
Todo list

sauber und ausführlich machen	III
alle tabellen nochmal korrektur lesen	III
make tables look nice	III
eventuell table heads dick machen	III
entweder überall gams äquivalnt ergänzen oder überall weg lassen	III
tables and figures verzeichniss	1
hier noch mit rein das batterie speicher in kombination mit einem windpark positive spillovers haben kann	3
- vor und nachteile, begrenzte kapazität des anschlusspunkts, überschüssige energie kann zum laden genutzt werden.	3
forschungsfrage ergänzen	4
eventuell raus lassen oder halt in vereinfachungsassumptions mit rein	8
ref	9
mindestmenge?	9
den part nochmal nachdenken	9
den part mit den speicherzuständen eventuell in die Modellierungsansatz Diskussion .	9
abshcnitt eränzen	9
aussortieren was noch mit oben rein soll	10
ausführliche Erklärung stochastische Programmierung	10

abkürzungen	11
verweis wissenschaftliche arbeit und appendix für umsetzung	11
abschnitt ergänzen	12
den part nochmal nachdenken	12
abschnitt ergänzen	12
price in titel ergänzen	13
verweis einfügen	14
appendix verweis	15
das ist eine grafik mit den alten average preise, mache eine graifk mit den richtigen grenzpreisen	20
grafiken verschiedene Preisszenarien	20
appendix verweis zu python code	20
abbildungen ergänzen	21
den teil drinne lassen?	21
Python Code appendix verweis	22
Python Code appendix verweis	22
ref entsoe	22
Python Code appendix verweis	22
Erklärung mit summe wahrscheinlichkeiten 1	24
Übersicht über zeitlichen Ablauf der einzelnen Märkte	25
den Part Menge als abstrakte binäre Aktivierungsvariable eventuell nochmal über- arbeiten und entsprechend oben anpassen	26
eventuell binär variable nur an Preis koppeln und das dann anders heraus ziehen	26
ausführliche Erklärung zusammenspiel Nebenbedingungen und binär Variable	26
Zitat einfügen	26
Zitat einfügen	26
alle gleichungen checken wegen \forall	26

alle gleichungen mit nummerierung und beschreibung? überarbeiten	26
annahme perfekte Vorrassicht Windpark	27
erklärung zusammenhang regelleistungsmarkt regelarbeitsmarkt	27



research project

Optimizing Strategies for battery storages in combination with renewable energy production facility at the German SRL/DA/SRA markets

Sebastian Trümper

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

30th March 2025

Supervisor

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

Abstract

abstract

Table of Contents

Abstract	I
1 Introduction	2
2 Literature Review	5
3 Methology	8
3.1 Market Design Descriptions	8
3.1.1 RL	8
3.1.2 DA	8
3.1.3 RA	8
3.2 General model explanation	9
3.2.1 Modellierungsansätze	11
3.2.2 Preis Vorhersagen - genaue Modelierung	22
3.2.3 Simplification	22
3.2.4 Marktmodelle	25
3.2.5 Berechnung optimale Einzelentscheidungen	28
4 Results	37
5 Conclusion	38
6 Appendix	39
Bibliography	40

Sets & Variables & Parameters

Abbreviations

Abbreviations	Description
aFRR	automatic Frequency Restoration Reserve
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 ARMA errors Trend Seasonal Components

Groß geschriebene Variablen werden endogen ermittelt. Klein geschriebene Variablen werden exogen vorgeschrieben.

Variable	Description	
RL	Regelleistungsmarkt	
DA	Day Ahead Markt	
RA	Regelarbeitsmarkt	
Q_y^i	Gebotsmenge der Art i(=in/out) am Markt y	
(X_y^i)	(lineare Gebotsmenge der Art i(=in/out) am Markt y)	
P_y^i	Gebotspreis der Art i(=in/out) am Markt y	
E_{DA}^{in}	$EnergyInDA(t)$	energy in day a
E_{DA}^{out}	$EnergyOutDA(t)$	energy out day a
E_{RT}^{in}	$EnergyInRT(t)$	energy in real
E_{RT}^{out}	$EnergyOutRT(t)$	energy out real
ER	emergency reload B_y^i	Binäre Variable die den Zuschlag ($B=1$) d

Parameter

Variables - simplified model + wind park

Parameter	GAMS Equivalent	Description
f_{DA}	<i>priceForeCastDA(t)</i>	forecast price day ahead market
f_{RT}	<i>priceForeCastRT(t)</i>	forecast price real time market
p_{DA}	<i>priceProbDA</i>	probability for price p_{DA}
p_{RT}	<i>priceProbRT</i>	probability for price p_{RT}
r	Rate mit der der Stromspeicher geladen/entladen werden kann	
a	Anschlusskapazität	
$z^{in}(t)$	<i>binaryInDA(t)</i>	binary variable if bid is accepted
$z^{out}(t)$	<i>binaryOutDA(t)</i>	binary variable if bid is accepted
$\omega_{DA}(p_{DA})$	Wahrscheinlichkeit für Zuschlag bei Preis p_{DA}	
$\omega_y^i(p_y^i)$	Gebotswahrscheinlichkeit für p_y^i	
$p_y^i(s_y^i)$	Gebotspreis der Art i(=in/out) am Markt y für Szenario s_y^i	
$\omega_y^i(s_y^i)$	Gebotswahrscheinlichkeit für entsprechendes Preisszenario s_y^i	
c_y^i	Markclearingpreis der Art i(=in/out) am Markt y	
m	eine sehr große Zahl	

Table 1: Variables

Parameter	GAMS	Description
f_{DA}	<i>priceForeCastDA(t)</i>	forecast price day ahead market
f_{RT}	<i>priceForeCastRT(t)</i>	forecast price real time market
E_{DA}^{in}	<i>EnergyInDA(t)</i>	energy in day ahead market
E_{DA}^{out}	<i>EnergyOutDA(t)</i>	energy out day ahead market
E_{RT}^{in}	<i>EnergyInRT(t)</i>	energy in real time market
E_{RT}^{out}	<i>EnergyOutRT(t)</i>	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

$Ertrag_{DA}$	erzielter Ertrag im Day Ahead Markt
B_{DA}	binär Variable welche signalisiert ob am Day Ahead Markt teilgenommen wird
Q_{DA}	gebotene Menge am Day Ahead Markt
P_{DA}	gebotener Preis am Day Ahead Markt

tables
and
figures
verzeich-
niss

1 Introduction

1. Einführung ins Thema Kurze Darstellung des Themas.

Warum ist das Thema relevant (wissenschaftlich, gesellschaftlich, praktisch)?

