Zur Vereinfachung werden zuerst alle Formeln für nur einen Zeitschritt aufgestellt. Am Ende wird die Zeitvariable entsprechend hinzugefügt.)

Das grundlegende Modell stellt einen Energiespeicher dar, der am Regelleistungsmarkt, Day Ahead Markt und Regelarbeitsmarkt vermarktet werden kann. Der daraus resultierende Profit soll maximiert werden. Für jede Teilentscheidung/Markt existiert ein eigenes Modell. So kann, für jedes Teilmodell, vermieden werden die anschließenden Marktergebnisse (Zuschlag oder Ablehnung) zu integrieren. Dies ist wichtig, da anderenfalls der Algorithmus allwissend wäre und nur perfekte Gebote errechnen würde. Die Ergebnisse eines jeden Teilmodells werden immer an das nachfolgende Modell übergeben und erst an dieser Stelle ausgewertet. Jedes Teilmodell ermittelt Mengengebote zu bestimmten Preisen. Die verschiedenen Preise werden durch verschiedene Szenarien abgebildet. Jedem Szenario ist eine bestimmte Wahrscheinlichkeit zugeordnet. (Die Preis-Wahrscheinlichkeits-Kombinationen der verschiedenen Szenarien wurden vorher exogen mittels SARIMA-Analyse ermittelt.) Ein Gebot stellt sich dann wie folgt dar:

- modeldesign erklären -> verschiedene designoptionen dann "design optionen"/alternativen/erklärung?!

part erklären normalerweise liegt die logik in den daten und ich lasse den solver die logik in den daten erkennen. wenn ich aber keinen realistischen vorcast daten habe muss ich die logik in das programm schon selber legen.

das wesentliche meiner

- an schluss punkt

- kombination aus park und batterie

3.2 Market Modeling Approaches

ansatz wie das darzustellende umgesetzt wird damit es optimierbar ist

- eventuell in Konzepte umbenennen und ganz allgemein über verschiedene konzepte sprechen

Verschiedene Modellierungsansätze erfordern unterschiedliche zu grunde liegende Datensätze und anders herum. So erfordert zum Beispiel ein stochastische model, welches eine opti-

ausführliche Erklärung
stochastische Programmierung

mierung über mehrere unsichere mögliche Szenarien vornimmt, einen Datensatz der diese verschiedenen Szenarien abbildet. Bei der direkten Verwendung historischer Daten benötigt man ein Modell, welches von einer perfekten Vorhersage ausgeht und so nur eine Datenreihe berücksichtigt.

Im folgenden werden verschiedene Ansätze bezüglich Modell und Daten besprochen.

Ein möglicher Modellierungsansatz ist der der dem Modell die perfekte Vorhersage unterstellt, hier werden historische Daten eingespeist und anschließend die Ergebnisse unter dieser Prämisse betrachtet. So werden dann die perfekten Ergebnisse mit einem abgeschätzten Prozentsatz herunterskaliert um zu einem realistisch erzielbaren Ergebnis zu kommen. Der Vorteil dieser Methode in unserem Fall liegt in der einfachen Komplexität. Da man immer genau weiß was eintritt muss auch nur ein einzelner Zeitstrahl verfolgt werden. Der Nachteil liegt ganz klar darin das man bei der Betrachtung der Ergebnisse eventuell auf falsche Strategien schließt. So müssen in unserem Fall Entscheidungen getroffen werden mit unsicherer Zukunft Szenarien. So kann es sein das zum Beispiel die Anschlusskapazität es nicht zulässt zugleich am DA-Markt und am RA- zu bieten. Bei perfekter Vorhersage weiß ich genau welche Entscheidung bei gegebenen Daten die richtige ist auch wenn der Unterschied zwischen den beiden Entscheidungen nur marginal ist. Dies ist dann aber nur eine Einzelfallentscheidung, in Realität kann es aber sein, dass eine andere Strategie, über mehrere Fälle hinweg sich als vorteilhaft herausstellt. So lassen sich mit diesem Ansatz gut Einzelfall Entscheidungen treffen aber nicht gut auf eine allgemeine Strategie schließen. Um eine Allgemeinere Strategie ableiten zu können bieten sich stochastische Programmieransätze an. Diese bestimmen optimale Entscheidungen unter Betrachtung mehrerer möglicher unsicherer Zukunftsszenarien. So wird im Modell eine Entscheidungsvariable mit mehreren Szenarien und deren Eintrittswahrscheinlichkeiten kombiniert um so auf eine best mögliche Entscheidung unter Unsicherheit zu schließen. So lassen sich einfacher optimalere allgemein gültige Strategien ableiten, allerdings ist hier die Erstellung der dafür notwendigen Daten wesentlich schwieriger. So braucht man verschiedene Datensätze die die verschiedenen Szenarien präsentieren und muss diese Datensätze auch mit Eintrittswahrscheinlichkeiten bewerten. Im folgenden werden mehrere Ansätze diskutiert wie man dies für Zeitreihen-Datensätze macht. Außerdem müssen oft vereinfachende Annahmen getroffen werden um die Modellkomplexität zu reduzieren. Besonders wichtig ist dies zum Beispiel beim Batteriespeicher. In unserem Modell wird der aktuelle Ladestatus des Batteriespeichers viertelstündlich neu berechnet. Selbst bei nur 2 möglichen betrachteten Szenarien müsste man $2^{96} = 79228162514264337593543950336$ mögliche Batteriespeicher

verweis
wissen-
schaft-
liche
arbeit
und ap-
pendix
für um-
setzung

abschnitt
ergän-
zen

Zustände am Ende des Tages betrachten. Wenn man beachtet das die Planung immer für den Folgetag erfolgt müsste man sogar $2^{182} = 6,13 * 10^{54}$ mögliche Batteriespeicher Zustände beachten bevor man wieder Planungssicherheit hat. Deswegen werden erfolgt eine Betrachtung verschiedener Vereinfachungen in Kapitel []

In Summe sind die Vorteile einer stochastischen Ansätze größer, vor allem um die hier vorliegende Forschungsfrage nach allgemein gültigen Strategien zu beantworten. Zur erstellung von optimalen allgemeinen strategien

den
part
noch-
mal
nachden-
ken
abschnitt
ergän-
zen

3.3 Model Design Descriptions

Das Modell ist in der Lage an drei Märkten zu bieten. Ein Gebot umfasst immer eine Menge sowie einen dazu gehörigen Preis. Zuerst erfolgt das Gebot am Regelleistungsmarkt, dann am Day Ahead Markt und schließlich das Gebot am Regelarbeitsmarkt.

- vielleicht noch einen allgemeine aussage wie szenarien in den verschiedenen Marktmodellen zu interpretieren sind. .. oder ich beschreibe zuerst die verschiedenen märkte und dann die erstellung der dafür nötigen Daten.

Ziel ist es dabei den Profit zu maximieren, dieser setzt sich aus der Menge und dem Preis zusammen. Die Menge ist dabei die Menge die am Markt angeboten wird und der Preis ist der Preis zu dem die Menge angeboten wird.

So ergibt sich der Ertrag wie folgt:

$$\text{Ertrag} = \text{Menge} * \text{Preis}$$

In Kombination mit unserem stochastischen Ansatz wird eine Wahrscheinlichkeit (ω) hinzugefügt. Die bedeutung der einzelnen Wahrscheinlichkeiten ist in der detaillierten Beschreibung der einzelnen Märkte zu finden. Der zu erwartende Ertrag ergibt sich dann aus der summe aller möglichkeiten:

$$\text{Ertrag} = \sum_s \text{Menge} * \text{Preis} * \omega(\text{Preis})$$

Die verschiedenen Preise werden in Form von verschiedenen Szenarien abgebildet. Die Mengenangebote können für jedes Preisszenario separat abgegeben werden. In Tabelle ?? ist ein Beispiel für die Szenarien und deren Wahrscheinlichkeiten zu finden. Die Wahrscheinlichkeit in diesem Fall würde angeben mit welcher Wahrscheinlichkeit das Gebot zum dazugehörigen Preis angenommen werden würde.

Übersicht
über
zeit-
lichen
Ablauf
der ein-
zelnen
Märkte

Scenario s_{RL}^{out}	Price $p(s_{RL}^{out})$	Probability $\omega(s_{RL}^{out})$
s1	90	0.6
s2	100	0.5
s3	110	0.4

Table 3.1: Example Scenario Data Table

Die zu optimierende Zielfunktion für dieses Beispiel wäre dann wie folgt:

$$\max \text{Profit} = \sum_{s_{RL}^{out}} Q_{RL}^{out}(s_{RL}^{out}) * p(s_{RL}^{out}) * \omega(s_{RL}^{out})$$

In den folgenden Kapiteln werden zuerst die einzelnen Märkte individuell beschrieben subsection 3.3.1 bis ???. Nachfolgend wird die Überführung der Einzelmarktprobleme in eine Gesamtentscheidung erläutert [subsection 3.3.6].

3.3.1 RL

general description

Der aFFr Markt in Deutschland trennt sich in 2 Teile auf. Zum einen in den Regelleistungsmarkt und zum anderen in den Regelarbeitsmarkt. Am Regelleistungsmarkt wird die Bereitstellung von positiver oder negativer Regelleistung für ein 4 Stunden Zeitfenster am nächsten Tag geboten. Auktionsschluss ist jeweils um 9 Uhr am Vortag. Die Abrechnung erfolgt in [(Euro/MW)/h] der bezahlte Preis entspricht dabei dem eigenen Gebotspreis ("Pay-as-bid"-Verfahren). [<https://www.next-kraftwerke.de/wissen/day-ahead-handel>] Bei bezugschlagtem Regelleistungsgebot muss auch für den selben Zeitraum am Regelarbeitsmarkt Gebote abgegeben werden. Die Mindestgebotsmenge beträgt 1 MW und zur Teilnahme ist eine Präqualifikation notwendig.

model implementation

Für den Regelleistungsmarkt ergibt sich dann die folgende Zielfunktion.

$$\max \text{Profit}_{RL} = Q_{RL} * p_{RL} * \omega_{RL}(p_{RL}) \quad \forall t_{block}$$

eventuell
raus
lassen
oder
halt in
verein-
fachung-
sas-
sump-
tions
mit rein

Durch Umwandlung in ein Szenario abhängiges Problem ergibt sich dann die folgende Gleichung:

$$\max Profit_{RL} = \sum_{t_{block}, s_{RL}} Q_{RL}(t_{block}, s_{RL}) * p_{RL}(t_{block}, s_{RL}) * \omega_{RL}(t_{block}, s_{RL})$$

Zu beachten ist, dass auch die Menge nun Szenarioabhängig ist, so kann theoretisch auf für jedes angenommene Szenario separat geboten werden. Praktisch ist dies nicht an zu nehmen, da der Algorithmus die höchst mögliche Menge immer dem höchsten Preiserwartungswert zuordnen wird. Auf diese Weise dient die Menge als abstrakte binäre Aktivierungsvariable der verschiedenen Preisszenarien.

Zu beachten ist das sowohl positive als auch negative Leistungsgebote abgegeben werden können. Die Aufteilung in angenommene und Abgelehnte Gebote erfolgt durch die Wahrscheinlichkeiten ω und $1 - \omega$. Das wäre an dieser Stelle noch nicht nötig, macht aber die spätere Integration der anderen Märkte einfacher.

den
Part
Menge
als ab-
strakte
binäre
Aktivier-
ungs-
variable
even-
tuell
noch-
mal
über-
arbeiten
und
ents-
prechend
oben
an-
passen

eventuell
binär
variable
nur an
Preis
koppeln
und
das

$$\max Profit_{RL} =$$

accepted RL in & out:

$$\begin{aligned}
 & + \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} (\omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}) * \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out})) * \\
 & + (Q_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}) * p_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in})) \\
 & + (Q_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}) * p_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}))
 \end{aligned}$$

accepted RL in & declined out:

$$\begin{aligned}
 & + \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} (\omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}) * (1 - \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}))) * \\
 & + (Q_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}) * p_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}))
 \end{aligned}$$

declined RL in & accepted out:

$$\begin{aligned}
 & + \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} ((1 - \omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in})) * \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out})) * \\
 & + (Q_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}) * p_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}))
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

$$\forall t_{hour} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor, t_{block} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{16} \right\rfloor$$

Die Nebenbedingungen 3.2 bis ??stellen sicher das die Gebotenen Mengen positiv sind. Außerdem das die Anschlusskapazität a nicht überschritten wird [3.4] und das die Batterie die entsprechende Leistung bedienen kann [3.3]. Außerdem ist es wichtig das der Batteriespeicher Status im entsprechenden Zeitfenster die Gebotene Leistung erfüllen kann [3.5 & 3.6]. Hierbei ist zu beachten das die Gebotene Leistung pro Stunde notiert ist und der Batteriespeicher im viertelstunden takt berechnet wird. Deswegen muss die gebotene Leistung mit 0.25 multipliziert werden um den viertelstunden wert zu entsprechen. Sollte also beispielsweise 100MW geboten am RL geboten werden so muss für jede viertelstunde im entsprechenden Block 25MWh positive bzw. negative Arbeit vorgehalten werden.

$$0 \leq Q_{RL}^{in}(s_{RL}^{in}), Q_{RL}^{out}(s_{RL}^{out}) \quad \forall s_{RL}^{in}, s_{RL}^{out} \quad (3.2)$$

$$r \geq \sum_{s_{RL}^{in}} Q_{RL}^{in}(s_{RL}^{in}), \sum_{s_{RL}^{out}} Q_{RL}^{out}(s_{RL}^{out}) \quad (3.3)$$

$$a + \sum_{s_{RL}^{in}} Q_{RL}^{in}(s_{RL}^{in}) \geq \sum_{s_{RL}^{out}} Q_{RL}^{out}(s_{RL}^{out}) \quad (3.4)$$

$$Q_{RL}^{in}(t_{block}, s_{RL}^{in}) * 0.25 \leq BatCap - BatStat(t_{quarter}, s_{RA}) \quad \forall t_{block} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{16} \right\rfloor \quad (3.5)$$

$$Q_{RL}^{out}(t_{block}, s_{RL}^{out}) * 0.25 \leq BatStat(t_{quarter}, s_{RA}) \quad \forall t_{block} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{16} \right\rfloor \quad (3.6)$$

3.3.2 DA

general description

Die erneuerbare Energien anlage wird am Day-Ahead Markt vermarktet. Hier werden Gebote für 1h Fenster am folgetag getätig. Die Auktion schließt um 12 am Vortag. Die Mindestmenge beträgt 0.1 MWh. Es werden Gebote zwischen -500 Euro und 3000 Euro aktzeptiert. Die Abrechnung erfolgt in [Euro/MWh] und der Preis wird im "Pay-as-cleared" Verfahren festgelegt. Das heißt alle bekommen den Preis des am höchsten noch bezugschlagtem Teilnehmers.

model implementation

Simultan zu dem vorherigen Kapitel ergeben sich dann dich Gleichungen für den Day Ahead Markt. Der Day Ahead Markt ist der Markt an dem der Strom des Windparks vermarktet wird. Dementsprechend gibt es keine positiven und negativen Gebote. Als Windpark Betreiber verfügen wir über Betriebskosten nahe 0 und können unseren Strom zu einem sehr niedrigem Preis anbieten. In der Praxis versetzt uns das in die Lage quasi frei wählen zu können ob wir am Day Ahead Markt bezugschlagt werden und den Clearing Preis erhalten oder nicht. Die Wahrscheinlichkeit $\omega_{DA}(t_{hour}, s_{DA})$ gibt hierbei die Wahrscheinlichkeit für den entsprechenden $p(t_{hour}, s_{DA})$ an. So wird der zu erwartende Profit wie folgt berechnet:

strict
a ein-
führen

formelzei-
kontrol-
lieren

alle
gleichun-
gen
checken
wegen
Α

alle
gleichun-
gen mit
num-
meri-
erung
und
bes-
chreibung
über-
arbeiten

$$\max_{Q_{DA}(t_{hour}, s_{DA})} Profit_{DA} = \sum_{t_{hour}} Q_{DA}(t_{hour}) * \sum_{t_{hour}, s_{DA}} p(t_{hour}, s_{DA}) * \omega_{DA}(t_{hour}, s_{DA}) \quad (3.7)$$

$$\rightarrow \max_{Q_{DA}(t_{hour}, s_{DA})} Profit_{DA} = \sum_{t_{hour}} Q_{DA}(t_{hour}) * p_{DA}^{exp}(t_{hour}) \quad (3.8)$$

3

Wichtig zu beachten ist das wir nicht frei wählen können wieviel Strom über den Windpark generiert wird sondern das wir nach oben hin durch gegebene Wetterbedingungen begrenzt sind. Außerdem verfügen wir auch über die möglichkeit anstatt strom in das netz ein zu speisen den strom zu speichern und damit die Batterie wieder auf zuladen [3.10].

$$0 \leq Q_{DA}(t_{hour}, s_{DA}) \quad \forall t_{hour}, s_{DA} \quad (3.9)$$

$$Q_{DA}(t_{hour}) \leq capPark * windProfil(t_{hour}) - Q_{reload}(t_{hour}) \quad \forall t_{hour} \quad (3.10)$$

$$Q_{DA}(t_{hour}) \leq a \quad \forall t_{hour} \quad (3.11)$$

3.3.3 RA

general description

Am sekundären Regelarbeitsmarkt wird auf 15 Minuten Fenster Geboten. Auktionsschluss ist jeweils 25 Minuten vor Begin des 15 Minuten Blocks. Jeder vorqualifizierte Teilnehmer darf an diesem Markt mit bieten, egal ob ein zuschlag am Regelleistungsmarkt erfolgt ist oder nicht. Wurde ein Regelleistungsmarktgebot bezugschlagt so muss auch auf das entsprechende Zeitfenster am Regelarbeitsmarkt geboten werden. Bezahlt wird jeweils nur die tatsächlich erbrachte Leistung. Der Abruf der Leistung erfolgt anhand der Merit-Order Liste, vom billigsten zum teuersten Anbieter. Mit einem hohem angebotenen Regelarbeitspreis sinkt so die wahrscheinlichkeit für den Abruf der angebotenen Regelarbeit. Dies ist ein Pay-as-cleared Market sprich alle Teilnehmer bekommen den Preis des letzten bezugschlagtem Teilnehmers. Seit dem Beitritt Deutschlands zum PICASSO Netzwerk entspricht der Grenzpreis dem CBMP [5].

annahme
per-
fekte
Vorraus-
sicht
Wind-
park

ref
mindestme
eventuell
erklärung
wieder

model implementation

Simultan zum Regelleistungsmarkt ergibt sich der Regelarbeitsmarkt. Die Wahrscheinlichkeit gibt hierbei an wie wahrscheinlich ein Abbruch der Arbeit ist.

$$\begin{aligned} \max Profit = & \sum_{t_{quarter}} \left[\sum_{S_{RA}} 1/|S_{RA}| * p_{RA}^{in}(t_{quarter}, S_{RA}) * Q_{RA}^{in}(t_{quarter}, S_{RA}) \right. \\ & \left. + \sum_{S_{RA}} 1/|S_{RA}| * p_{RA}^{out}(t_{quarter}, S_{RA}) * Q_{RA}^{out}(t_{quarter}, S_{RA}) \right] \end{aligned} \quad (3.12)$$

Auch die zu erbringende Arbeit unterliegt ein paar Restriktionen. So muss natürlich der Batteriespeicher in der Lage sein die Arbeit zu leisten [3.18 & 3.17]. Und der Anschlusspunkt muss auch noch über genügend Kapaziäteten verfügen [3.16 & 3.15].