Aktueller Forschungsstand oder gesellschaftlicher Kontext (je nach Fachgebiet).

Beispiel: „In den letzten Jahren ist das Interesse an nachhaltiger Stadtentwicklung stark gestiegen. Besonders die Rolle grüner Infrastruktur wird dabei zunehmend als zentral betrachtet.“

2. Problemstellung Was genau ist die Forschungsfrage oder das Problem?

Gibt es eine Forschungslücke oder ein konkretes Problem, das du adressierst?

Beispiel: „Trotz umfangreicher Forschung zur Wirkung urbaner Grünflächen fehlen Studien zur langfristigen Wirkung auf die mentale Gesundheit in dicht besiedelten Quartieren.“

3. Zielsetzung und Forschungsfrage(n) Was willst du mit der Arbeit erreichen?

Welche Forschungsfrage(n) leitest du daraus ab?

Beispiel: „Ziel dieser Arbeit ist es, die Wirkung von urbaner Begrünung auf das subjektive Wohlbefinden von Stadtbewohner:innen zu untersuchen. Die zentrale Forschungsfrage lautet daher: Welche Effekte hat grüne Infrastruktur auf das psychische Wohlbefinden in urbanen Räumen?“

4. Methodisches Vorgehen (kurz) Wie wirst du vorgehen (z.B. Literaturarbeit, empirisch, qualitativ/quantitativ)?

Beispiel: „Zur Beantwortung der Forschungsfrage wird eine qualitative Inhaltsanalyse von Experteninterviews durchgeführt.“

5. Aufbau der Arbeit Wie ist die Arbeit strukturiert?

Kurzer Überblick über die Kapitel.

Beispiel: „Kapitel 2 stellt die theoretischen Grundlagen dar, Kapitel 3 erläutert das methodische

Vorgehen, Kapitel 4 präsentiert die Ergebnisse und Kapitel 5 diskutiert diese im Kontext der Forschungsfrage.“

– positive synergie plant/battery

Im Allgemeinen ok, ich lasse das erstmal so stehen und überarbeite dann wenn ich genauer weiß wo genau der rote Pfaden liegen wird.

The accelerating transition towards renewable energy sources presents both opportunities and challenges for modern power systems. But, the inherent variability and limited predictability of renewable energy generation pose challenges to grid stability and economic efficiency. As a result, flexible technologies such as battery energy storage systems (BESS) have become increasingly important to ensure reliable and market-efficient integration of renewable resources.

When deployed in conjunction with renewable energy plants, battery storage systems offer complementary capabilities. While wind farms primarily participate in the day-ahead market based on forecasted production, battery systems can operate more strategically by responding rapidly to price signals and grid requirements.

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 batteries due to their fast ramping capabilities and high availability.

Combining renewable energy generation with battery storage in a co-located hybrid system allows operators to diversify revenue streams by participating simultaneously in multiple electricity markets. However, such joint operation requires sophisticated optimization techniques that consider 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.

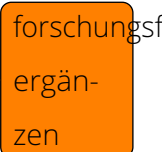
This paper presents a mixed-integer optimization model developed in GAMS to simulate the joint operation of a wind farm and a co-located battery storage system. The wind farm's revenues are derived from the German day-ahead electricity market, while the battery system

hier
noch
mit rein
das
batterie
speicher
in kom-
bination
mit
einem
wind-
park
positive
spillovers
haben
kann

- vor
und
nachteile,
begren-
zte

participates in the secondary balancing market. The model aims to maximize total system profit while adhering to market and technical constraints.

(This work contributes to the growing body of research on hybrid renewable systems by addressing the integration of distinct market participation strategies and quantifying the economic benefits of coordinated operation.) —————



forschungsförderung

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 netzbetreibern.

- geringe preise bei underforecast - hohe preise bei overforecast -> besonders starke auswirkung bei hohem 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 ist 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/herausforderung - 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 Methology

3.1 Market Design Descriptions

- 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.

3.1.1 RL

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 eigenem 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 werden. Die Mindestgebotsmenge beträgt 1 MW und zur Teilnahme ist eine Präqualifikation notwendig.

3.1.2 DA

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

3.1.3 RA

Am sekundären Regelarbeitsmarkt wird auf 15 Minuten Fenster Geboten. Auktionsschluss ist jeweils 25 Minuten vor Beginn 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

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

Zeitfenster am Regelarbeitsmarkt geboten werden. Beahlt 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 [1].

ref

mindestmer

3.2 General model explanation

- 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 verschiedene 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 Voraussicht ausgehen und so nur einen Batteriespeicherweg berechnen. Oder Bestimmte vorgänge innerhalb der Zeitkurve approximieren.

den part noch-mal nachdenken

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

den part mit den speicherzus eventuell in die Mode-

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 Vorrassicht vermieden werden um realistische Planungsentscheidungen ab zu bilden.

aussortieren
was
noch
mit
oben
rein soll

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

Das grundlegende Modell stellt einen Energiespeicher da, 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 anderen Falls 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:

ausführliche
Erklärung
stochas-
tische
Pro-
gram-
mierung

- 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

- anschluss punkt
- kombination aus park und batterie

3.2.1 Modellierungsansätze

- 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 stochastisches Modell, welches eine Optimierung 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.

Modelansätze Marktdesigns

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, dass man bei der Betrachtung der Ergebnisse eventuell auf falsche Strategien schließt. So müssen in unserem Fall Entscheidungen getroffen werden mit unsicherer Zukunftsszenarien. So kann es sein, dass zum Beispiel die Anschlusskapazität es nicht zulässt, zugleich am DA-Markt und am RA- zu bieten. Bei perfekter Voraussicht weiß ich genau, welche Entscheidung bei gegeben 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 Einzelfallentscheidungen treffen, aber nicht gut auf eine allgemeine Strategie schließen. Um eine allgemeinere Strategie ableiten zu können, bieten sich stochastische Programmierungsansätze 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

abkürzungen

verweis
wis-
senshaft-
liche
arbeit
und ap-
pendix
für um-
setzung

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 Modelkomplexität zu reduzieren. Besonders wichtig ist dies zum Beispiel beim Batteriespeicher. In unserem Model wird der aktuelle Ladestatus des Batteriespeichers viertelstündlich neu berechnet. Selbst bei nur 2 möglichen betrachteten Szenarien müsste man $2^{96} = 79228162514264337593543950336$ mögliche Batteriespeicher Zustände am Ende des Tages betrachten. 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. Deswegen werden erfolgt eine Betrachtung verschiedener Vereinfachungen in Kapitel []

abschnitt
ergän-
zen

In Summe sind die Vorteile eines stochastischen Ansatzes größer, vor allem um die hier vorliegende Forschungsfrage nach allgemein gültigen Strategien zu beantworten.

den
part
noch-
mal
nachden-
ken

Zur Erstellung von optimalen allgemeinen Strategien

abschnitt
ergän-
zen

Modellierung von Zeitreihen

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 fragen / vorherzusagen bzw. über welche wesentlichen Eigenschaften die verschiedenen Marktdaten verfügen. Dazu werden die verschiedenen Marktdaten statistisch dargestellt. Anschließend werden verschiedene Analysemethoden diskutiert, kombiniert und angewandt. In diesem Abschnitt werden verschiedene Methoden zur Erstellung von Zeitreihen diskutiert.

Data Overview

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.

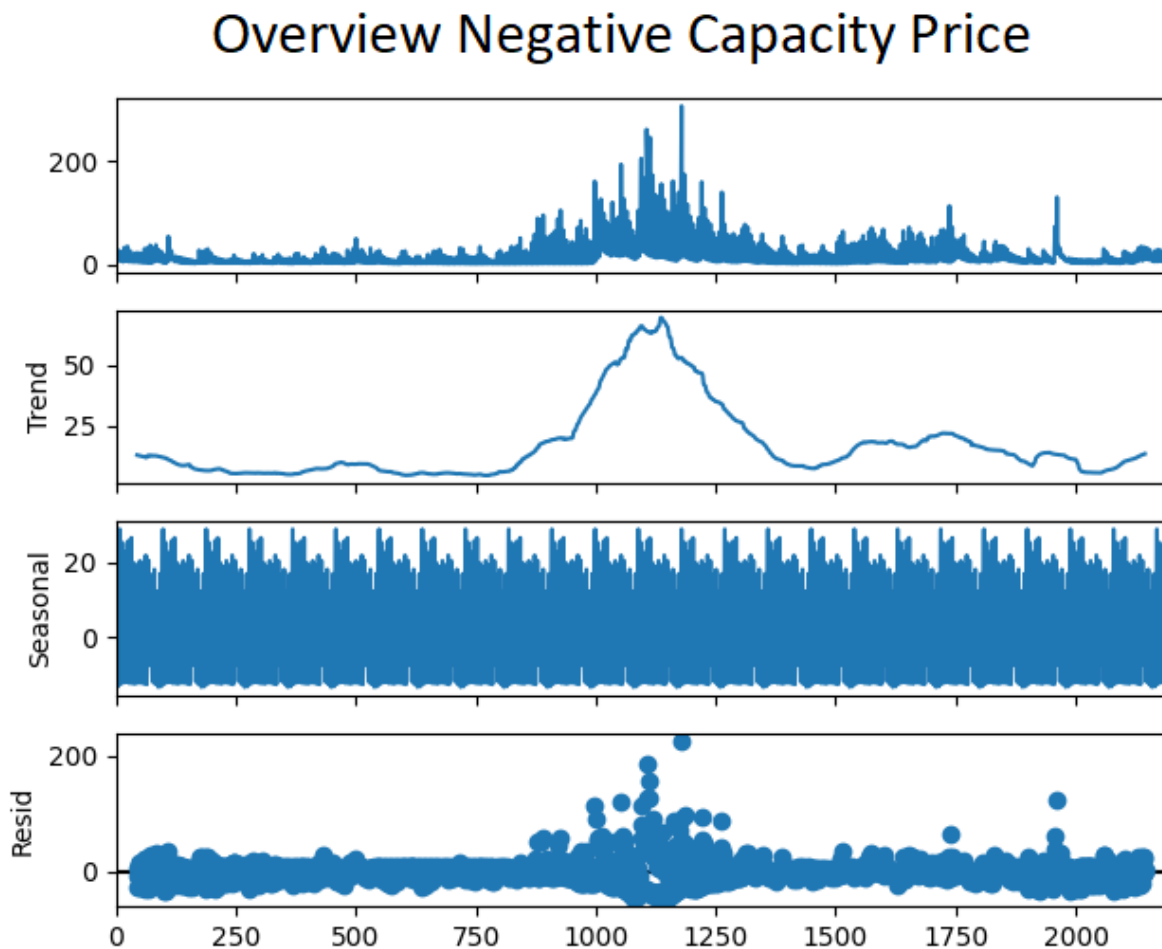


Figure 3.1: Total Average Negative Capacity Price

Bei einer genaueren Untersuchung der Saisonalität zeigt sich ein täglicher und ein leichter wöchentlicher Rhythmus 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 einen klaren täglichen Rhythmus in den Daten.