$$\sum_{S_{RA}} Q_{RA}^{out}(t_{quarter}, S_{RA}) \leq r/4 \quad \forall S_{RA}, t_{quarter} \quad (3.13)$$

$$\sum_{S_{RA}} Q_{RA}^{in}(t_{quarter}, S_{RA}) \leq r/4 \quad \forall S_{RA}, t_{quarter} \quad (3.14)$$

$$\sum_{S_{RA}} Q_{RA}^{out}(t_{quarter}, S_{RA}) \leq a/4 \quad \forall S_{RA}, t_{quarter} \quad (3.15)$$

$$\sum_{S_{RA}} Q_{RA}^{in}(t_{quarter}, S_{RA}) \leq a/4 \quad \forall S_{RA}, t_{quarter} \quad (3.16)$$

$$\sum_{S_{RA}} Q_{RA}^{out}(t_{quarter}, S_{RA}) \leq BatStat(t_{quarter}, S_{RA}) \quad \forall S_{RA}, t_{quarter} \quad (3.17)$$

$$\sum_{S_{RA}} Q_{RA}^{in}(t_{quarter}, S_{RA}) \leq BatCap - BatStat(t_{quarter}, S_{RA}) \quad \forall S_{RA}, t_{quarter} \quad (3.18)$$

$$(3.19)$$

3.3.4 Battery & Working Point Adjustments

Die grundlegenden eigenschaften des Batteriespeichers werden durch Parameter in kombination mit Nebenbedingungen beschrieben. So verfügt der Batteriespeicher über eine

maximale Lade und Entladeleistung r und eine maximale Kapazität $BatCap$. Der Batteriestatus wird viertelstündlich neu berechnet und ist in der Gleichung 3.21 zu finden. Da die Nachlademenge Q_{reload} , die vom Windpark stammt, stündlich berechnet wird muss sie noch für die viertelstunden umgerechnet werden. Ansonsten ergibt sich der Batteriespeicherstatus für den Zeitpunkt $t_{quarter} + 1$ aus der Batteriespeicherstatus des vorherigen Zeitpunkts $t_{quarter}$ und der tatsächlich erbrachten negativen Regelarbeit abzüglich der tatsächlich erbrachten positiven Regelarbeit. Des weiteren besteht die möglichkeit einer Arbeitspunktanpassung WP . Diese kann vorgenommen werden um den Ladestand den Batterie so an zu passen das die eingegangenen Verbindlichkeiten erfüllt werden können.

$$\begin{aligned} BatStat(t_{quarter, S_{RA}} + 1) = & BatStat(t_{quarter, S_{RA}}) + \frac{1}{4} Q_{reload}(t_{hour}) \\ & + \sum_{S_{RA}} 1 / |S_{RA}| * Q_{RA}^{in}(t_{quarter}, S_{RA}) \\ & - \sum_{S_{RA}} 1 / |S_{RA}| * Q_{RA}^{out}(t_{quarter}, S_{RA}) \\ & - \sum_{S_{RA}} 1 / |S_{RA}| * WP_{out}(t_{quarter}, S_{RA}) \\ & + \sum_{S_{RA}} 1 / |S_{RA}| * WP_{in}(t_{quarter}, S_{RA}) \end{aligned} \quad (3.20)$$

$$\forall t_{quarter}, t_{hour} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor \quad (3.21)$$

$$0 \leq BatStat(t_{quarter}) \quad (3.22)$$

$$BatStat(t_{quarter, S_{RA}}) \leq BatCap \quad (3.23)$$

3.3.5 Access Point

Der Acceess Point repräsentiert den gemeinsamen Anschlusspunkt von Windpark und Batteriespeicher an das Stromnetz. Die maximale Leistung die durch den Anschlusspunkt fließen kann begrägt a . Diese Leistungsgrenze gilt in beide Richtungen wie in Gleichung 3.24 und 3.25 zu sehen ist. Da die Bedingung für alle viertel Stunden gelten muss wir die Arbeit des Windparks geviertelt.

$$\begin{aligned}
& a + Q_{RA}^{in}(t_{quarter}, S_{RA}) + WP_{in}(t_{quarter}, S_{RA}) \\
& \geq \\
& \frac{1}{4} Q_{DA} + Q_{RA}^{out}(t_{quarter}, S_{RA}) + WP_{out}(t_{quarter}, S_{RA}) \\
& \forall S_{RA}, t_{quarter}, t_{hour} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor
\end{aligned} \tag{3.24}$$

$$\begin{aligned}
& a + \frac{1}{4} Q_{DA} + Q_{RA}^{out}(t_{quarter}, S_{RA}) + WP_{out}(t_{quarter}, S_{RA}) \\
& \geq \\
& Q_{RA}^{in}(t_{quarter}, S_{RA}) + WP_{in}(t_{quarter}, S_{RA}) \\
& \forall S_{RA}, t_{quarter}, t_{hour} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor
\end{aligned} \tag{3.25}$$

strikte
variante

3.3.6 Complete Model

Um alles in einem gesamten model zusammenfügen zu können sind noch ein paar anpassungen notwendig. Zum einen wird der RL markt zuerst geschlossen. Das heißt wenn die entscheidung am für den DA markt fällt ist das der Ausgang vom RL Markt bekannt. Das bedeutet wiederum die Variablen am in den Anschließenden Märkten können unter berücksichtigung der verschiedenen möglichen Ausgänge geplant werden. Um dieß möglich zu machen werden alle folgenden Variablen in die 4 Grundszenarien aufgesplittet.

Diese wären:

1. angenommenes positives und negatives Regelleistungsmarktgebot → $Variable^{...rB}$
2. angenommener positives und abgelehntes negatives Regelleistungsmarktgebot → $Variable^{...rO}$
3. abgelehntes positives und angenommener negatives Regelleistungsmarktgebot → $Variable^{...rI}$
4. abgelehntes positives und negatives Regelleistungsmarktgebot → $Variable^{...rN}$

So können außerdem Dimensionen pro Variable vermieden werden und die Komplexität des Grundmodels reduziert werden. Um aber alle Grundsätzlichen Preisoptionen (Szenarien) und deren Folgeplanungen in allen Variablen berücksichtigen zu können werden wird die Dimension der Variablen $Q_{DA}, Q_R^{out} A \& Q_R^{in} A$ um die Dimensionen $s_R^{out} L \& s_R^{in} L$ erweitert. Die resultierenden, gesplitteten und hoch dimensionierten Objekt-Funktionen der folgenden Märkte werden dann entsprechend in die zu maximierende Profitgleichung der ersten Entscheidung am

RL markt eingefügt [3.26]. Außerdem müssen die stündlich berechneten Erträge aus den Regelleistungsmarkt und dem Day-Ahead Markt noch für die viertelstündliche Berechnung angepasst werden

$$\max Profit = - Costs$$

$$+ \sum_{t_{quarter}}$$

accepted RL in & out:

$$\begin{aligned}
 & + \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} (\omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}) * \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out})) * \\
 & + (\frac{1}{4} * (Q_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}) * p_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}))) \\
 & + (\frac{1}{4} * (Q_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}) * p_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}))) \\
 & + (\frac{1}{4} * (Q_{DA}^{rB}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * p_{DA}^{exp}(t_{hour}))) \\
 & + (\sum_{S_{RA}} 1 / |S_{RA}| * p_{RA}^{in}(t_{quarter}, S_{RA}) * Q_{RA}^{inrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})) \\
 & + (\sum_{S_{RA}} 1 / |S_{RA}| * p_{RA}^{out}(t_{quarter}, S_{RA}) * Q_{RA}^{outrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}))
 \end{aligned}$$

accepted RL in & declined out:

$$\begin{aligned}
 & + \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} (\omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}) * (1 - \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}))) * \\
 & + (\frac{1}{4} * (Q_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}) * p_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}))) \\
 & + (\frac{1}{4} * (Q_{DA}^{rl}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * p_{DA}^{exp}(t_{hour}))) \\
 & + (\sum_{S_{RA}} 1 / |S_{RA}| * p_{RA}^{in}(t_{quarter}, S_{RA}) * Q_{RA}^{inrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})) \\
 & + (\sum_{S_{RA}} 1 / |S_{RA}| * p_{RA}^{out}(t_{quarter}, S_{RA}) * Q_{RA}^{outrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}))
 \end{aligned}$$

declined RL in & accepted out:

$$\begin{aligned}
 & + \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} ((1 - \omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in})) * \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out})) * \\
 & + (\frac{1}{4} * (Q_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}) * p_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}))) \\
 & + (\frac{1}{4} * (Q_{DA}^{rO}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * p_{DA}^{exp}(t_{hour}))) \\
 & + (\sum_{S_{RA}} 1 / |S_{RA}| * p_{RA}^{in}(t_{quarter}, S_{RA}) * Q_{RA}^{inrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})) \\
 & + (\sum_{S_{RA}} 1 / |S_{RA}| * p_{RA}^{out}(t_{quarter}, S_{RA}) * Q_{RA}^{outrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}))
 \end{aligned}$$

declined RL in & out:

$$\begin{aligned}
 & + \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} ((1 - (\omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}))) * (1 - \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}))) * \\
 & + (\frac{1}{4} * (Q_{DA}^{rN}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * p_{DA}^{exp}(t_{hour}))) \\
 & + (\sum_{S_{RA}} 1 / |S_{RA}| * p_{RA}^{in}(t_{quarter}, S_{RA}) * Q_{RA}^{inrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})) \\
 & + (\sum_{S_{RA}} 1 / |S_{RA}| * p_{RA}^{out}(t_{quarter}, S_{RA}) * Q_{RA}^{outrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}))
 \end{aligned}$$

$$Costs = (BatCap * batCosts) - workingCosts \quad (3.27)$$

Die Kosten hierbei ergeben sich aus den Arbeitspunktanpassung und den Kosten für die benötigte Speicherkapazität [3.27]. Die zu erwartenden WorkingPointkosten ergeben sich dabei aus dem gegenteiligen Marktespreis des Regelarbeitmarktes faktoriert um um einen WorkingPointFaktor WPF . Diese Annahme legt zur Grunde, dass wenn ich zum Beispiel spontan Leistung abgeben möchte jemand anderes sich spontan dazu bereit erklären muss diese Leistung wiederum auf zu nehmen. Sprich wir haben eine positive Leistungsabgabe und zahlen dafür das jemand anderes eine negative Leistungsabgabe bereitstellt. Der Preis für diese negative Leistungsabgabe ist vom Preis des negativen Regelarbeitmarktes abgeleitet und um einen workingPoint factor angepasst [3.29].

speicherkap
weg
lassen?

$$workingCosts = \sum_{t_{quarter}}$$

accepted RL in & out:

$$\begin{aligned} & \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} (\omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}) * \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out})) * (\\ & + \sum_{S_{RA}} WP_{RA}^{inrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * p_{ER}^{in} * WPF * 1 / |S_{RA}|) \\ & + \sum_{S_{RA}} WP_{RA}^{outrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * p_{ER}^{in} * WPF * 1 / |S_{RA}| \end{aligned} \quad (3.28)$$

accepted RL in & declined out:

$$\begin{aligned} & + \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} (\omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}) * (1 - \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}))) * (\\ & + \sum_{S_{RA}} WP_{RA}^{inrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * p_{ER}^{in} * WPF * 1 / |S_{RA}|) \\ & + \sum_{S_{RA}} WP_{RA}^{outrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * p_{ER}^{in} * WPF * 1 / |S_{RA}| \end{aligned}$$

declined RL in & accepted out:

$$\begin{aligned} & + \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} ((1 - \omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in})) * \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out})) * (\\ & + \sum_{S_{RA}} WP_{RA}^{inrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * p_{ER}^{in} * WPF * 1 / |S_{RA}|) \\ & + \sum_{S_{RA}} WP_{RA}^{outrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * p_{ER}^{in} * WPF * 1 / |S_{RA}| \end{aligned}$$

declined RL in & out:

$$\begin{aligned} & + \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} (1 - (\omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}) * (1 - \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out})))) * (\\ & + \sum_{S_{RA}} WP_{RA}^{inrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * p_{ER}^{in} * WPF * 1 / |S_{RA}|) \\ & + \sum_{S_{RA}} WP_{RA}^{outrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * p_{ER}^{in} * WPF * 1 / |S_{RA}| \\ & \forall t_{hour} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor \end{aligned} \quad (3.29)$$

Zur Berechnung des Batteriespeicherstatus ergibt sich dann folgende Gesamtgleichung:

$$BatStat(t_{quarter, S_{RA}} + 1) = BatStat(t_{quarter, S_{RA}})$$

accepted RL in & out:

$$\begin{aligned} &+ \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} (\omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}) * \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out})) * (\\ &+ Q_{reload}^B(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})/4) \\ &+ (WP_{RA}^{inrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{inrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})) \\ &- (WP_{RA}^{outrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{outrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})) \end{aligned}$$

accepted RL in & declined out:

$$\begin{aligned} &+ \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} (\omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in}) * (1 - \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}))) * (\\ &+ Q_{reload}^I(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})/4) \\ &+ (WP_{RA}^{inrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{inrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})) \\ &- (WP_{RA}^{outrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{outrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})) \end{aligned}$$

declined RL in & accepted out:

$$\begin{aligned} &+ \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} ((1 - \omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in})) * \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out})) * (\\ &+ Q_{reload}^O(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})/4) \\ &+ (WP_{RA}^{inrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{inrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})) \\ &- (WP_{RA}^{outrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{outrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})) \end{aligned}$$

declined RL in & out:

$$\begin{aligned} &+ \sum_{S_{RL}^{out}} \sum_{S_{RL}^{in}} ((1 - \omega_{RL}^{in}(t_{block}, S_{RL}^{in})) * (1 - \omega_{RL}^{out}(t_{block}, S_{RL}^{out}))) * (\\ &+ Q_{reload}^N(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})/4) \\ &+ (WP_{RA}^{inrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{inrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})) \\ &- (WP_{RA}^{outrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{outrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out})) \\ \forall t_{quarter}, t_{hour} = &\left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor \end{aligned} \tag{3.30}$$

Die Anschlusspunkt- Restriktionen muss für alle möglichen Ausgänge und Folgevariablen definiert werden. Außerdem als absicherung in die positive und in die negative Richtung.

$$\begin{aligned}
& a + \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{inrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{inrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \geq \sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} (Q_{DA}^B(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * 0.25) \\
& + \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{outrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{outrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \forall t_{quarter}, t_{hour} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor
\end{aligned} \tag{3.31}$$

$$\begin{aligned}
& a + \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{inrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{inrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \geq \sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} (Q_{DA}^l(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * 0.25) \\
& + \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{outrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{outrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \forall t_{quarter}, t_{hour} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor
\end{aligned} \tag{3.32}$$

$$\begin{aligned}
& a + \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{inrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{inrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \geq \sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} (Q_{DA}^O(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * 0.25) \\
& + \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{outrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{outrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \forall t_{quarter}, t_{hour} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor
\end{aligned} \tag{3.33}$$

$$\begin{aligned}
& a + \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{inrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{inrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \geq \sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} (Q_{DA}^N(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * 0.25) \\
& + \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{outrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{outrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \forall t_{quarter}, t_{hour} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor
\end{aligned} \tag{3.34}$$

$$\begin{aligned}
& a + \sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} (Q_{DA}^{rB}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * 0.25) \\
& + \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{outrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{outrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \geq \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{inrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{inrB}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \forall t_{quarter}, t_{hour} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor
\end{aligned} \tag{3.35}$$

$$\begin{aligned}
& a + \sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} (Q_{DA}^{rl}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * 0.25) \\
& + \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{outrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{outrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \geq \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{inrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{inrl}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \forall t_{quarter}, t_{hour} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor
\end{aligned} \tag{3.36}$$

$$\begin{aligned}
& a + \sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} (Q_{DA}^{rO}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * 0.25) \\
& + \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{outrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{outrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \geq \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{inrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{inrO}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \forall t_{quarter}, t_{hour} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor
\end{aligned} \tag{3.37}$$

$$\begin{aligned}
& a + \sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} (Q_{DA}^{rN}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) * 0.25) \\
& + \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{outrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{outrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \geq \sum_{S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} WP_{RA}^{inrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) + Q_{RA}^{inrN}(t_{quarter}, S_{RA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \\
& \forall t_{quarter}, t_{hour} = \left\lfloor \frac{t_{quarter}}{4} \right\rfloor
\end{aligned} \tag{3.38}$$

working point Kosten - unterschiedliche q's sparen uns eine dimension und wir können besser je nach eintreffenden szenario bestimmte marktregulatorische und reale restriktionen in gleichungen formulieren - außerdem bedarf es einer zusammenführung der verschiedenen skalierungen der zeitachsen und einer entsprechenden skalierung der Werte der betroffenen Zeitreihen. - auch die batterie, workingpoint variablen müssen entsprechend hoch

entscheiden ob ich kapazität kosten noch mit rein nehme

dimensioniert werden.

Eine vollständige aufführung aller Nebenbedingungen sowie ein vollständiges Modell zum herunterladen befindet sich unter Appendix

- können frei entscheiden ob wir am DA/RA markt teilnehmen

Appendix

referenz
ergän-
zen

3.4 Timeline Simulation and Scenario Selection

wie werden die verschiedenen Zeitreihen erzeugt

Um auf gute allgemeine Strategien schließen zu können braucht es gute Daten. Falsche daten würden auch zu falschen Ergebnissen/Strategien führen. Dabei gibt es verschiedene Ansätze diese Zeitreihendaten zu erstellen. Es folgt zuerst ein Überblick über die realwelt Daten um einen besseren eindruck davon zu bekommen was wir probieren nach zu armen / vorherzusagen bzw. über welche wesentlichen eigenschaften die verschiedenen Marktdaten verfügen Dazu werden die verschiedenen Marktdaten statischtisch dargestellt. Anschließend werden verschiedene Analysemethoden diskutiert, kombiniert und angewandt. In diesem Abschnitt werden verschiedene Methoden zur Erstellung von Zeitreihen diskutiert.

eventuel
scen-
ario
selec-
tion
noch-
mal
abspal-
ten als
extra
subsub-
section

Market Data Analysis

RL

Im ersten Fenster der übersicht [3.1] sind der Realmarktdaten von 2023 für den negativen Kapazitätsmarktpreis zu sehen. Darunter ist der Trend und die Saisonalität abgebildet.

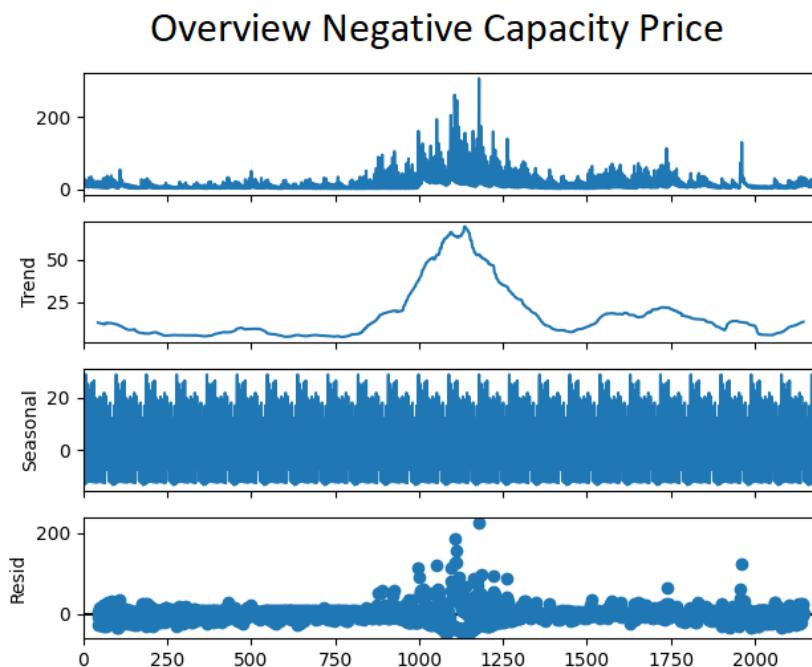


Figure 3.1: Total Average Negativ Capacity Price

Bei einer genaueren Untersuchung der Saisonalität zeigt sich ein täglicher und ein leichter Wöchentlicher rythmus in den Daten. Da es sich um Daten handelt die sich auf 4h-Blöcke

beziehen sind alle 6 Lags als ein Tag zu interpretieren. Abbildung 3.2 zeigt dabei eine klaren täglichen rythmus in den Daten.

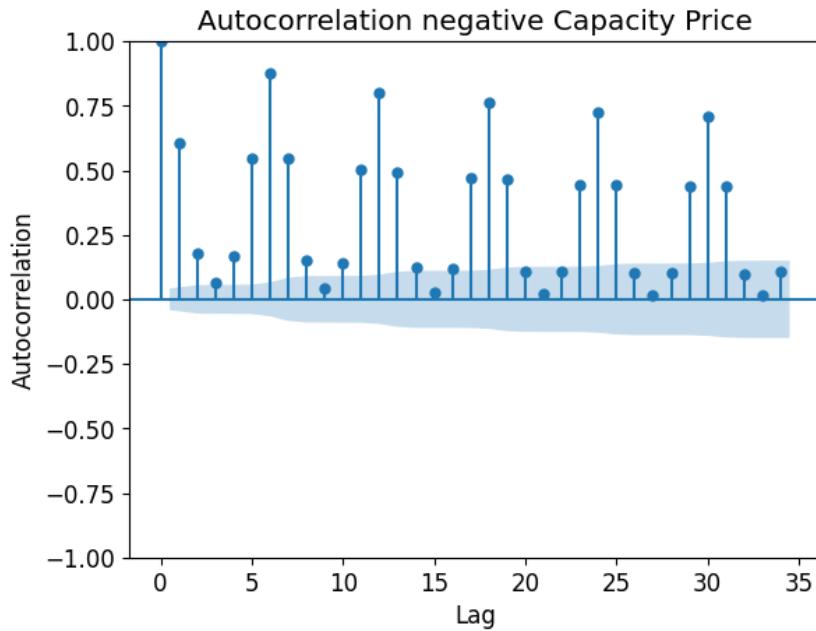


Figure 3.2: Autocorrelation Negative Capacity Price - 5 Days

Und Abbildung 3.3 lässt zudem einen leichten wöchentlichen Zyklus erkennen.

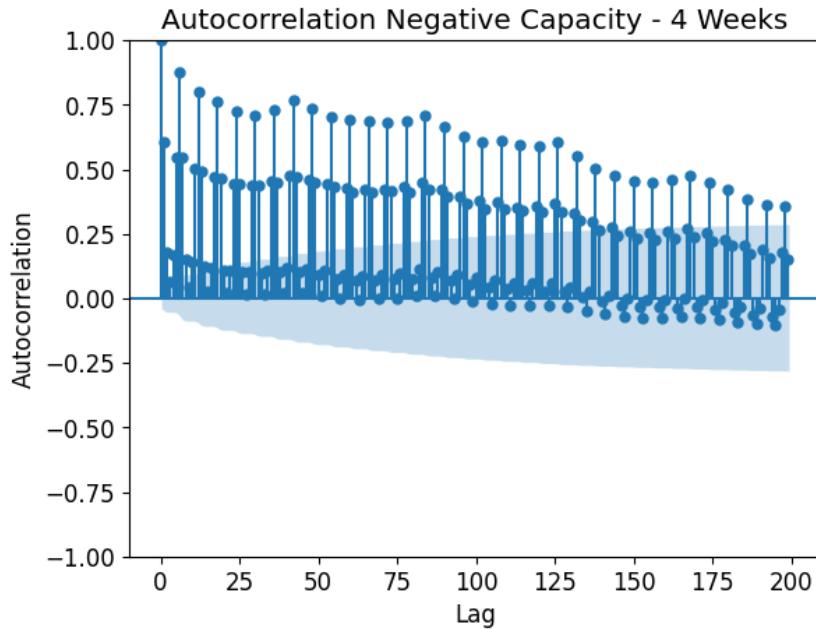


Figure 3.3: Autocorrelation Negative Capacity Price - 4 Weeks

Die Preise zu den positiven Kapazitätswerten verhalten sich ähnlich wie die negativen Kapazitätswerte.

Zur Analyse und Zeitreihenvorhersage dieser Daten bieten sich nun, aufgrund der starken Autokorrelation verschiedene statistische Methoden an. Dabei stellt sich besonders die ARIMA Methode heraus. Diese beruht auf Autoregression und ist somit besonders gut für Zeitreihen mit starker Autokorrelation geeignet. Um auch die saisonalen Effekte gut abbilden zu können, gibt es eine Variante der ARIMA Methode, die SARIMA Methode.

Ein ausführlicher Test der SARIMA Methode, und der dafür notwendigen Tests befindet sich in Appendix . Dabei hat sich gezeigt, dass die SARIMA Methode Schwächen mit der Komplexität in sehr langen Zeitreihen hat. So stieg die Rechenzeit exponentiell an und langfristige Vorhersagen zeigten eine klare Verzerrung hinsichtlich des letzten Trends. Da wir aber kurzfristig ähnliche Jahresverläufe erwarten, ist diese Verzerrung folgend dem Trend am Jahresende nicht sinnvoll. Außerdem ist die SARIMA Analyse dafür ausgelegt, Zeitreihendaten mit nur einer Saisonalität zu erstellen. Für multiple Saisonalitäten wären aufwendige manuelle Anpassungen nötig. Ein Algorithmus, der diese Nachteile vermeidet, fußt auf den vorher genannten Konzepten und nennt sich TBATS. TBATS ist ein Akronym für Trigonometrische Saisonalität, Box-Cox Transformation, ARMA-Fehler, Trend und Saisonale Komponenten. Dieser Algorithmus von SKTIME erlaubt eine einfache Zeitreihenvorhersage bei gegebener multipler Saisonalität [7].

verweis
einfü-
gen

Die somit vorhergesagte Zeitreihe ähnelt sehr der realen Zeitreihe [Abbildung 3.4]. Zu beachten ist, dass die hier zu sehende Zeitreihe die Zeitreihe mit der höchsten Wahrscheinlichkeit ist. So liegen 50% der möglichen betrachteten Werte darüber und 50% darunter. Wenn wir mit Hilfe des vorgeübten Predictors mehrere Szenarien/Zeitreihen erstellen wollen, so führt die inherente steigende Ungewissheit mit steigenden Zeitabstand zu einem größeren Intervall, in dem die Daten liegen [Abbildung 3.5]. Das macht inhaltlich Sinn und mag für viele Anwendungsfälle sinnvoll sein, wir gehen aber davon aus, dass die mittlere Vorhersage nicht an Genauigkeit verliert und wollen daraus Szenarien generieren. Zu diesem Zweck wird die wahrscheinlichste/mittlere Zeitreihenvorhersage genommen und manuell nach oben und nach unten um bestimmte Prozentsätze hoch bzw. herunterskaliert. Die so erstellten Preisvorhersagen werden dann mit den realen Preisen verglichen und berechnet, zu wievielen Prozent mit der skalierten Zeitreihe ein Gebotszuschlag erfolgt wäre.

appendix
verweis

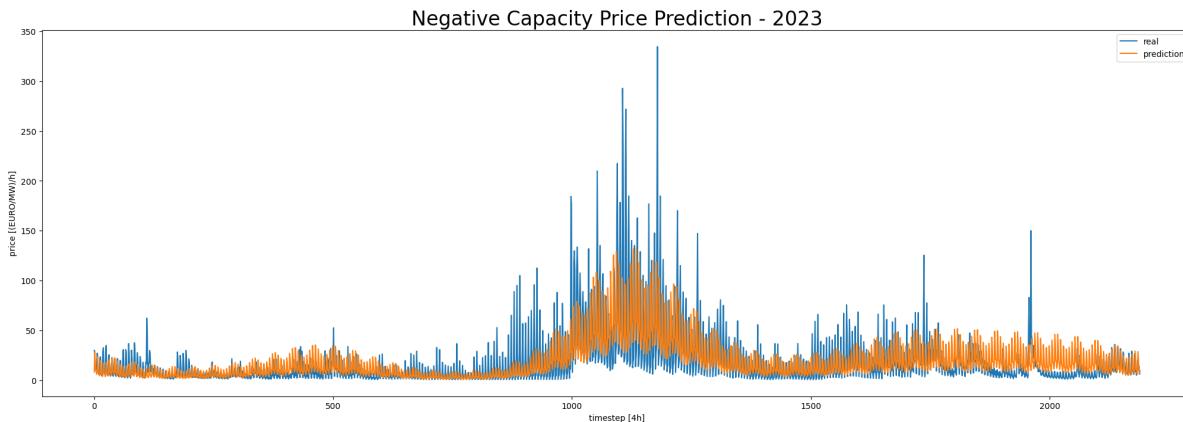


Figure 3.4: Negative Capacity Price Prediction - 2023

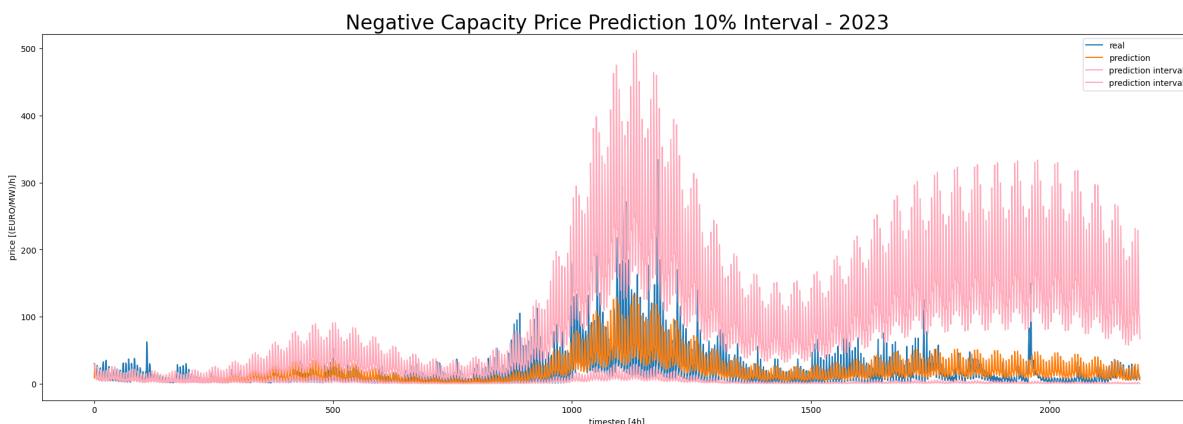


Figure 3.5: Negative Capacity Price Prediction 10% Interval - 2023

- hier eventuell noch rein das wenige daten ein hohes rauschen erzeugen - wobei zuviele daten ein overfitting verursachen können

DA

Die Day-Ahead Markt Preise sind zwar Variabel unterliegen aber einem Täglichen wie Wöchentlichen Rythmus. Im Jahresverlauf sind nur allgemeine Trends ablesbar wie Abbildung 3.6 zeigt. Die außergewöhnliche Kurvenbewegung im Jahr 2022 ist mit dem Angriffskrieg Russlands gegen die Ukraine zu erklären und den daraus folgenden Turbulenzen am Gas Markt.

Da es sich beim DA Markt um einen pay-as-cleared markt handelt (alle bekommen den Preis des am höchsten bezugschlagtem Teilnehmers) und wir als Produzent erneurbarer Energien mit sehr geringen Opperationalen Kosten zu tun haben ist es für das model nur wichtig ob wir am markt teilnehmen und welcher clearing price zu erwarten ist.

wie and Grafik 3.7a bis 3.11b zu entnehmen ist zeigt der clearing price einen täglichen und

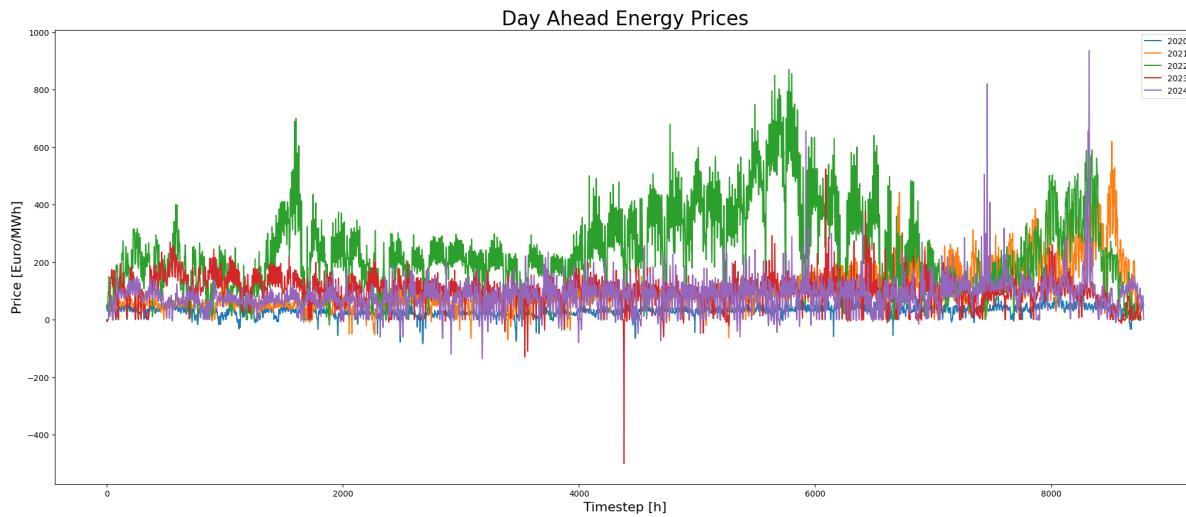
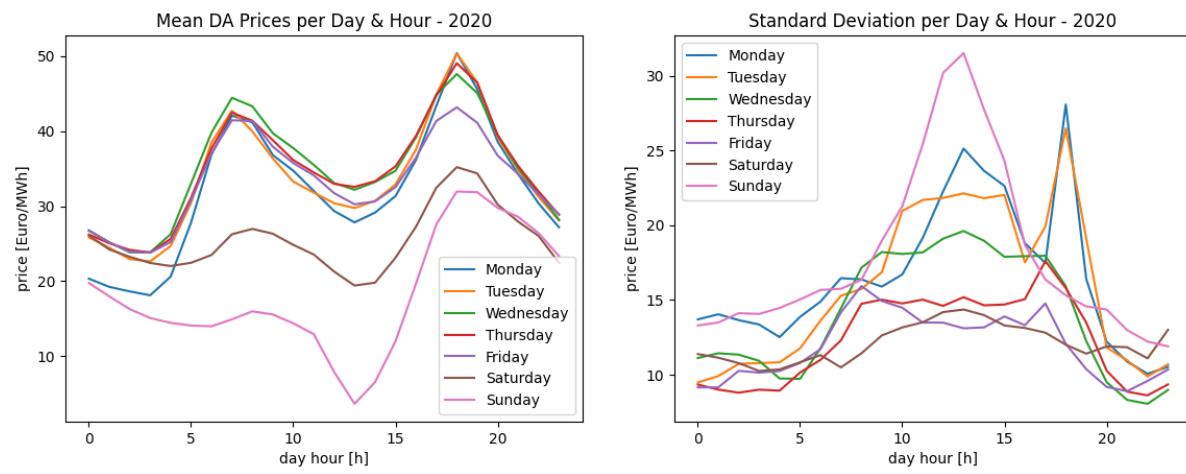


Figure 3.6: Overview DA prices

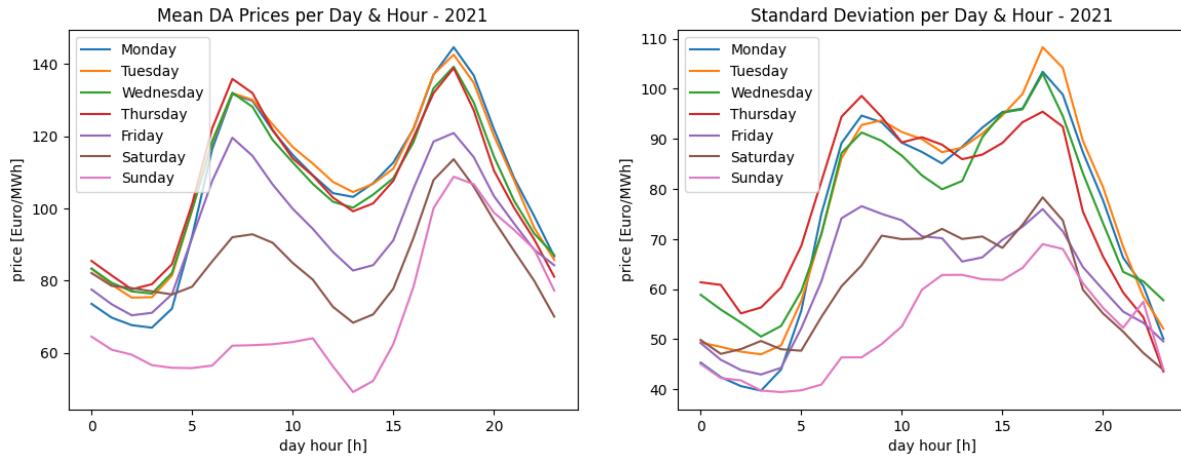
wöchentlich rythmus. Das Nivau verändert sich zwar lässt sich aber gut verhersagen. Aufgrund des Marktdesigns brauchen wir auch nur einen erwarteten clearing price da wir in der Realität ein 0-Preis Gebot abgeben können und somit sogut wie sicher bezuschlagt werden. Der Erwartete Preis wird für unser Model als Mittelwert der Jahre 2020 bis 2024 ohne das Jahr 2022 kalkuliert. So erhalten die Saisonale Struktur in den Daten und gleichen Ausreißer nach oben sowie nach unten aus. So ergibt sich je nach Tageszeit, Wochentag und Jahresverlauf ein zuverlässig zu erwartender clearing-price. Das Nivau kann auch noch nachträglich leicht durch einen Skalierungsfaktor angepasst werden ohne die inherente Struktur der Daten zu gefährden.