Und Abbildung 3.3 lässt zudem einen leichten wöchentlichen Zyklus erkennen.

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

price in
titel er-
gänzen

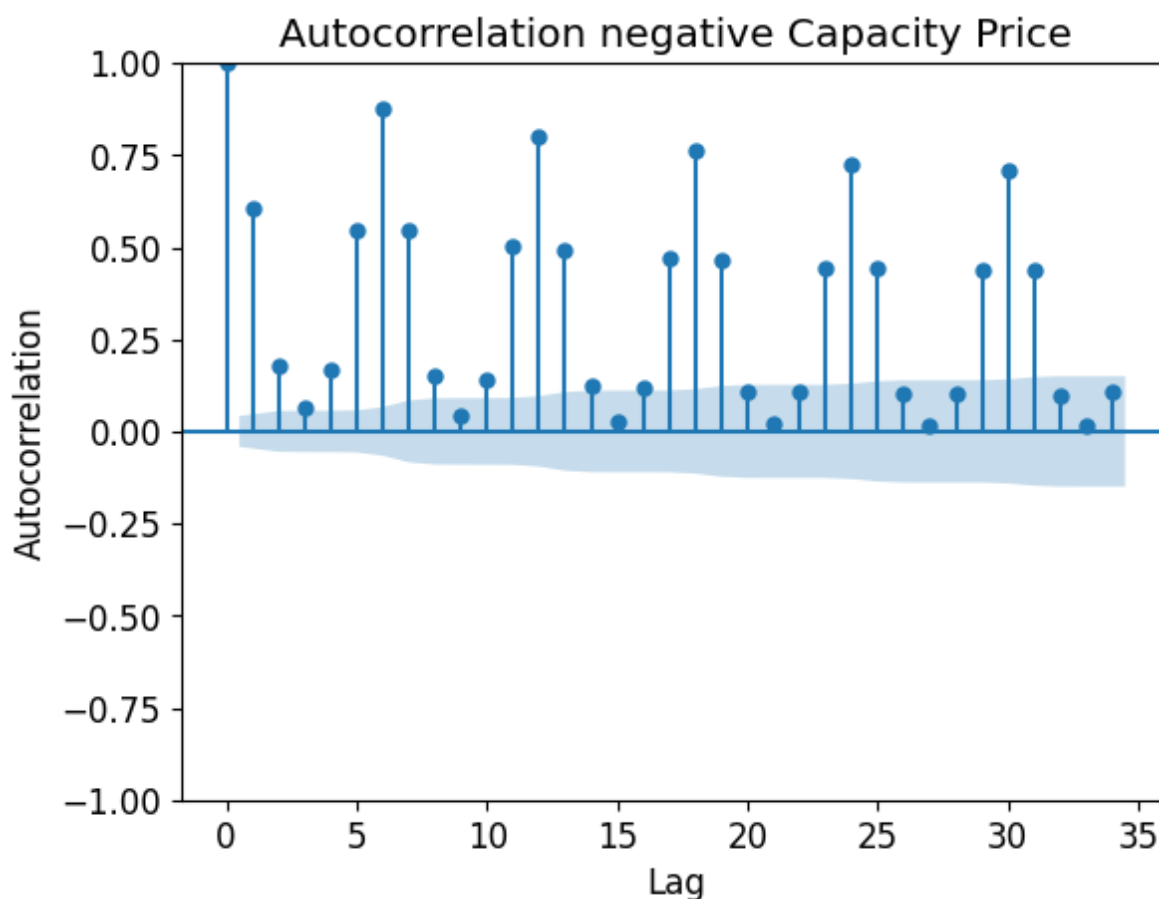


Figure 3.2: Autocorrelation Negative Capacity Price - 5 Days

Zur analyse und Zeitreihenvorhersage dieser Daten bieten sich nun, aufgrund der starken autocorrelation 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 autorkorrelation geeignet. Um auch die Saisonalen effekte gut abbilden zu können gibt es eine Variante the ARIMA methode die SARIMA methode.

Ein ausführlicher Test der SARIMA methode, und der dafür notwendigen Tests befindet sich in Appendix . Dabei hat sich gezeigt, das die SARIMA methode schwächen mit der komplexität in sehr langen Zeitreihen hat. So stieg die Rechenzeit expotential an und langfriste 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 is acronym for Trigonometric seasonality Box-Cox transformation ARMA errors Trend Seasonal components. Dieser Algorithmus von SKTIME erlaubt eine

verweis
einfü-
gen

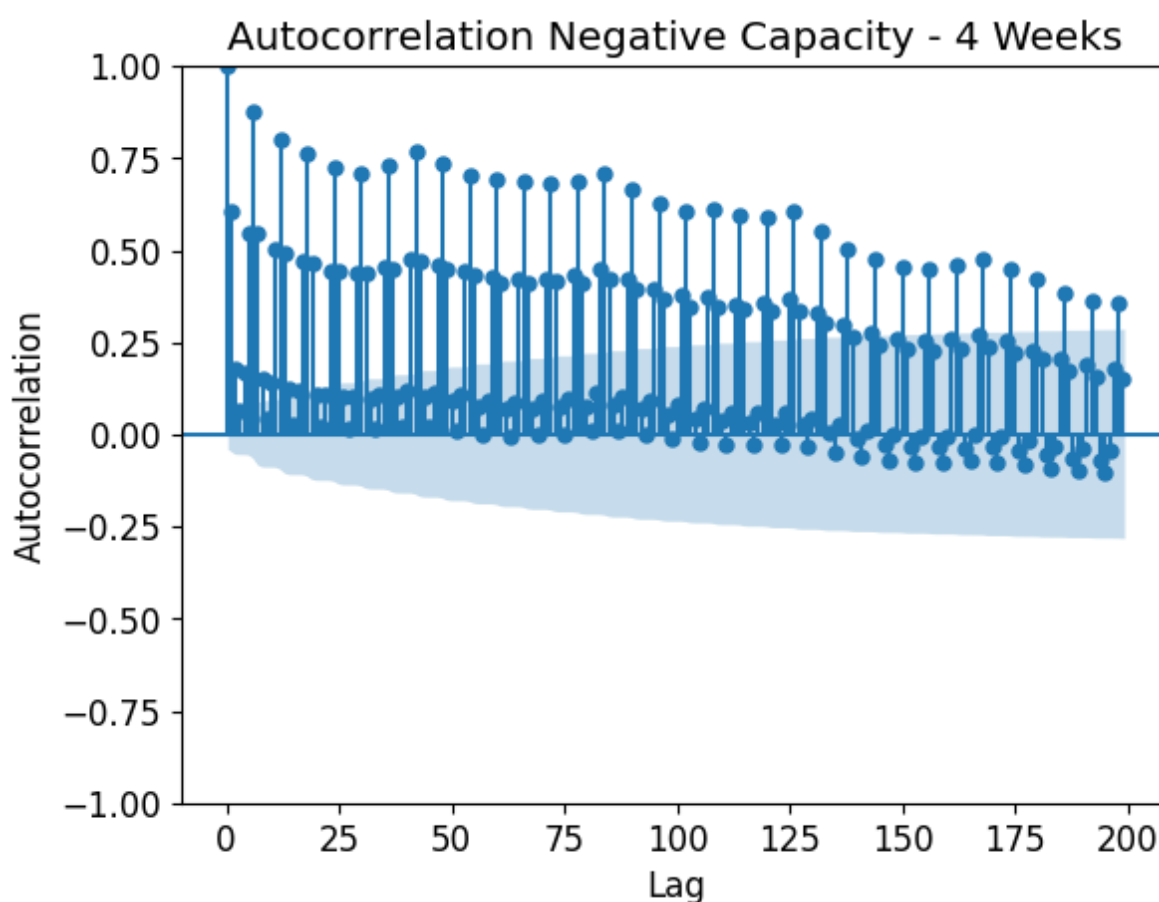


Figure 3.3: Autocorrelation Negative Capacity Price - 4 Weeks

einfachere Zeitreihenvorhersage bei gegebener multipler Saisonalität [2].

appendix
verweis

Die somit vorhergesagte Zeitreihe ähnelt sehr der realen Zeitreihe. zu Beachten ist das 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 vortrainierten predictors mehrere Szenarien/Zeitreihen erstellen wollen so führt die inherente steigende ungewissheit mit steigenden Zeitabstand zu einer größerem intervall in dem die Daten liegen. Das macht inhaltlich sinn und mag für viele anwendungsfälle sinnvoll sein, wir gehen aber davon aus das die mittlere vorhersage nicht an genauigkeit verliert und wollen daraus szenarien generieren. Zu diesem Zweck wird die wahrscheinlichste/mittlere zeitreihenvorhersage genommen und manuel 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.