(a) Mean DA-Price

(b) Standard Deviation DA-Price

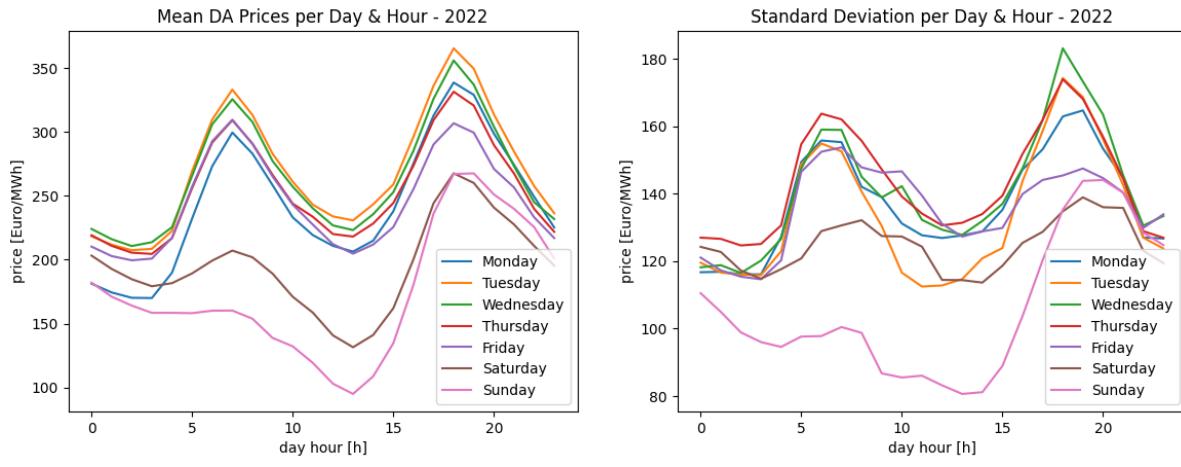
Figure 3.7: Daily and hourly DA-Data - 2020



(a) Mean DA-Price

(b) Standard Deviation DA-Price

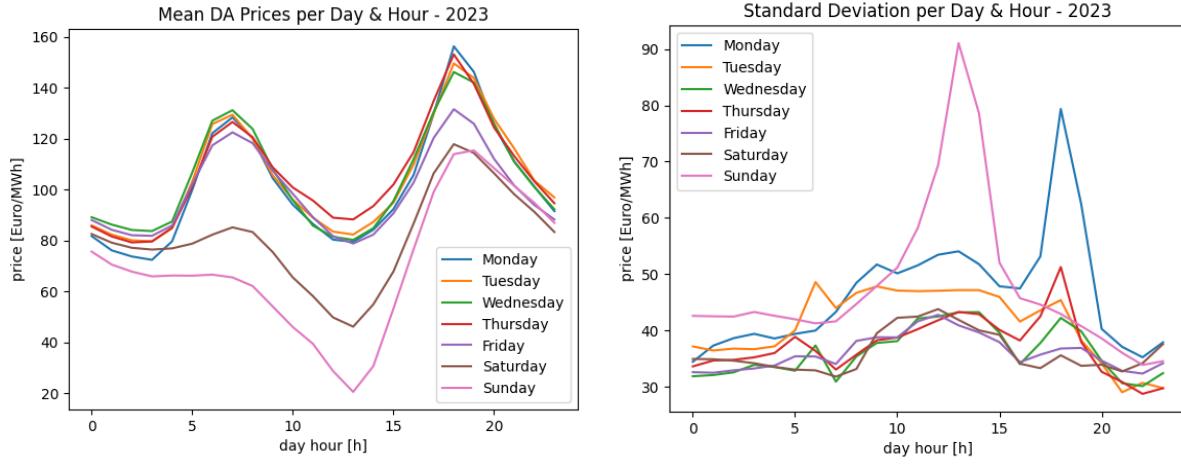
Figure 3.8: Daily and hourly DA-Data - 2021



(a) Mean DA-Price

(b) Standard Deviation DA-Price

Figure 3.9: Daily and hourly DA-Data - 2022



(a) Mean DA-Price

(b) Standard Deviation DA-Price

Figure 3.10: Daily and hourly DA-Data - 2023

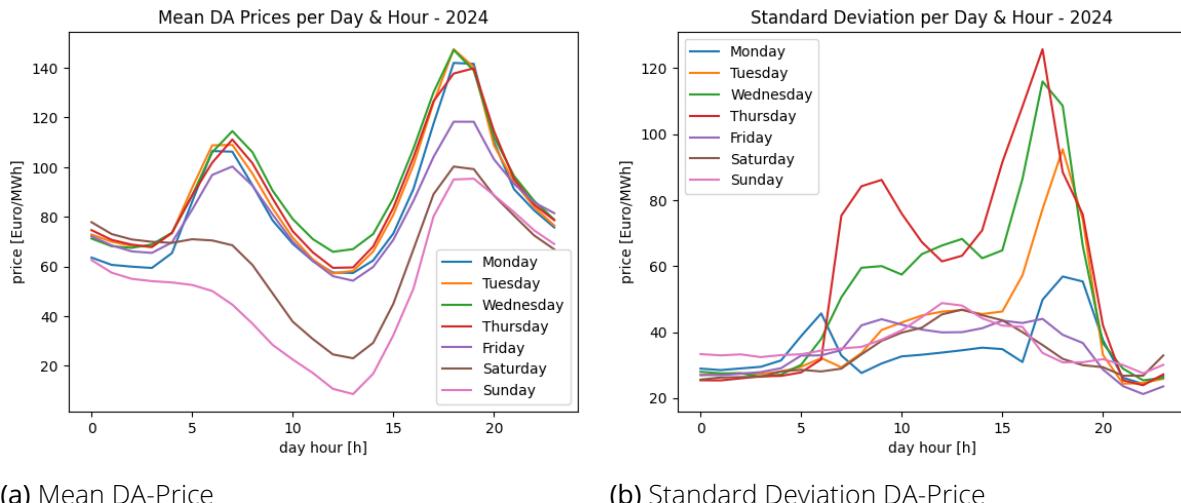


Figure 3.11: Daily and hourly DA-Data - 2024

Des weiteren gehen wir für unsere Simulation davon aus das der simulierte erneuerbare Energien park ein onshore wind park in Deutschland ist. Um ein Windprofil zu erhalten dividieren wir die gesamte produktion von onshore windanlagen durch die gesamte Kapazität dieser anlagen [[6]]. Das gewonnene profil entspricht aber dem mittelwert der deutschen windonshore produktion. Sprich sie ist der mittelwert des windes der über ganz deutschland weht. so arbeiten nie alle windkraftanlagen in deutschland gleichzeitig bei 100%. das kann aber für unseren einzelnen windpark durchaus passieren. Um der begrenzung der maximalen Anschlusskapazität also eine sinnvolle bedeutung zu geben müssen wir also dieses profil entsprechend skalieren. Hierfür gehen wir davon aus das die gesamte deutsche windproduktion zumindest ein indikator dafür ist wieviel wind gerade an unserer anlage weht, skalieren aber die tiefen runter und die höhen hoch. eine weitere bedingung der neuberechnung ist das die höchsten werte auf 1 liegen, unser windpark also mit voller Leistung produziert.

Das erreichen wir indem wir zuerst das gesamt deutsche windprofil um dessen mittelwert absenken. so erhalten wir eine zahlenreihe aus positiven und negativen zahlen, die wenn wir sie nun skalieren stärker nach unten und nach oben abweichen. Anschließend wird wieder der Mittelwert hinzu addiert so erreichen wir eine neue zahlenreihe deren durchschnitt und summe der ursprünglichen entspricht, deren maximum aber bei 1 liegt [3.39].

$$wp_{our} = ((wp_{ger} - \bar{wp}_{ger}) * wsf) + \bar{wp}_{ger} \quad (3.39)$$

Der skalierungsfaktor berechnet sich dabei wie folgt:

$$wsf = \frac{1 - w\bar{p}_{ger}}{\max(wp_{ger}) - w\bar{p}_{ger}} \quad (3.40)$$

RA

Die RA unterliegen einer sehr hohen Variabilität und lassen sich nur sehr schwer statistisch vorherzusagen. So verfügen sie nur über eine sehr schwache autocorrelation mit nur ganz leichtem wöchentlichem rythmus 3.12.

hier ist der angebotspreis nicht zwar nicht für den profit ausschlaggebend aber für die abbrufwahrscheinlichkeit die dann wiederum zur modellierung unserer Batteriespeichstatusen wichtig ist.

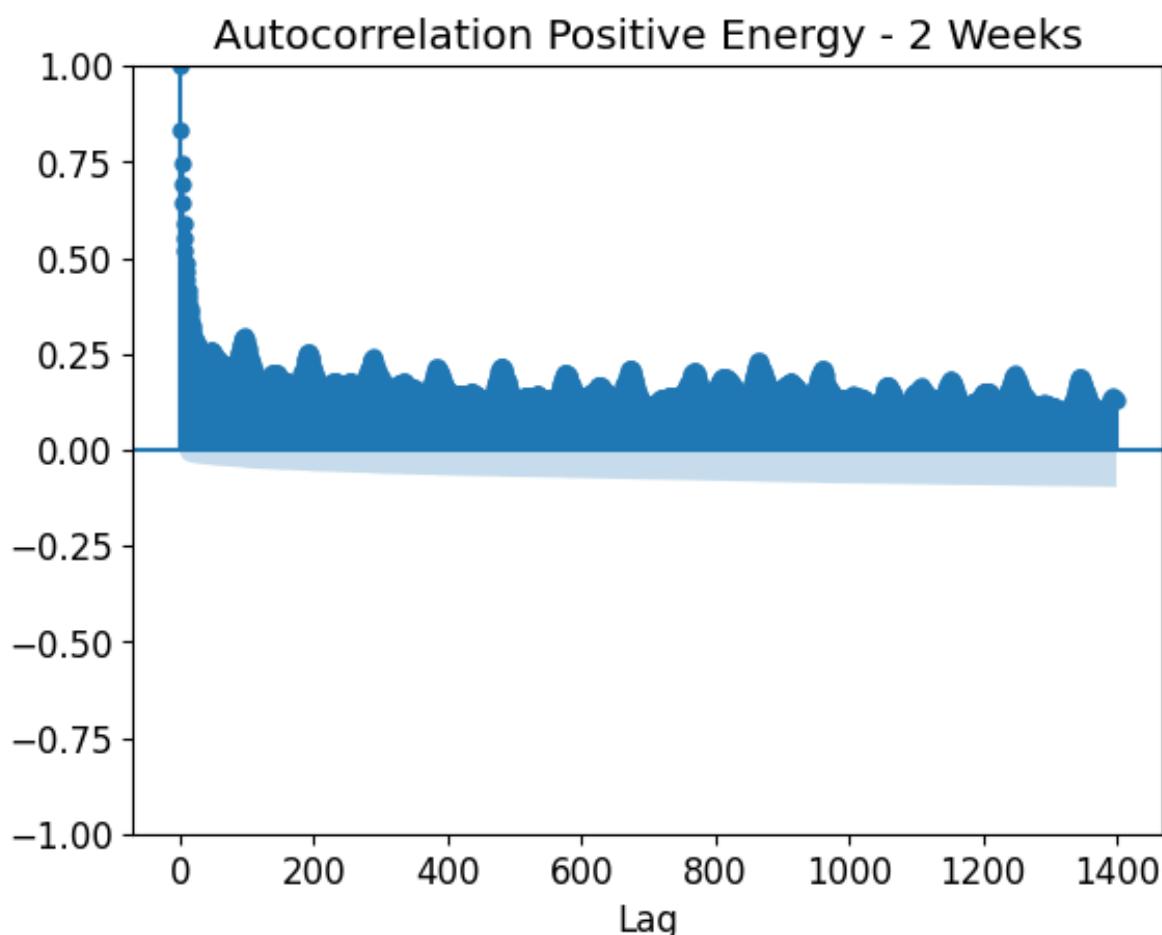


Figure 3.12: Total Average Positive Energy Price

variablen
noch in
anfang-
stabelle
einfü-
gen

nochmal
nach
wind-
profil
suchen
im ges-
amten
text
und
schauen
ob
das da
noch
korrekt
erklärt
ist

ziel für
das
hoch
und
runter
setzten
der linie
... ->
erklärung
was ich
damit

Auch Trends sind in den Daten keine vorhanden. So zeigt die Abbildung 3.13 beispielhaft jeweils 30 Tage aus dem frühen, mittleren und spätem Jahresverlauf. Auch hier sind weder Trends noch Saisonale entwicklungen zu erkennen.

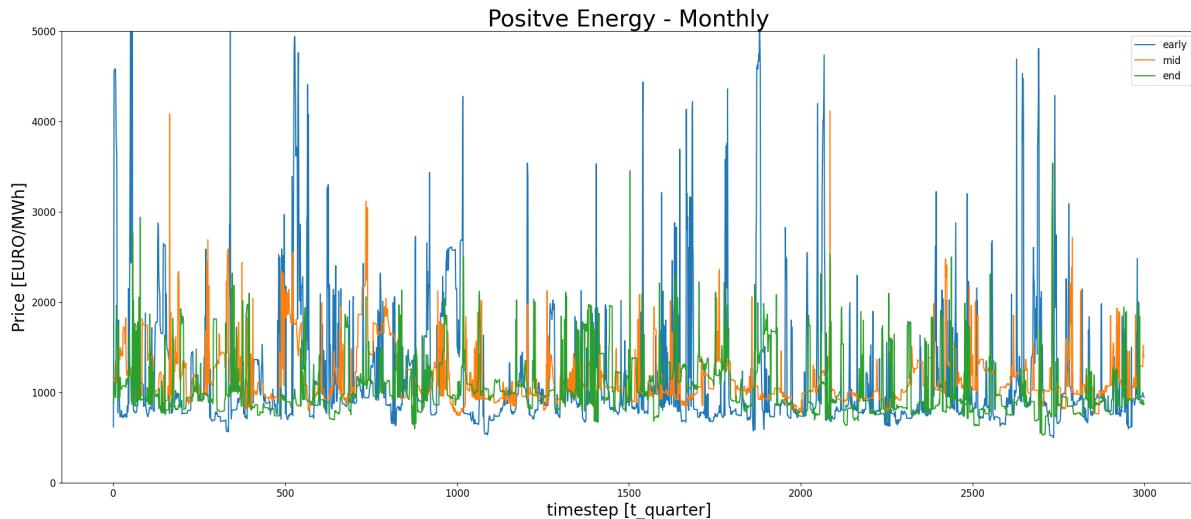


Figure 3.13: Overview Positive Energy Price

Zu szenario generation werden Realmarkt daten aus dem Jahre 2023 herangezogen. Das Jahr 2023 wird zuerst hinsichtlich volatiler Energiequellen untersucht [siehe Tabelle 3.2]. Hierbei zeigt sich das besonders Solar und Wind Onshore Kraftwerke einer volatilen Produktion unterliegen.

Source	Standard Deviation
Geothermal	5.956190
Fossil Oil	85.360298
Waste	133.320136
Hydro Water Reservoir	167.126363
Hydro Run-of-river and poundage	310.405850
Biomass	429.594441
Nuclear	1223.169733
Hydro Pumped Storage	1543.402759
Wind Offshore	1833.588012
Fossil Gas	2916.794393
Fossil Hard coal	3364.505964
Fossil Brown coal/Lignite	3799.694920
Solar	9879.907341
Wind Onshore	10506.831136

Table 3.2: Standard deviation per energy generator type

Anschließend wird die summierte Produktion von Solar und Wind Onshore je Zeitpunkt berechnet und durch die gesamte Produktion aller Kraftwerke zum gleichen Zeitpunkt geteilt. So erzielen wir den relativen Anteil dieser besonders volatilen Kraftwerke an der gesamten Produktion. Die relative stündliche Produktion wurde dann verwendeten Tagesbezogene

das ist
eine
grafik
mit den
alten
average
preise,
mache
eine
graifk
mit den
richti-
gen
gren-
zpreisen

grafiken
ver-
schiedene
Preis-
szenarien

appendix
verweis
zu
python
code

mittelwerte zu bestimmen. Die These ist nun das wenn ein Vorhersagefehler eintritt dieser besonders starke Auswirkungen hat wenn er an Tagen eintritt mit einem hohen Anteil volatiler Produktion an der Gesamtproduktion. Diese relativen Produktionsdaten volatiler Kraftwerke werden nun in 36 Quantile eingeteilt. Das erste, mittlere und letzte Quantil werden nun zur Szenariogeneration benutzt.

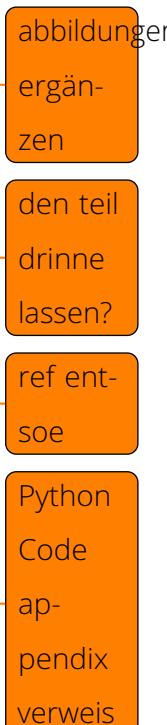
Hierfür werden die Zeitpunkte der Quantile, die nun täglichen Daten beruhen, auf einen viertelstündlichen Rhythmus extrapoliert und dazugehörigen Regelarbeitsmarkt Daten vom betreffenden Zeitabschnitt exportiert. Simultan dazu werden die passenden Zeitabschnitte aus den DA und RL Zeitreihen exportiert.

So ergeben sich 10 mögliche Szenarien für Tage mit hoher, mittlerer und niedrigem Anteil einer volatilen Produktion. Die Wahrscheinlichkeit wird dabei als gleichverteilt angenommen, so dass jedes Szenario eine Wahrscheinlichkeit von 10% hat.

Abbildung bis zeigt nun das zwar das allgemeine Preisniveau steigt, aber da man mit dem hohen Anteil erneuerbarer Energien kalkuliert und somit auf die hohe Volatilität eingeplant ist halten sich ansonsten die Auswirkungen in Grenzen. Die sehr hohen Ausreißer scheinen sich in den Szenarien zu zeigen in denen man nicht mit all zu hohen Außreißern rechnet.

Data from ETSOE Transparency Platform -> Appendix

- verschiedene Methoden ... -> implementiert in Python -> alle können dem Modell hinzugefügt werden -> ich habe dann aus diesen und jenen Gründen diese Variante gewählt



3.5 Simplification

wir betrachten uns als teil eines bieterbundes Um den rechenaufwand und die komplexität des models zu begrenzen wurden ein paar vereinfachungen vorgenommen.

Diese vereinfachungen beschränken kaum die realitätsnähe des Models.

Nochfolgende eine geordnete Aufführung welche Vereinfachungen getroffen wurden.

RL/DA Quantil Data

Bei diesen Zeitreihen ist zu beachten das die Werte am Vortag bestimmt werden, der eventuelle Vorhersagefehler der Produktion am Folgetag also noch nicht eingetreten ist. Deswegen können an dieser Stelle die Quantilsdaten über die 10 Szenarien gemittelt werden. So wird unnötige Komplexität vermieden und es können auch allgemeinere, strategische Aussagen über Gebotsverhalten am RL/DA markt in abhängigkeit möglicher hoher/mittlerer und niedriger absoluter Vorhersagefehler getroffen werden.

RL

Formal gibt es Mindestgebotsmengen jedoch können diese auch als Bieterbund erbracht werden. Zur vereinfachung der Nebenbedingungen betrachten wir uns als teil eines bieterbundes.

DA

Da der Day Ahead markt ein pay-as-cleared markt ist haben wir mit unserem Gebot nur einen einfluss darauf ob wir akzeptiert werden oder nicht. Wir haben keinen einfluss darauf welcher preis für unseren strom bezahlt wird. Da wir uns als betreiber eines Solar oder windparks betrachten haben wir betriebskosten nahe 0 die als gleich 0 angenommen werden. Da die Day ahead preise über 0 liegen können wir als resultat in der praxis selbst entscheiden ob wir ein gebot abgeben zu einem preis der sicher akzeptiert wird. Daraus folgt die vereinfachte optimierung für den DA-markt aus $Profit_{DA} = Q_{DA} * erwarteterPreis_{DA}$.