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

daten ein overfitting verursachen können

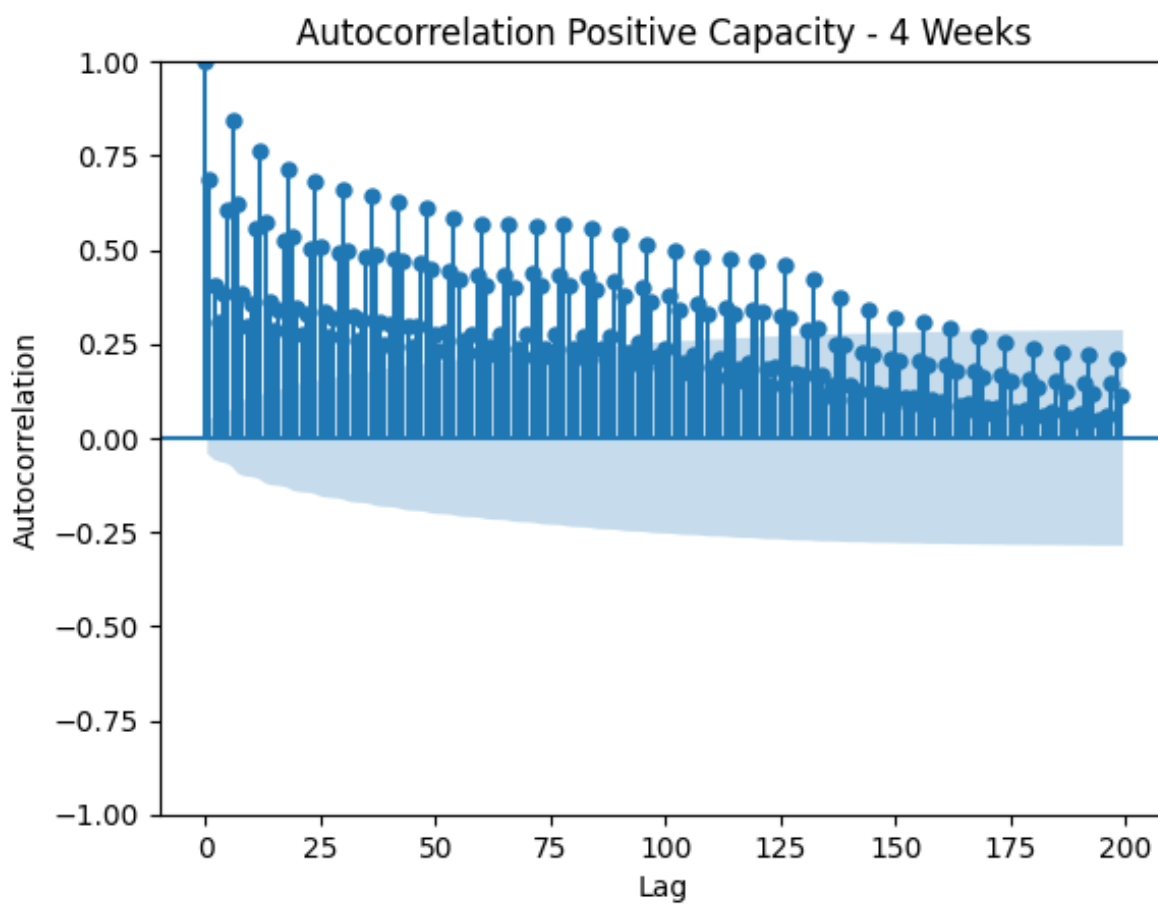


Figure 3.4: Total Average Positive Capacity Price

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 3.5 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 bezuschlagtem Teilnehmers) und wir als Produzent erneuerbarer Energien mit sehr geringen Operationalen 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 3.6a bis 3.10b zu entnehmen ist zeigt der clearing price einen täglichen und wöchentlich rythmus. Das Nivau verändert sich zwar lässt sich aber gut vorhersagen. 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

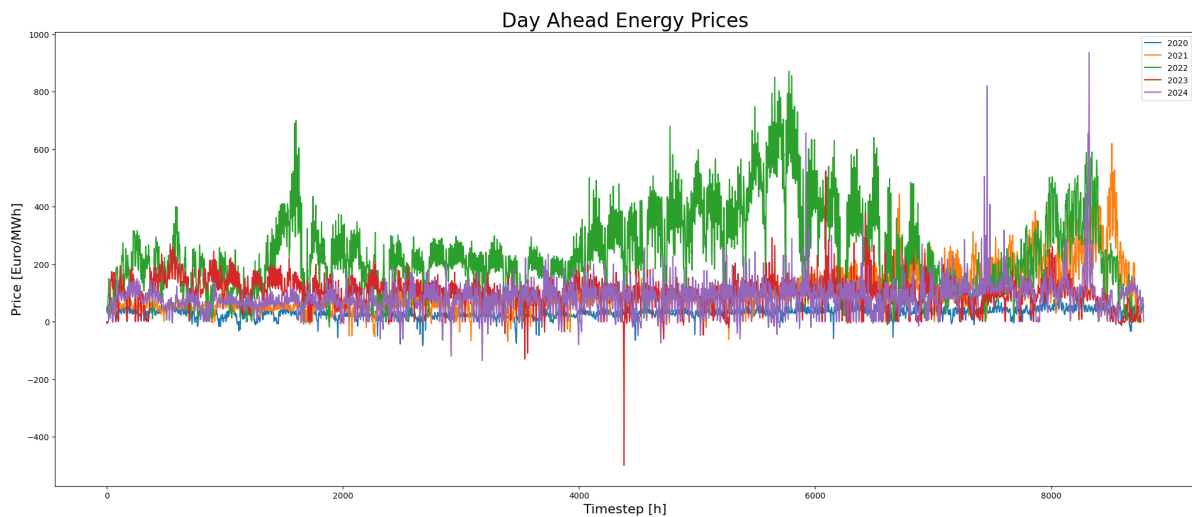
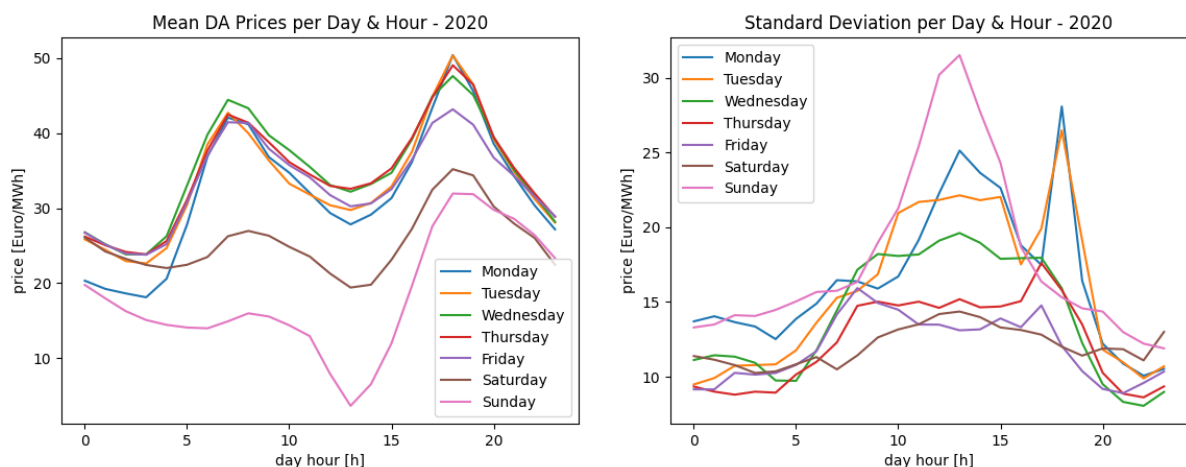


Figure 3.5: Overview DA prices

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.