RA

Da auch der RA markt ein pay-as-cleared markt ist haben wir mit unserem Gebot nur einen einfluss darauf ob wir abgerufen werden oder nicht. Wir haben keinen einfluss darauf welcher preis für unseren strom bezahlt wird. Da wir uns als betreiber eines Batteriespeichers betriebskosten nahe 0 haben, werden diese in folge als 0 angenommen. So können wir den erwarteten RA markt preis soweit unterbieten das davon aus zu gehen ist das unser Gebot auch abgerufen wird. Das gilt auch anders herum. Da wir bei einem bezugschlagtem RL Gebot verpflichtet sind auch ein entsprechendes RA Gebot ab zu geben. So würde sich eine Nebenbedingung ergeben die die mindest Gebotsmenge am RA markt durch die aktzeptierte gebotsmenge am RL markt begrenzt. In Zusammenhang mit den eingeführten betrachten Quantils-Szenarien würde dies aber zur einföhrung weiterer Dimensionen führen müssen die die rechenkomplexität unnötig erhöhen. Praktisch lässt sich diese Regulatorische Bedingung durch einen sehr hohen Arbeitspreis umgehen der quasi sicherstellt das wir nicht abgerufen werden. Außerdem Stellen wir sicher das für jeden zeitpunkt im bezugschlagtem RL block genügend Speicherkapazität vorhanden wäre um notfalls den Abruf bedienen zu können. So vermeiden wir die rechenaufwendige direkt Verknüpfung von RL und RA markt und bilden trotzdem die realen mechanismen 1 zu 1 ab.

eventuell
noch-
mal
umfor-
mu-
lieren
da sehr
ähnlich
zu DA

Battery Storage Status

Der status des batteriespeichers wird viertelständlich neu berechnet. dabei wird vom batteriestatus des vorherigen zeitfenster alle zugänge aufaddiert und alle abgänge abgezogen. da die Zu und abgänge unsicher sind würden sich am ende eines berechnungszeitfenster immer neue mögliche Batteriezustände bilden in abhängigkeit aller möglichen vorherigen batteriezustände. Da wir 96 hintereinander folgende mögliche Batteriestatuse berechnen würde sich die komplexität aus den anzahl der möglichen ausgänge hoch 96 errechnen. Selbst bei nur 2 möglichen betrachteten Ausgängen ist dies nicht für 96 aufeinanderfolgende Zeitfenster berechnbar. Deswegen müssen wir die Berechnung des Batteriespeichers approximieren. Wir tun dies indem wir einen erwarteten Batteriespeicherstatus zum zeitpunkt $t_{quarter}$ berechnen und dann für die folge rechnung mit diesem einem erwarteten wert weiter kalkulieren. wir tun dies indem wir alle ein und ausgänge mit der entsprechenden Wahrscheinlichkeit gewichten und so über einen längeren Zeitraum hinweg den richtigen Batteriespeicher status annähernd gut ermitteln.

Dieses Verfahren hat natürlich das potential potentielle kurven des Batterieladestatus ab zu flachen (je nachdem wie hoch die angenommenen verwendeten prozentsätze sind). In der Realität können natürlich auch mehrere 10% Ereignisse hintereinander eintreffen und so eine wesentlich stärkere Veränderung des Akku status in eine richtung verursachen als im Model erwartet wird. Um sicher zu stellen das der Batteriespeicher auch in der realität über die benötigte maximale kapazität verfügt, muss der reale Kapazität neu berechnet werden. Dies erfolgt indem man die mengengebote ungewichtet betrachtet und die maximale amplitude bestimmt. Dieser Wert entspricht dann der real benötigten Speicherkapazität. Um so größer das angenommener Speicher/Gebotsverhältnis ist um so weniger wird dies eine Rolle spielen, da es in der realität immer unwahrscheinlicher wird das sich unwahrscheinliche ereignisse mit zunehmener länge aneinader reihen.

letzen
satz
mit rein
neh-
men?

4 Results

Um die Ergebnisse richtig einordnen zu können stellen wir an dieser Stelle kurz die Ausgangsdaten dar.

Die relativen Produktionsquantile die zum exportieren der anderen Zeitreihenabschnitte gedient haben stellen sich wie folgt dar:

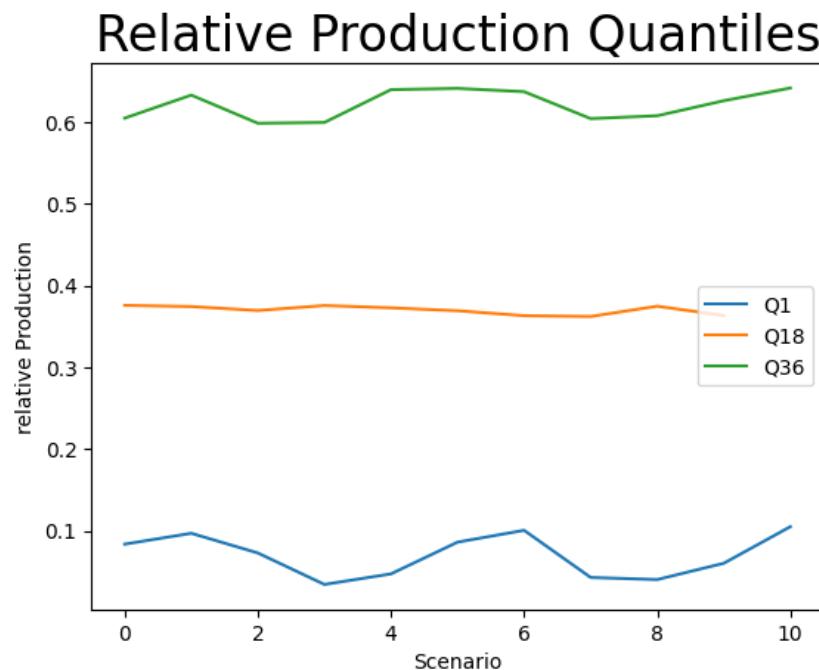


Figure 4.1: Relative Production Quantiles

Die daraus resultierenden Zeitreihen für aktivierte Regelarbeit und deren Preise stellen sich dann wie folgt dar:

Für den selben Zeitabschnitt lässt sich der DA Markt wie folgt zusammenfassen:

Außerdem stellt sich der entsprechende RL Markt wie folgt dar:

Dabei zeigt sich das mit steigender Marktdurchdringung der volatilen Energieproduktionsquellen vor allem die Menge an aktiver Regelerarbeit steigt während die Nachfrage nach positiver Regelerarbeit fällt.

Ein ähnliches Bild zeigt sich bei den Grenzpreisen für die aktivierte Regelerarbeit. während die Preise für negative Regelerarbeit mit zunehmendem Anteil an volatilen Produzenten zunimmt,

gehen die Preise für die positive Regelarbeit zurück.

Bemerkenswert ist allerdings das sehr hohe Ausreißer in den Zeitreihen für die Grenzpreise der positiven Regelarbeit bei mittlere und geringer Marktdurchdringung durch volatile Produzenten zu sehen ist. -> das liegt vermutlich daran das in den Szenarien wo man mögliche große schwankungen erwartet darauf vorbereitet ist. -> Aber in den Szenarien in denen die mehrheit der Anbieter nicht damit rechnet scheint eine unerwartet hohe Nachfrage -> einen preisschock aus zu lösen.

Die medianen Kapazitätspreise für Regelarbeit peaken sowohl für die negative als auch für die positive im mittleren Szenario. In den Daten des ersten Quantils sind die sie für die negative Regelleistung vergleichbar mit denen des 36. Quantils. Für die positive Regelleistung hebt sich das 36. Quantil von 1. Quantil vor allem im späten Tagesverlauf ab.

-> es scheint so als würden viele anbieter damit rechnen am folgenden Tag Regelarbeit zu liefern. Dabei hantiert der Regelleistungspreis -> als eine Art mitnahme preis was zur folge hat das das Angebot noch stärker steigt als die Nachfrage und so sinkende Regelleistungspreise zur folge hat.

Auf Grundlage dieser Zeitreihen hat das Model folgende Daten ermittelt.

Die Strategie für die Gebotspreise für den Kapazitätmarkt bewegt sich über alle Szenarien hinweg knapp unterhalb des erwarteten Grenzpreises.

Zu sehen ist das die Bereitstellung der negativen Regelarbeit in den niedrigen und mittleren Szenarien früher erfolgt wenn beide Regelleistungsgebot angenommen wurden [Figure 4.3, 4.5]. -> verpflichtungen und insgesamt regelmäßiger ladekurve während in den höheren Preiszenarien mehr wert -> darauf gelegt wird wirklich die preisspitzen möglichst optimal mit nehmen zu können. -> ob das in der realität oder perfektes wissen innerhalb des szenarios so erfolgen kann ist fraglich In den Szenarien mit den hoher produktiver volatilität ist diese Verschiebung nicht fest zu stellen [Figure 4.7]

Während sich die Gebotsmengen zur postiven Regelarbeit, je nach Bezugsschlagung am Regelungsmarkt, kaum in dem niedrigen und mittleren Szenario voneinander unterscheiden. sind deutlichere Unterschiede im Szenario mit hoher volatiler Produktion zu erkennen. Auch hier erfolgt eine frühere Bereitstellung der Arbeit bei stärkeren Restriktionen durch die Bezugsschlagung am Regelleistungsmarkt.

eventuell
noch-
mal
erklärung
in data
ab-
schnitt
wieso
das hier
die me-
dianen
sind

grafik
hierfür
ein-
blenden
.. !!
eher
wichtig
!!

Zum Verständnis

1. Restricted: B → accepted RL in & out
2. Restricted: O → accepted RL out & declined in
3. Restricted: I → accepted RL in & declined out
4. Restricted: N → declined RL in & out

Die Ergebnisse zeigen eine relativ stetiges Gebotsverhalten am Kapazitätsmarkt über alle Szenarien hinweg.

->Es wird gerade soviel Geboten das der Batteriespeicher immer sicher die Restriktionen erfüllen kann ohne all zu sehr den Regelarbeitsmarkt zu beeinflussen.

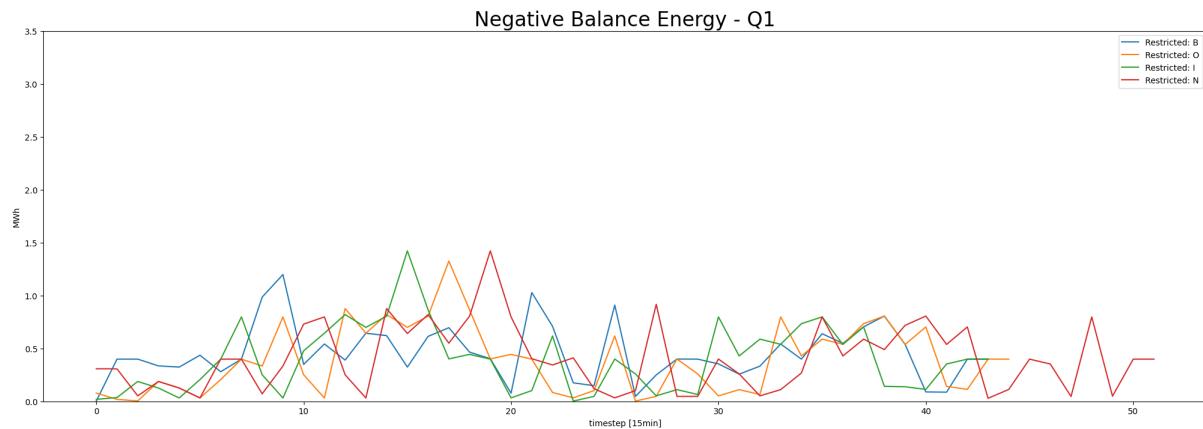


Figure 4.2: Negative Balance Energy - Q1

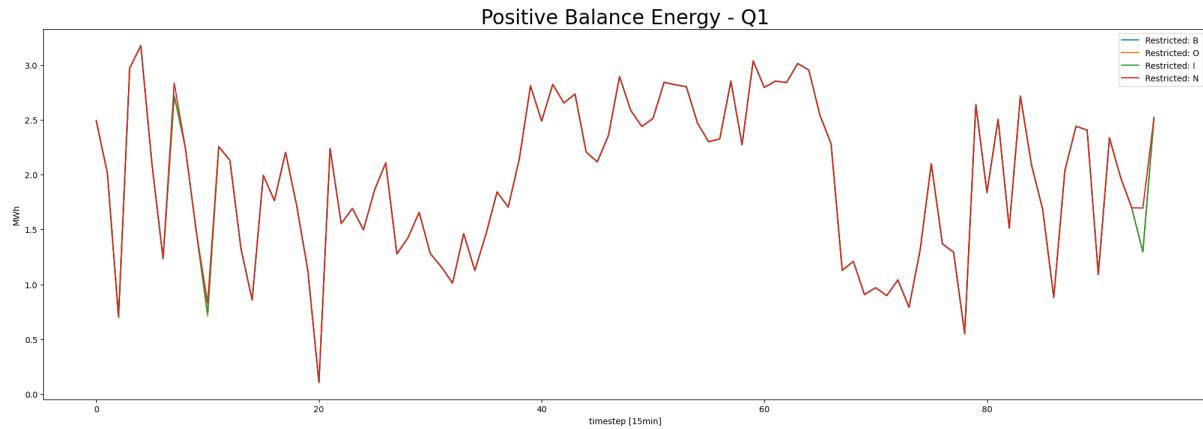


Figure 4.3: Negative Balance Energy - Q1

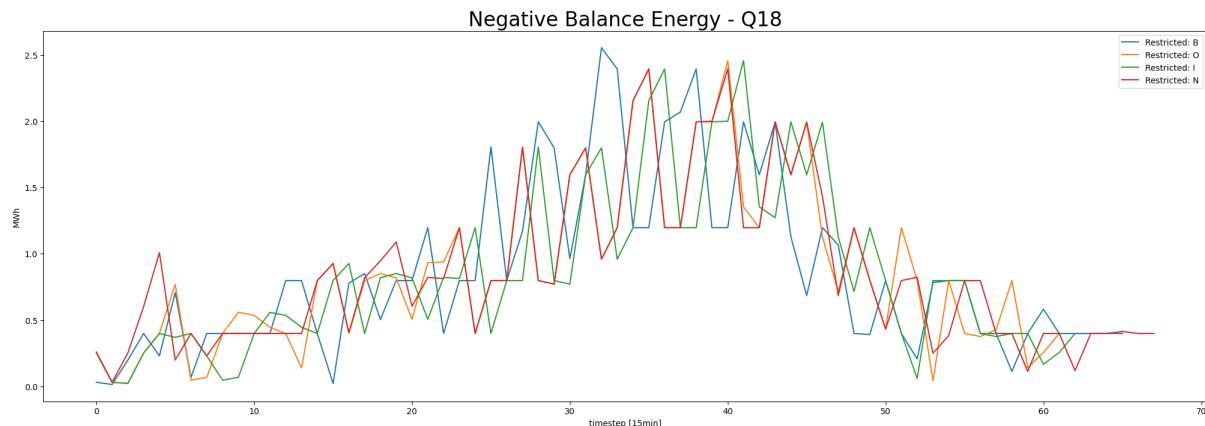


Figure 4.4: Negative Balance Energy - Q18

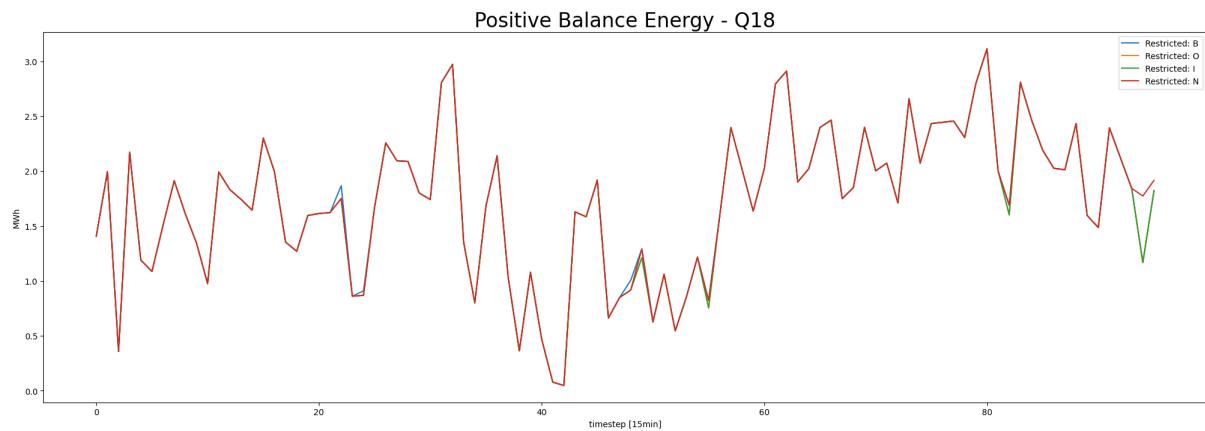


Figure 4.5: Negative Balance Energy - Q18

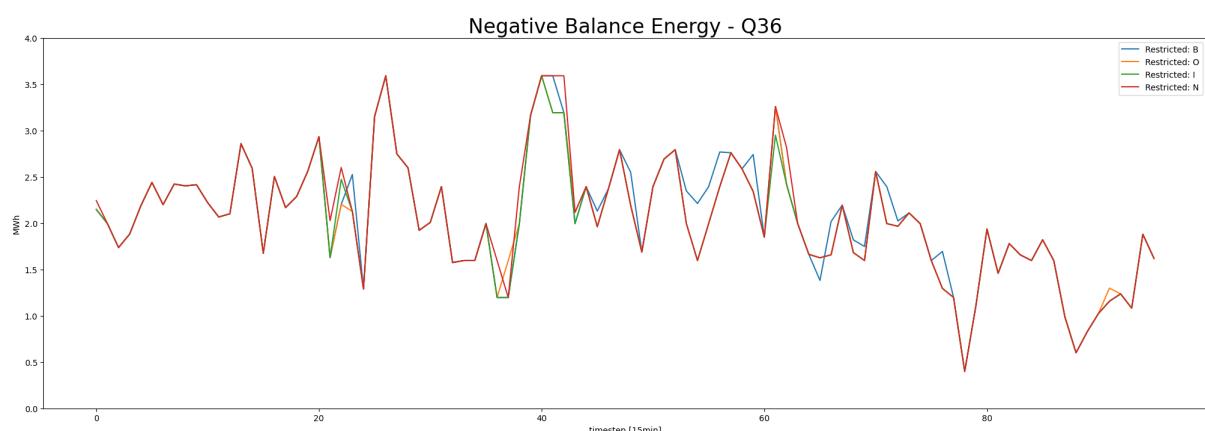


Figure 4.6: Negative Balance Energy - Q36

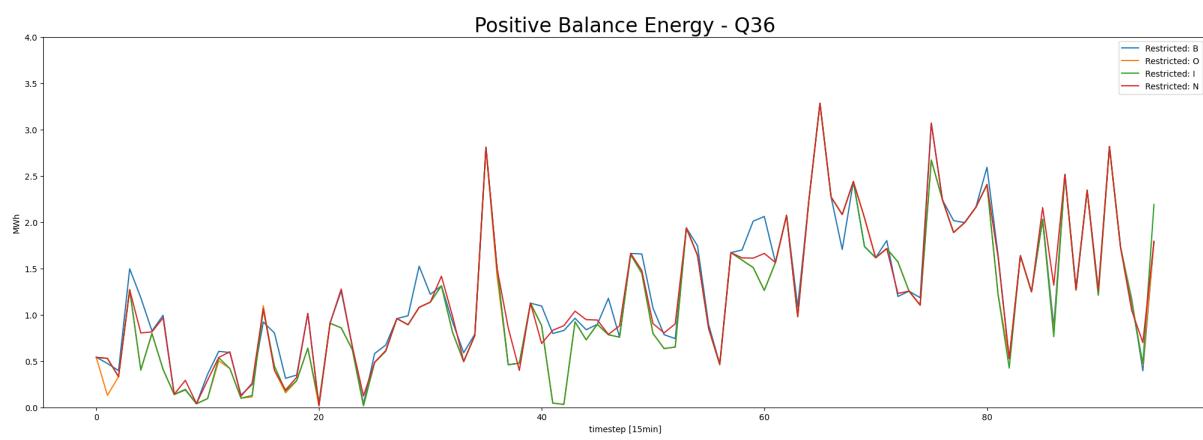


Figure 4.7: Negative Balance Energy - Q36

5 Conclusion

Die vorliegenden Analysen zeigen deutlich, dass eine zunehmende Marktdurchdringung durch volatile Energieerzeuger signifikante Auswirkungen auf die Inanspruchnahme sowie die Preisbildung von Regelarbeit hat. Insbesondere ist zu beobachten, dass mit steigendem Anteil volatiler Erzeugung die Menge aktiver negativer Regelarbeit zunimmt, während gleichzeitig die Nachfrage nach positiver Regelarbeit zurückgeht. Dieses Muster spiegelt sich auch in den Grenzpreisen wider: Während die Preise für negative Regelarbeit in Abhängigkeit zur Volatilität der Erzeugung steigen, sinken die Preise für positive Regelarbeit tendenziell.