(a) Mean DA-Price

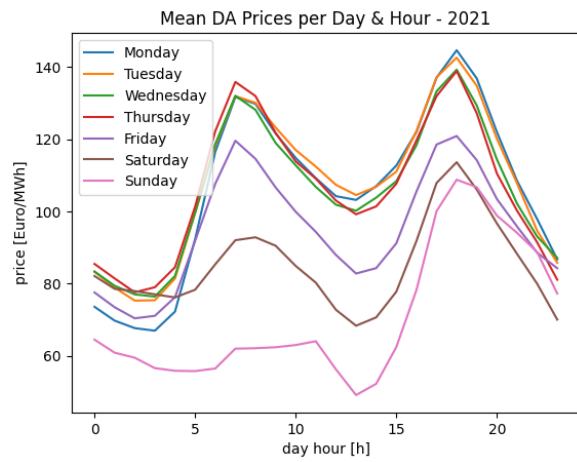
(b) Standard Deviation DA-Price

Figure 3.6: Daily and hourly DA-Data - 2020

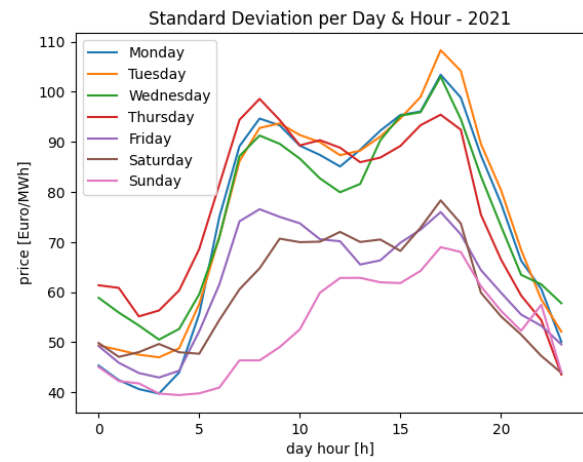
RA

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 3.11.

hier ist der angebotspreis nicht zwar nicht für den profit ausschlaggebend aber für die ab-
brufwahrscheinlichkeit die dann wiederum zur modellierung unserer Batteriespeichstatus