Auffällig sind zudem starke Preisausreißer bei der positiven Regelarbeit in Szenarien mit geringer oder mittlerer Marktdurchdringung durch volatile Erzeuger. Diese scheinen auf unerwartet hohe Nachfragespitzen zurückzuführen zu sein, welche in Szenarien auftreten, in denen Marktteilnehmer nicht mit großen Schwankungen gerechnet haben. Daraus lässt sich schließen, dass die Erwartungshaltung und Vorbereitung der Marktakteure auf volatile Einspeisung entscheidend zur Preisstabilität beiträgt.

Die analysierten Kapazitätspreise zeigen ein differenziertes Bild: Die Medianwerte peaken sowohl für positive als auch negative Regelarbeit im mittleren Szenario. Dies deutet auf eine erhöhte Wettbewerbsintensität in diesen Szenarien hin. Gleichzeitig lässt sich aus den unteren Quantilen ableiten, dass bei negativer Regelarbeit selbst im Vergleich von Q1 zu Q36 kaum Unterschiede bestehen, während bei positiver Regelarbeit gegen Tagesende eine stärkere Preisdivergenz sichtbar wird. Daraus kann geschlossen werden, dass Anbieter in Szenarien mit erwarteter hoher Volatilität für den Folgetag mit einer Regelarbeitsbereitstellung rechnen und dabei den Kapazitätspreise als opportunistischen „Mitnahmepreis“ gestalten. Dies führt dazu, dass das Angebot in Relation zur Nachfrage überproportional steigt und folglich sinkende Arbeitspreise resultieren.

Die Gebotsstrategien für den Regelleistungsmarkt bewegen sich über alle Szenarien hinweg knapp unterhalb des erwarteten Grenzpreises.

In den Szenarien mit niedriger und mittlere volatiler Produktion zeigt eine Verschiebung hin zum negativen Regelleistungsmarkt. Dies zeigt sich in einem regelmäßigeren Bereitstellung von negativer Regelarbeit. In den Szenarien mit hoher Durchdringung und hohen Preisen zeigt sich am negativen Regelarbeitsmarkt ein Trend möglichst gut die Preisspitzen mitnehmen zu

können, dafür wird auf Profit am Regelleistungsmarkt verzichtet.

Besonders im Bereich negativer Regelarbeit ist zu erkennen, dass die Bereitstellung in Szenarien mit niedrigem und mittlerem Preisniveau tendenziell früher erfolgt. Dies lässt auf eine stärkere Bindung an Verpflichtungen und eine regelmäßige Ladeplanung schließen. In höheren Preiszenarien hingegen liegt der Fokus stärker auf einer optimalen Ausnutzung der Preisspitzen - ein Verhalten, das unter realen Marktbedingungen nicht zwingend replizierbar ist, da es perfektes Wissen über zukünftige Preispfade voraussetzt.

Die Analyse positiver Regelarbeit verdeutlicht hingegen, dass sich Gebotsmengen in niedrig und mittelfrequentierten Szenarien nur geringfügig unterscheiden. Erst bei hoher Einspeisung volatiler Energien treten deutliche Unterschiede auf. Auch hier zeigt sich: Je stärker die Restriktionen durch die Bezugslagung im Regelleistungsmarkt, desto früher erfolgt die Bereitstellung der Regelarbeit.

Insgesamt zeigen die Ergebnisse, dass sowohl die Erwartungshaltung der Markakteure als auch deren Strategien im Kapazitäts- und Regelarbeitsmarkt wesentlich zur Preisbildung und zur Systemstabilität beitragen. Eine vertiefte Betrachtung dieser Wechselwirkungen ist daher auch für regulatorische Überlegungen zur Ausgestaltung künftiger Strommärkte von zentraler Bedeutung.

1. nur ein tag, eventuell kommt der richtige reload erst in Zusammenhang mit mehreren tagen zum tragen

todoandere anbieter wirklich mit simulieren

6 Appendix

6.1 Further Model Constraints

$$\sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} Q_{DA}^{rB}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \leq parkCap * parkProfile(t_{hour}) - \sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} Q_{reload}^{rB}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \quad (6.1)$$

$$\sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} Q_{DA}^{rl}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \leq parkCap * parkProfile(t_{hour}) - \sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} Q_{reload}^{rl}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \quad (6.2)$$

$$\sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} Q_{DA}^{rO}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \leq parkCap * parkProfile(t_{hour}) - \sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} Q_{reload}^{rO}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \quad (6.3)$$

$$\sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} Q_{DA}^{rN}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \leq parkCap * parkProfile(t_{hour}) - \sum_{S_{DA}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}} Q_{reload}^{rN}(t_{hour}, S_{RL}^{in}, S_{RL}^{out}) \quad (6.4)$$

6.2 Quantile Market Data

Die daraus resultierenden Zeitreihen für aktivierte Regellarbeit und deren Preise stellen sich dann wie folgt dar:

base
model
stats
a/r wpf
and
and
and ...
all the
scalars
used

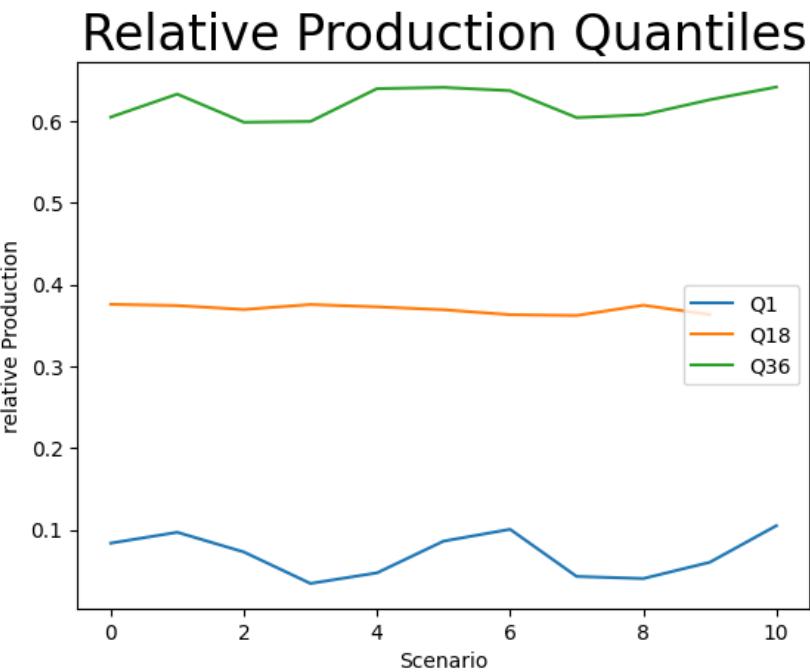


Figure A.1: Relative Production Quantiles

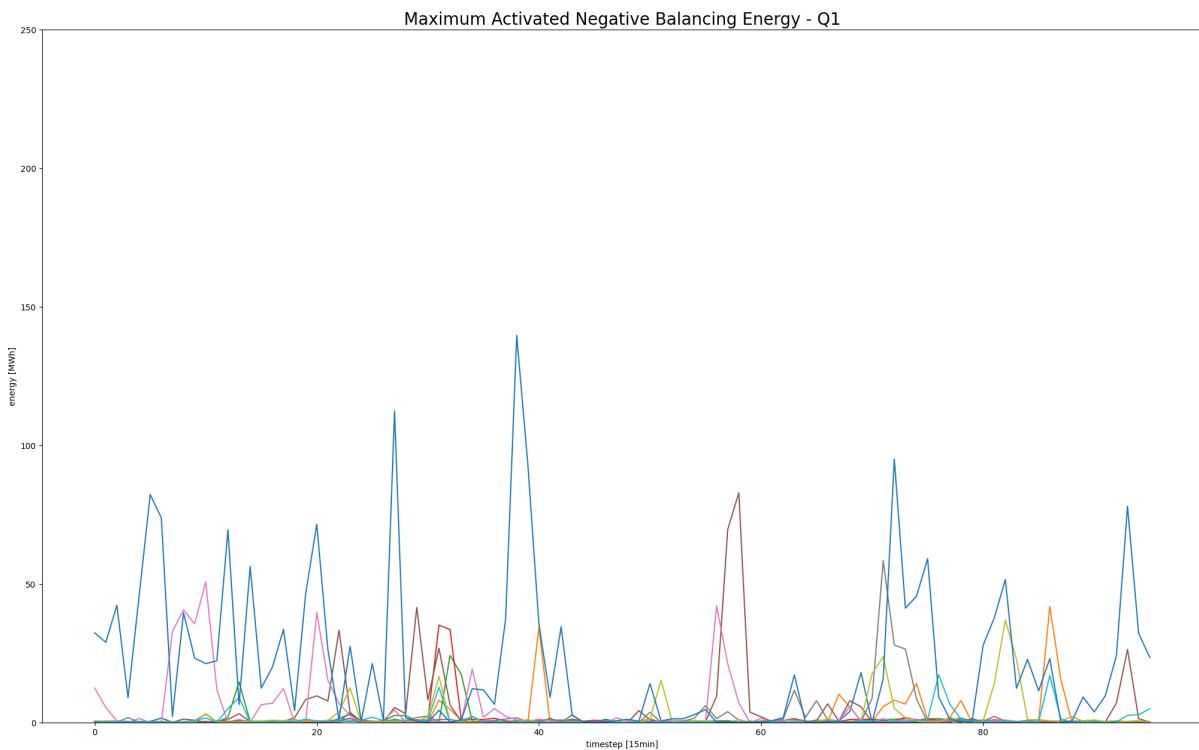


Figure A.2: Activated Negative Energy Q1

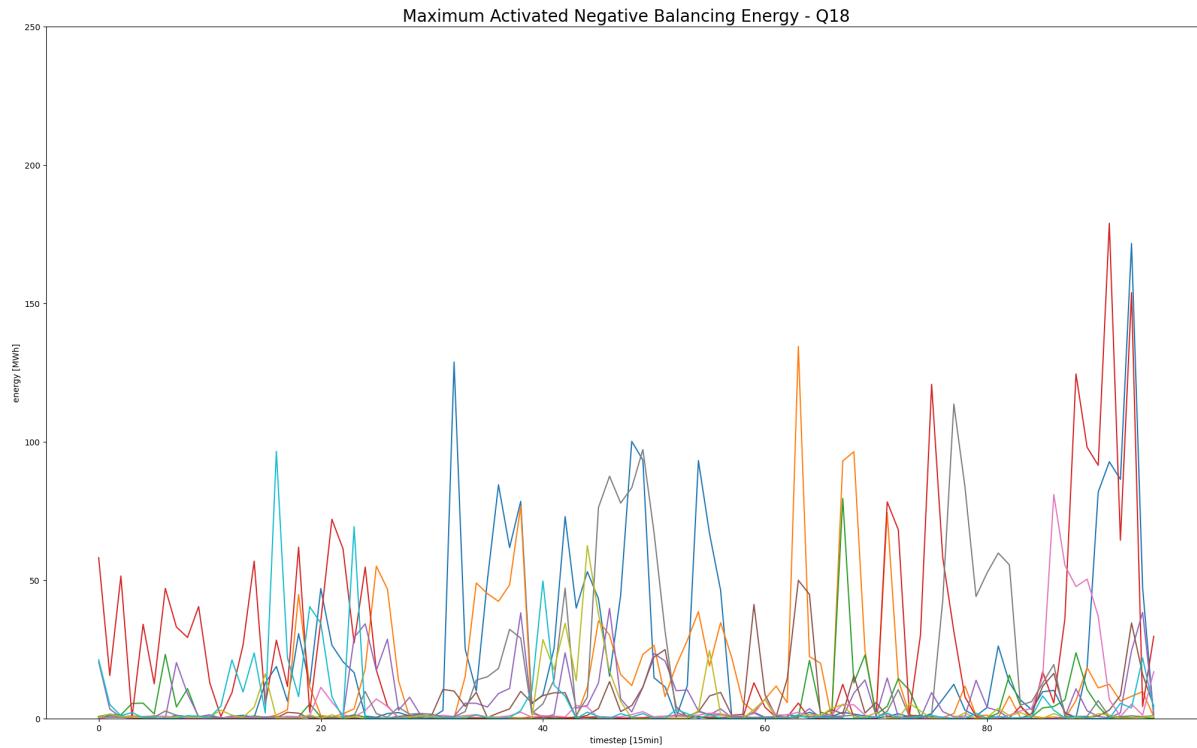


Figure A.3: Activated Negative Energy Q18

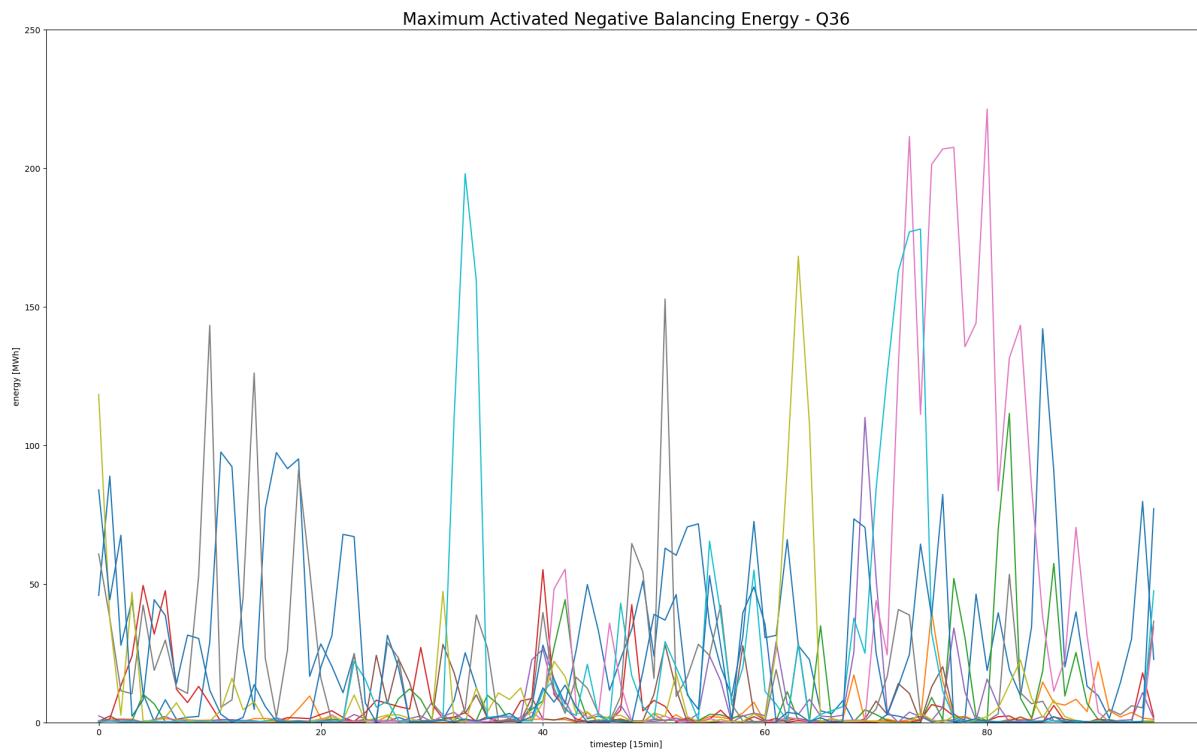


Figure A.4: Activated Negative Energy Q36

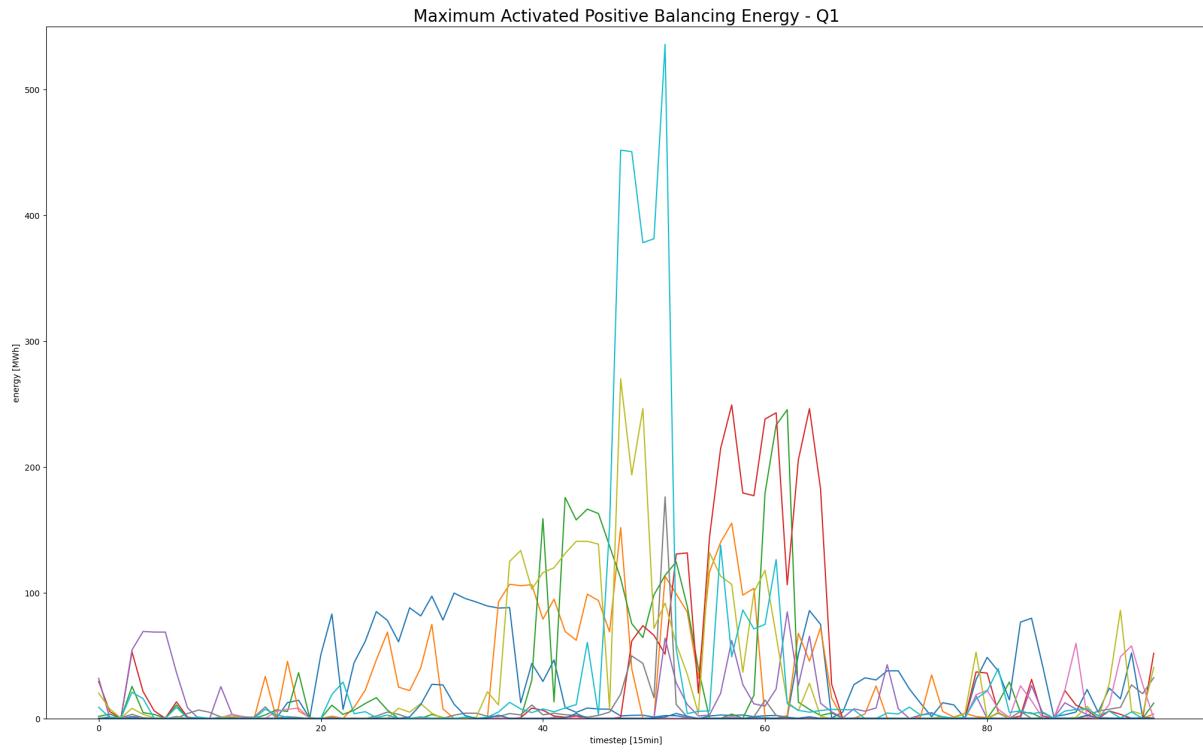


Figure A.5: Activated Positive Energy Q1

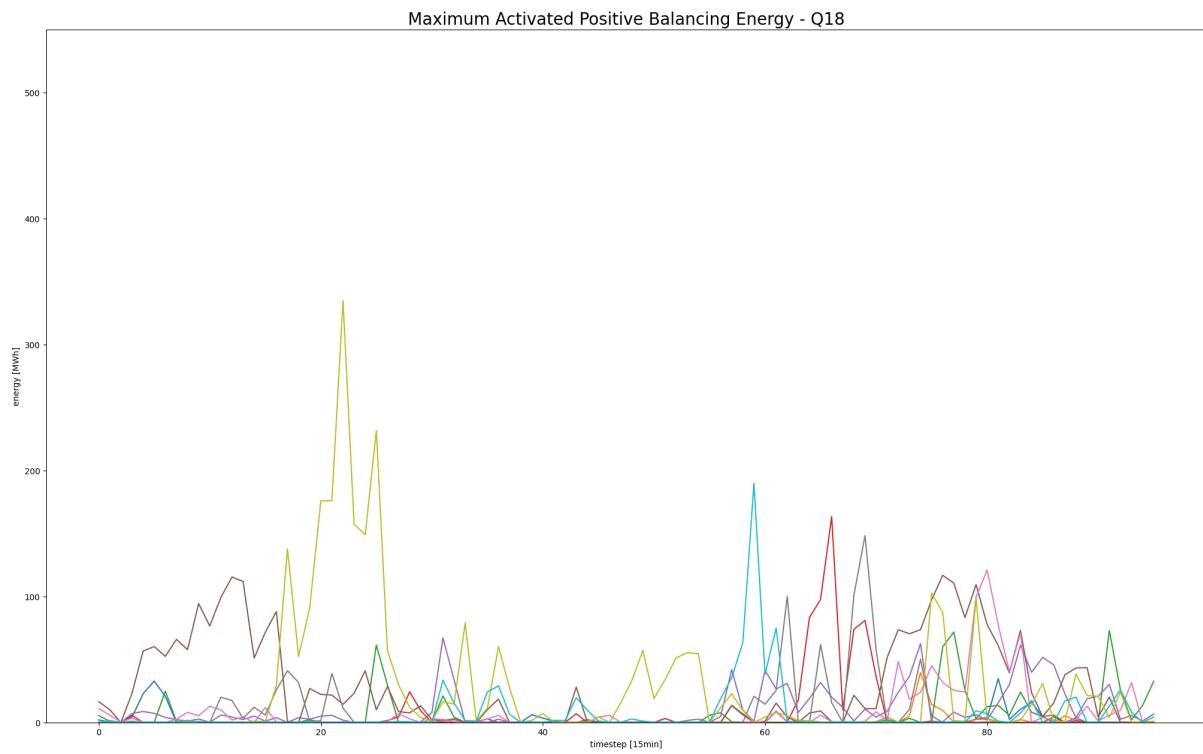


Figure A.6: Activated Positive Energy Q18

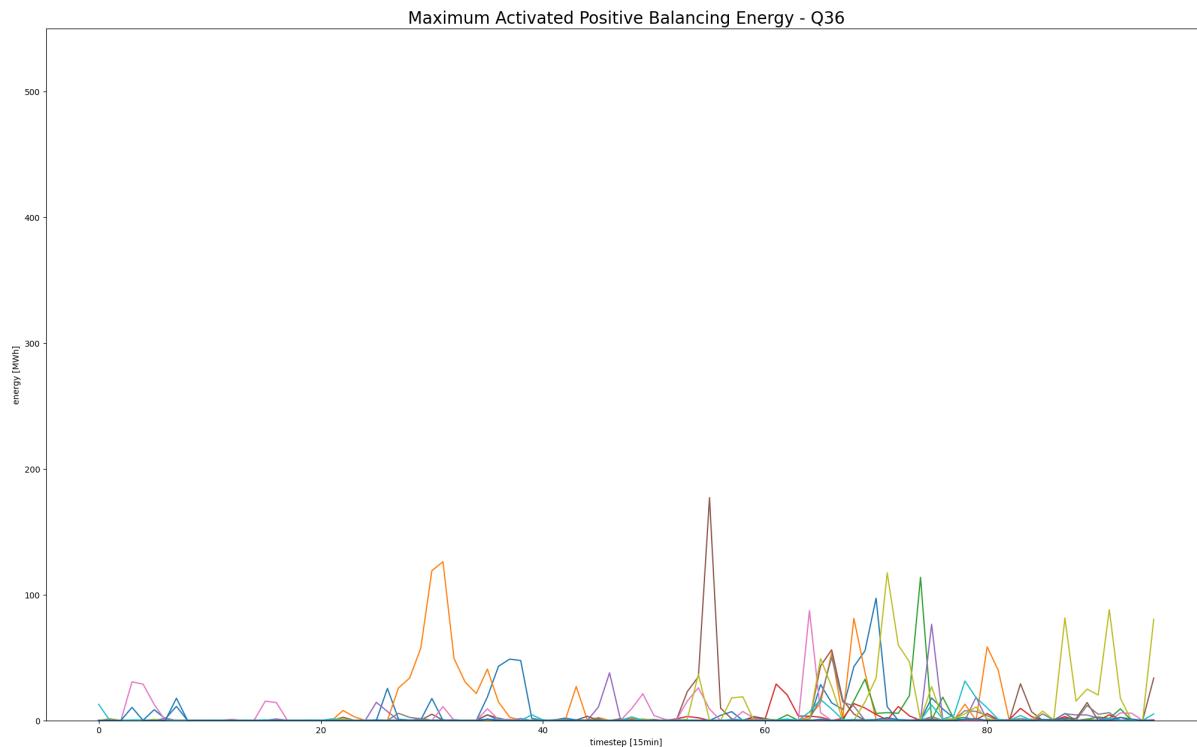


Figure A.7: Activated Positive Energy Q36

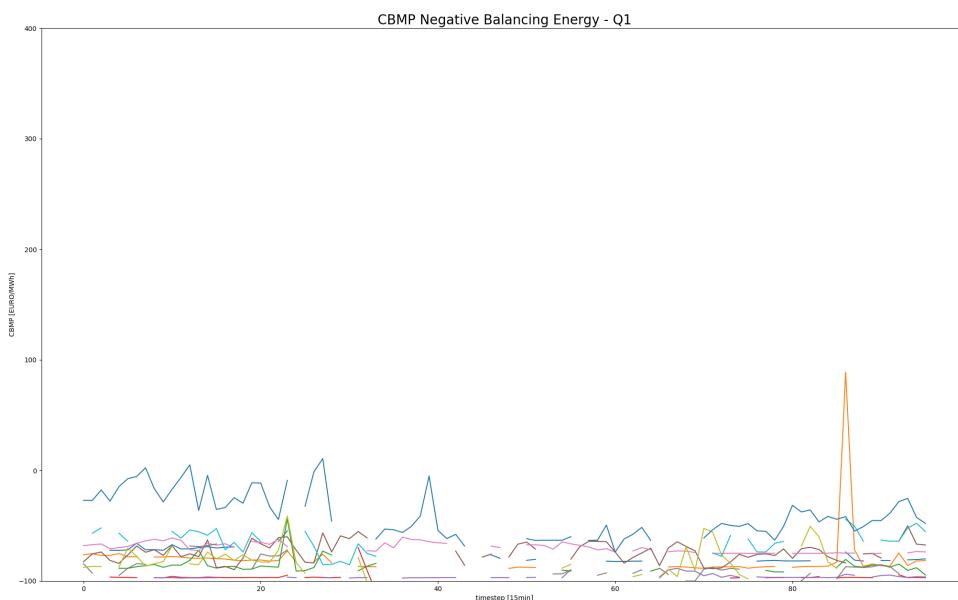


Figure A.8: CBMP Negative Energy Q1

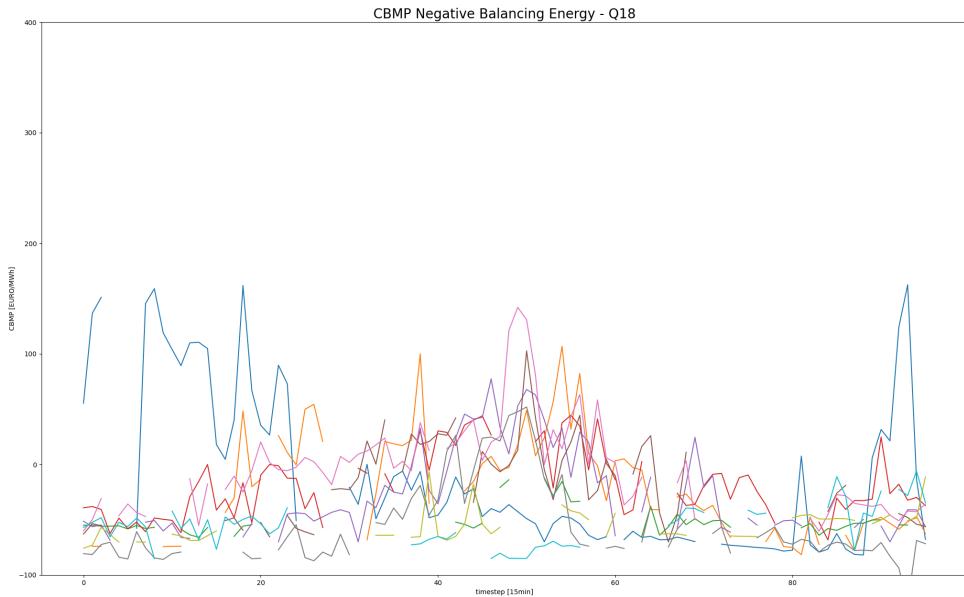


Figure A.9: CBMP Negative Energy Q18

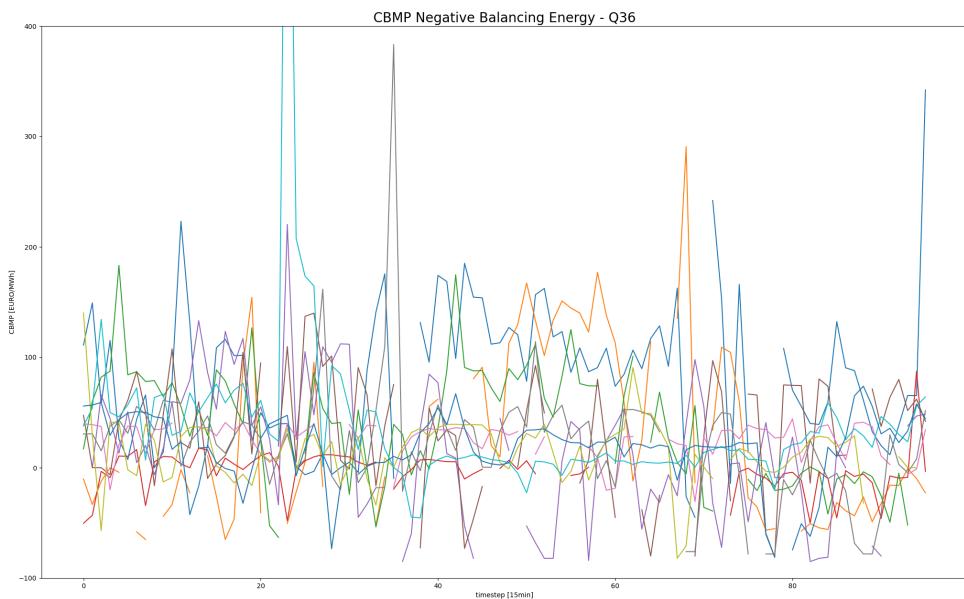


Figure A.10: CBMP Negative Energy Q36

Für den selben Zeitabschnitt lässt sich der DA Markt wie folgt zusammenfassen:

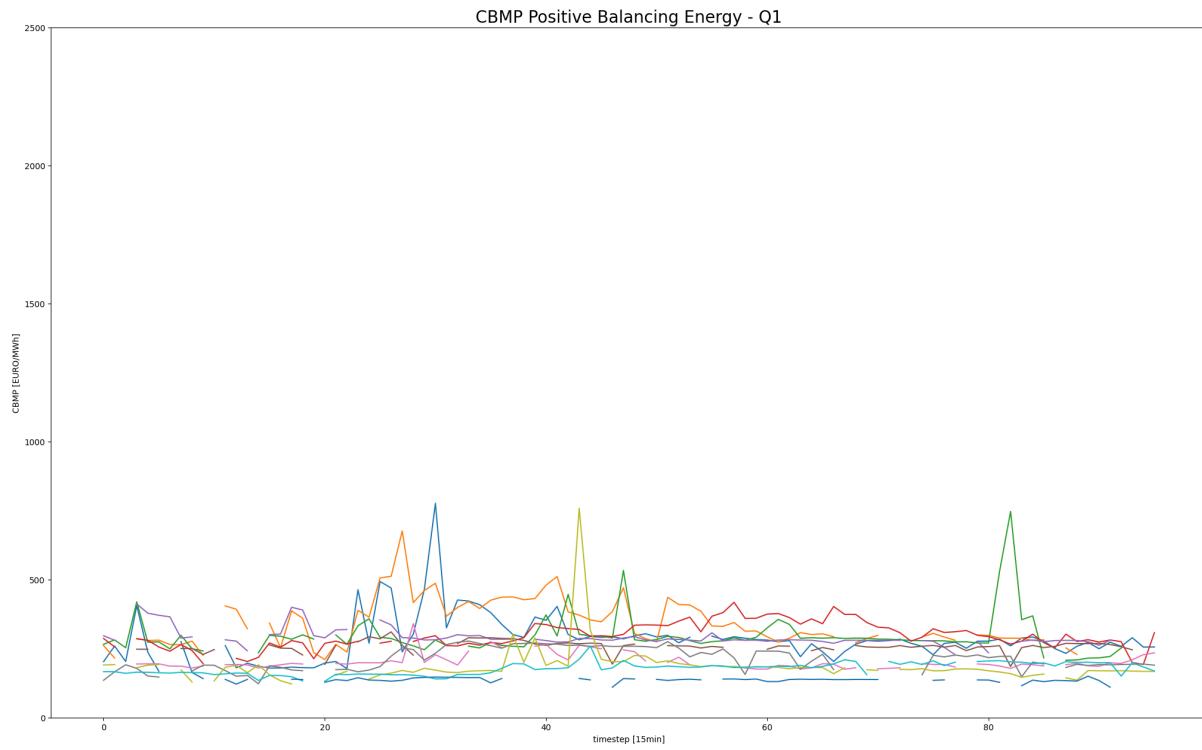


Figure A.11: CBMP Positive Energy Q1

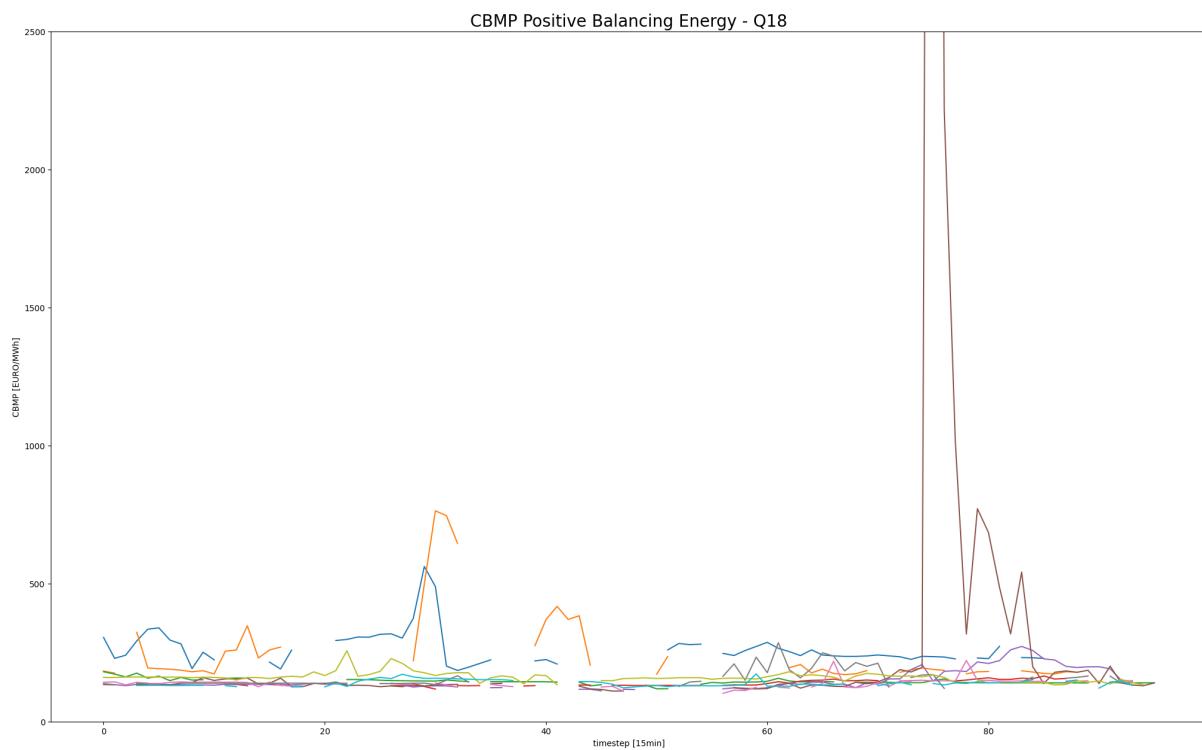


Figure A.12: CBMP Positive Energy Q18

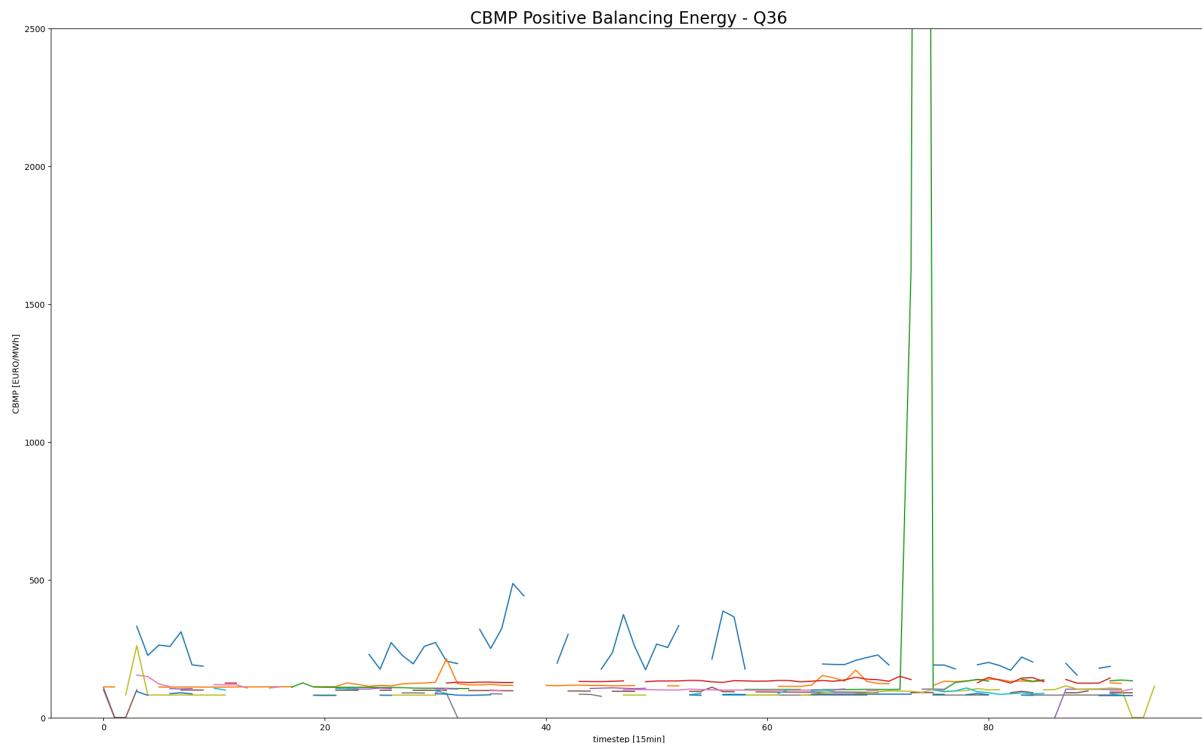


Figure A.13: CBMP Positive Energy Q36

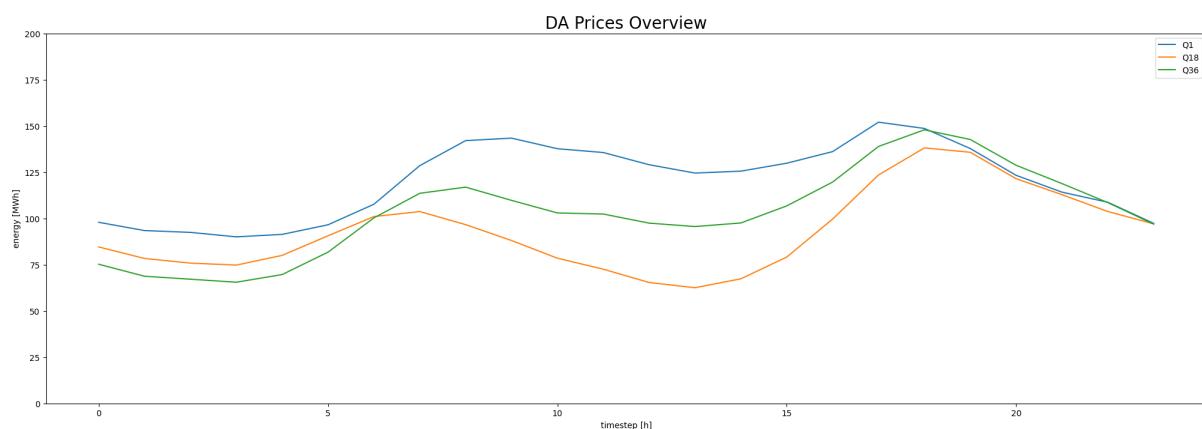


Figure A.14: DA Prices

Außerdem stellt sich der entsprechende RL Markt wie folgt dar:

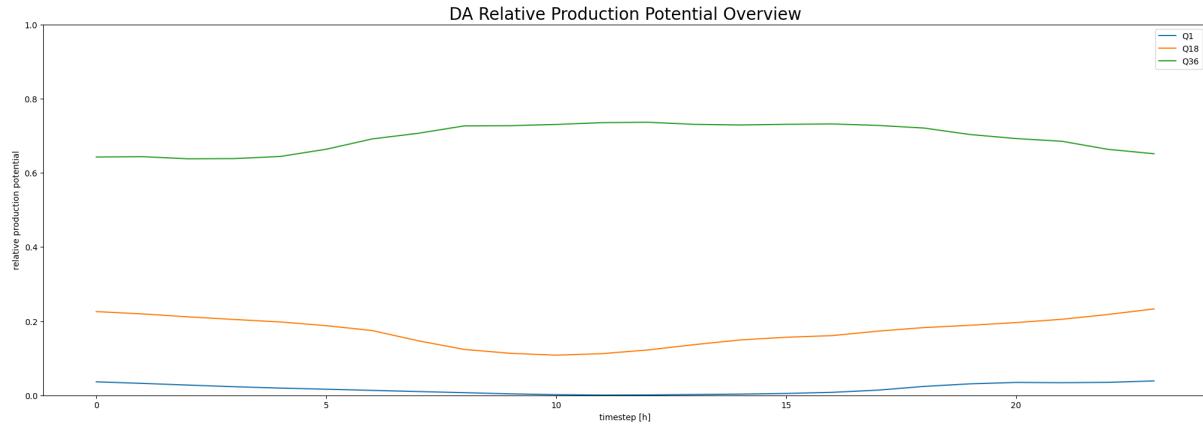


Figure A.15: DA Production

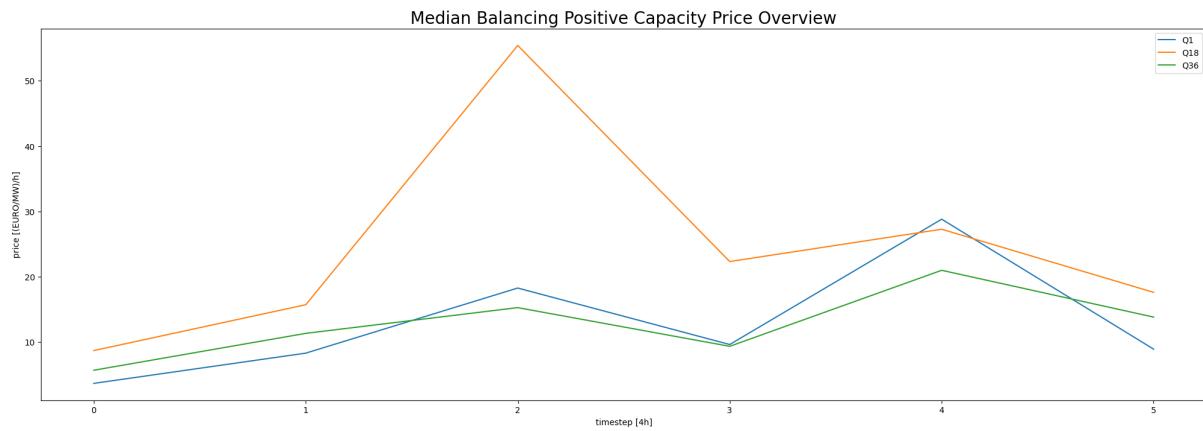


Figure A.17: RL Negative Prices

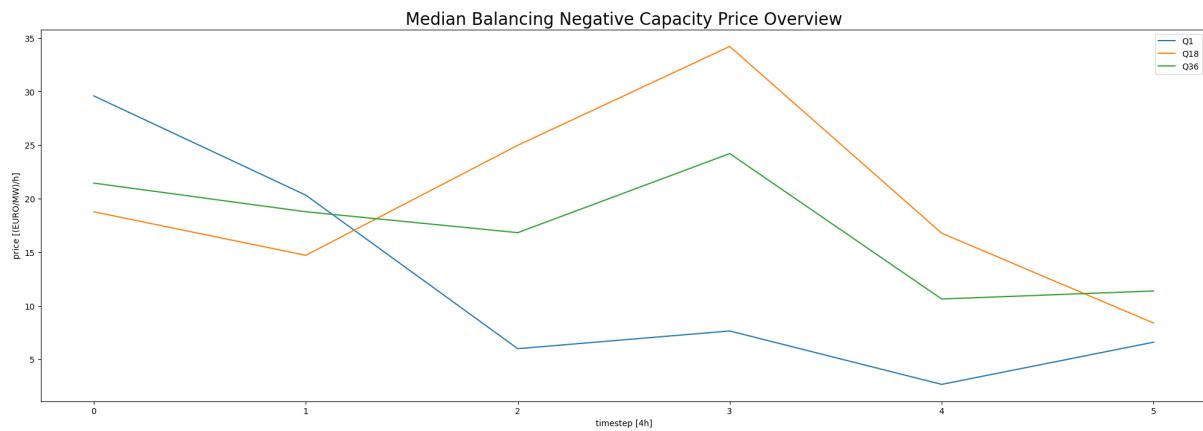


Figure A.16: RL Negative Prices

6.3 Model Results

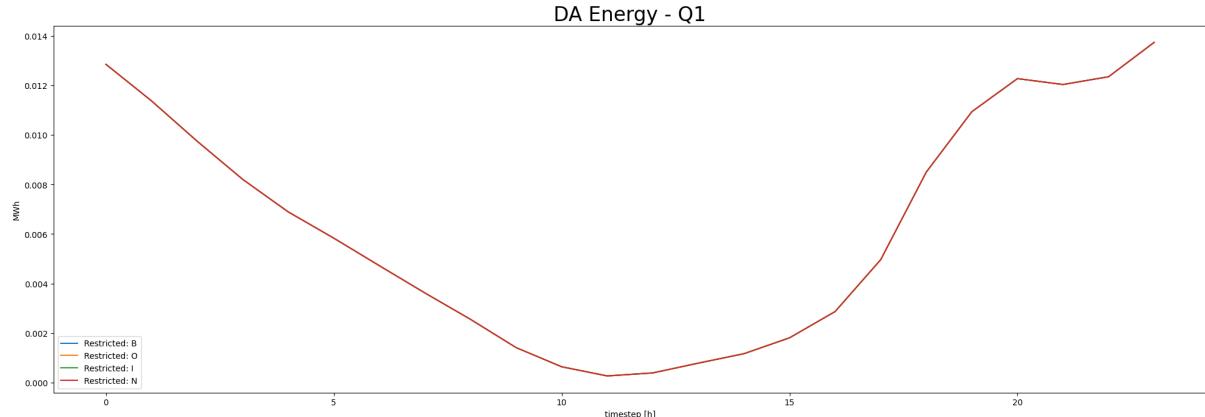


Figure A.18: DA Energy - Q1

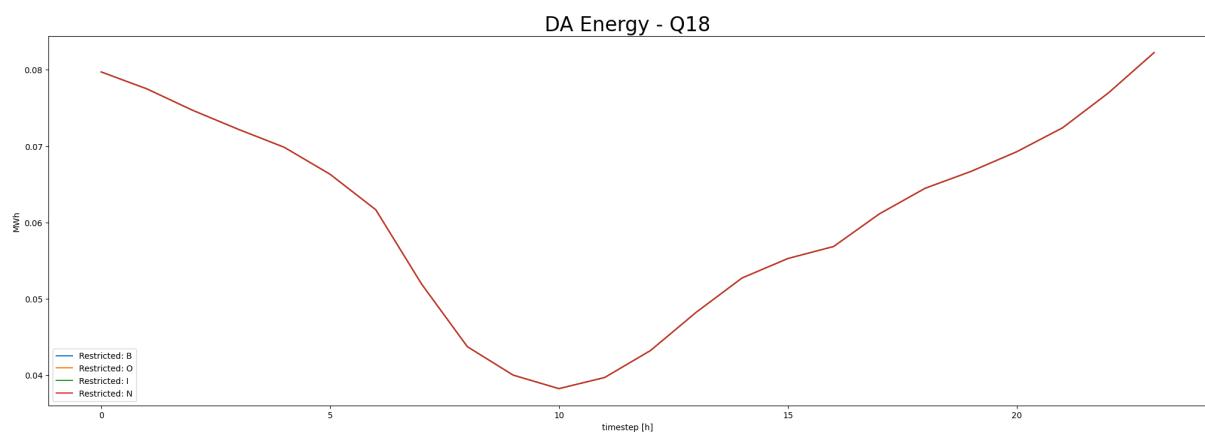


Figure A.19: DA Energy - Q18

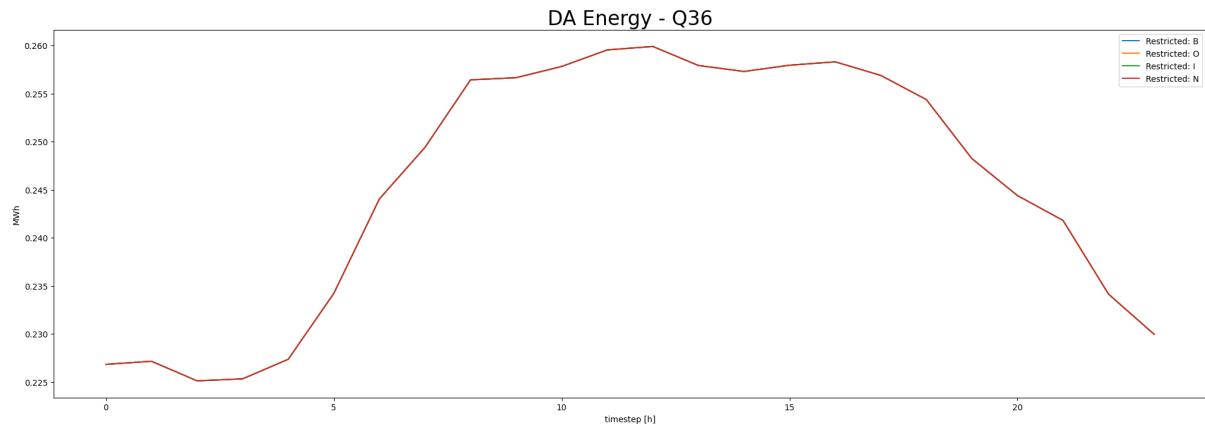


Figure A.20: DA Energy - Q36

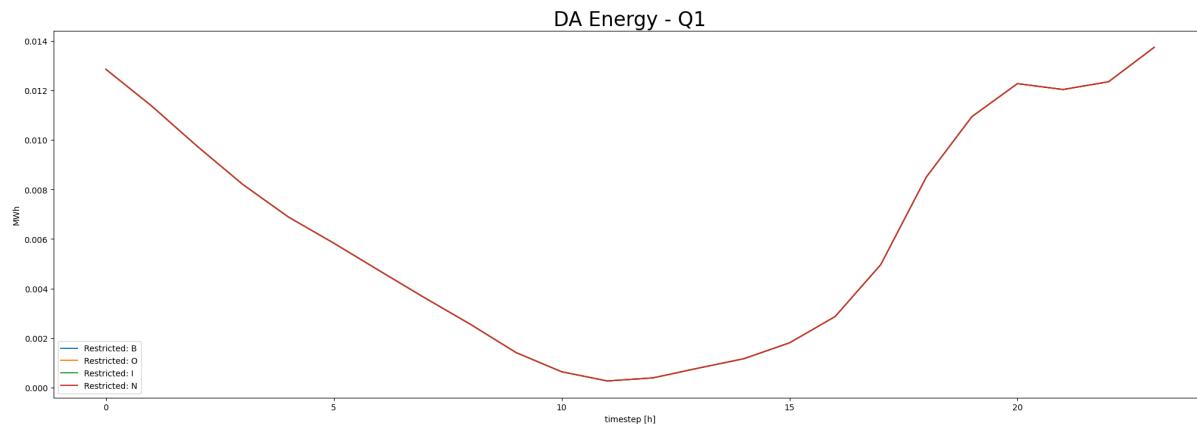


Figure A.21: Balance Capacity - Q1

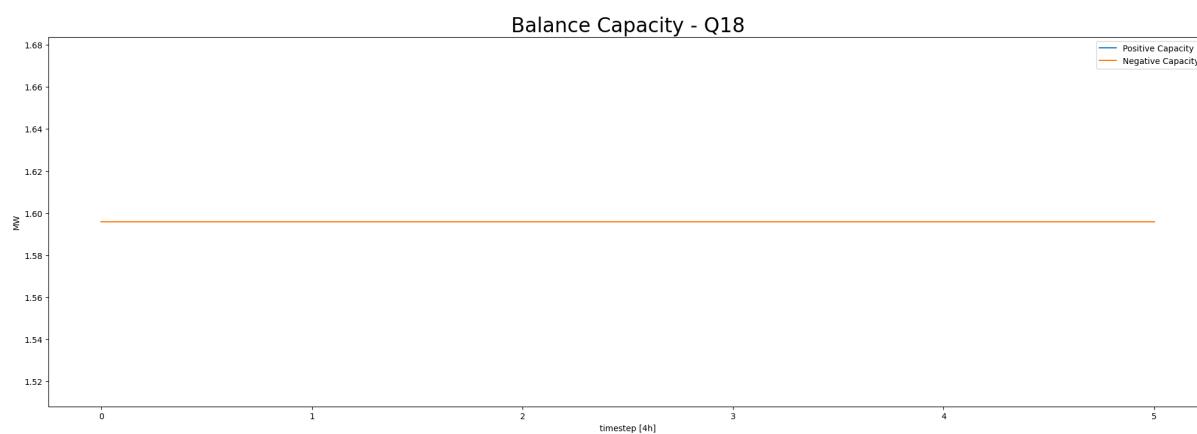


Figure A.22: Balance Capacity - Q18

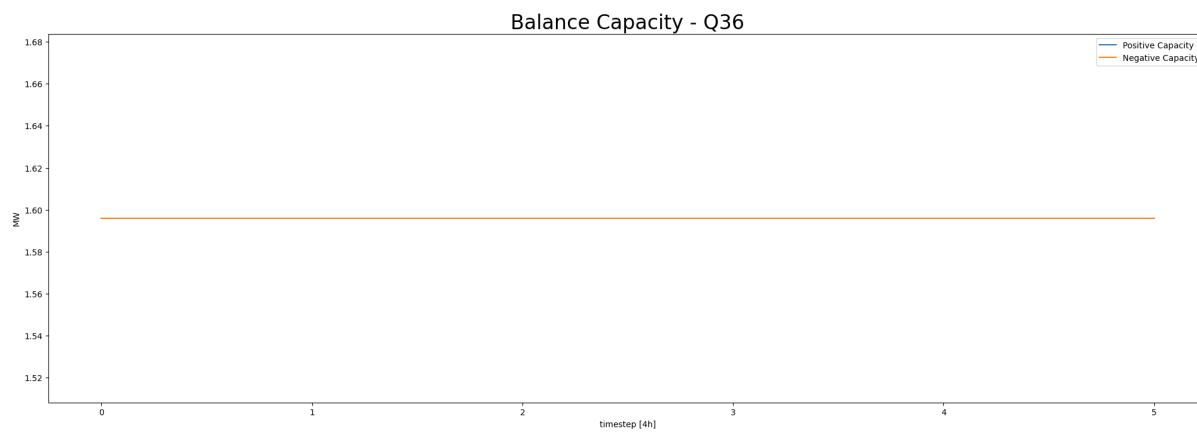


Figure A.23: Balance Capacity - Q36

6.4 Digital Appendix

Bibliography

- [1] Dheepak Krishnamurthy et al. 'Energy Storage Arbitrage Under Day-Ahead and Real-Time Price Uncertainty'. In: *IEEE Transactions on Power Systems* 33.1 (2018), pp. 84–93. ISSN: 0885-8950. DOI: 10.1109/TPWRS.2017.2685347.
- [2] Christopher Olk, Dirk Uwe Sauer and Michael Merten. 'Bidding strategy for a battery storage in the German secondary balancing power market'. In: 2352-152X 21 (2019), pp. 787–800. ISSN: 2352-152X. DOI: 10.1016/j.est.2019.01.019. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352152X18303049>.
- [3] Felix Nitsch et al. 'Economic evaluation of battery storage systems bidding on day-ahead and automatic frequency restoration reserves markets'. In: *Applied Energy* 298 (2021), p. 117267. ISSN: 03062619. DOI: 10.1016/j.apenergy.2021.117267.
- [4] Ciaran O'Connor et al. 'Electricity Price Forecasting in the Irish Balancing Market'. In: *Energy Strategy Reviews* 54 (2024), p. 101436. ISSN: 2211-467X. DOI: 10.1016/j.esr.2024.101436.
- [5] 50hertz, amprion, TENNET, TRANSNET BW. 'Modellbeschreibung aFRR-Abrechnung ab 01.10.2021: Modell- & Schnittstellenbeschreibung'. In: (). URL: https://www.regelleistung.net/xspproxy/api/StaticFiles/Regelleistung/Marktinformationen/Modalit%C3%A4ten/_Modalit%C3%A4ten_f%C3%BCr_Regelreserveanbieter_MfRRA/Modellbeschreibung_aFRR-Abrechnung_ab_01.10.2021.pdf.
- [6] ENTSO-E Transparency Platform. 8.04.2025. URL: <https://transparency.entsoe.eu/>.
- [7] TBATS — sktime documentation. 5.04.2025. URL: https://www.sktime.net/en/latest/api_reference/auto_generated/sktime.forecasting.tbats.TBATS.html.

ChatGPT was utilized in this work for the following purposes:

- As a search tool for specific functions.
- As an aid in refining formulations.

All suggestions were carefully reviewed and assessed individually.

Statement of authorship

I hereby certify that I have authored this document entitled Analyzing Renewable Expansion Paths for Germany 2030 - A Cost-Efficient Calculation for Adaptive Power Plants independently and without undue assistance from third parties. No other than the resources and references indicated in this document have been used. I have marked both literal and accordingly adopted quotations as such. There were no additional persons involved in the intellectual preparation of the present document. I am aware that violations of this declaration may lead to subsequent withdrawal of the academic degree.

A handwritten signature in black ink, appearing to read "S. Trümper".

Dresden, 28th March 2025

Sebastian Trümper