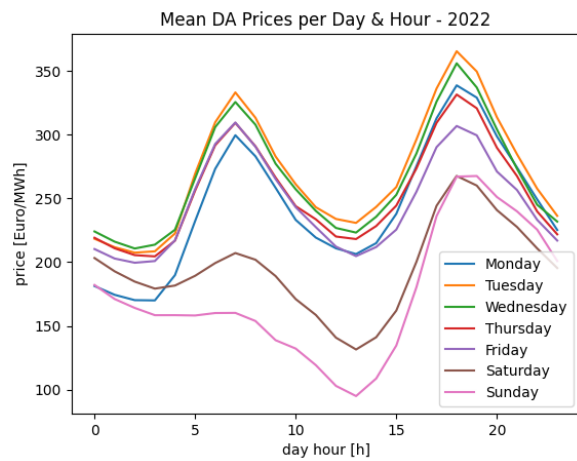


(a) Mean DA-Price

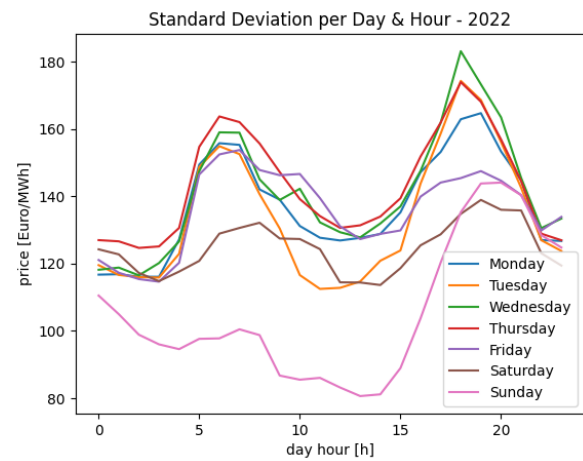


(b) Standard Deviation DA-Price

Figure 3.7: Daily and hourly DA-Data - 2021

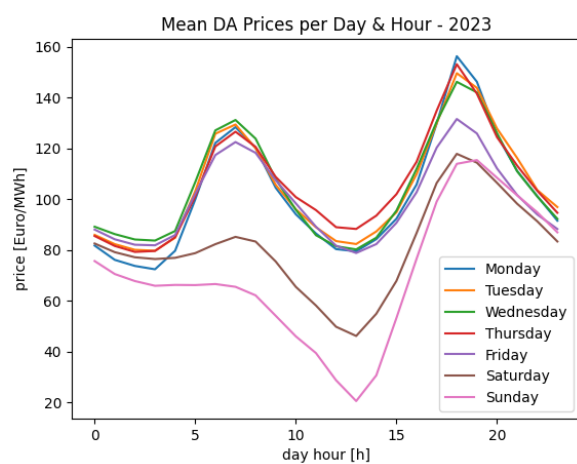


(a) Mean DA-Price

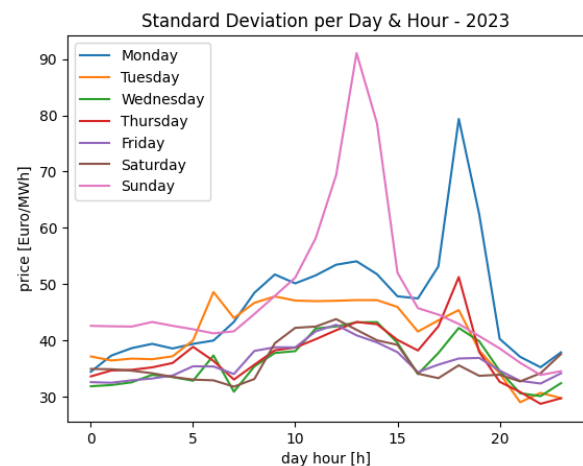


(b) Standard Deviation DA-Price

Figure 3.8: Daily and hourly DA-Data - 2022



(a) Mean DA-Price



(b) Standard Deviation DA-Price

Figure 3.9: Daily and hourly DA-Data - 2023

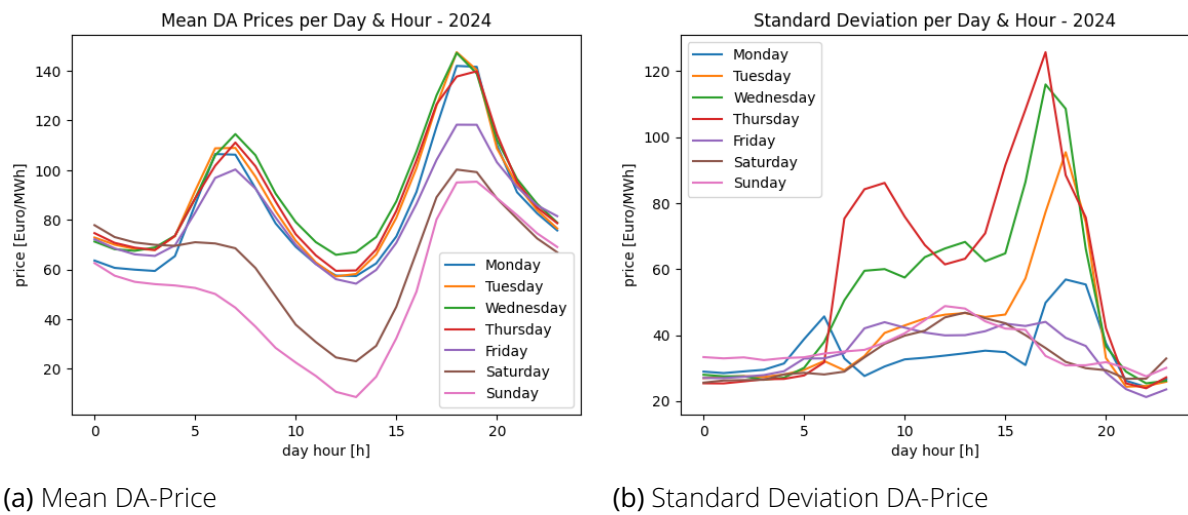


Figure 3.10: Daily and hourly DA-Data - 2024

wichtig ist.

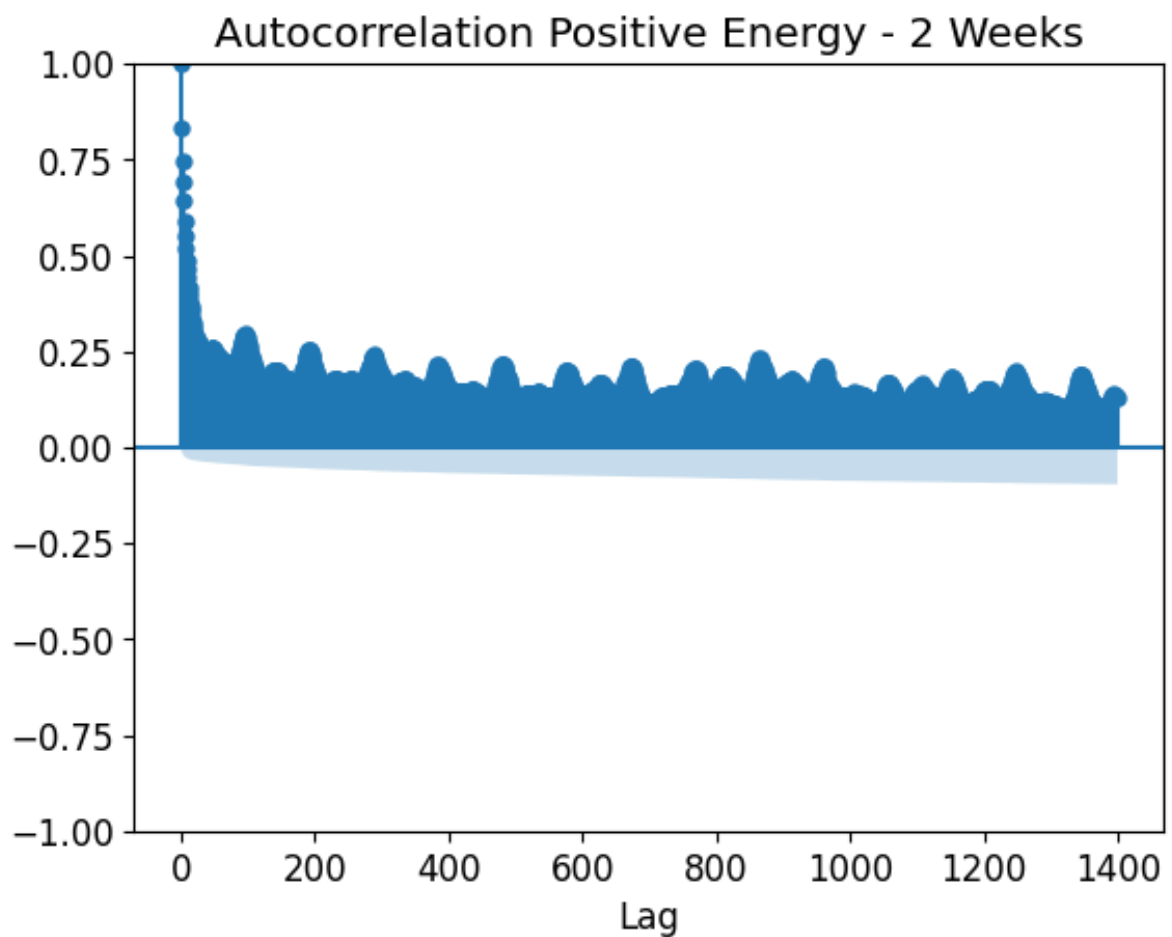


Figure 3.11: Total Average Positive Energy Price

Auch Trends sind in den Daten keine vorhanden. So zeigt die Abbildung 3.12 beispielhaft

jeweils 30 Tage aus dem frühen, mittleren und spätem Jahresverlauf. Auch hier sind weder Trends noch Saisonale entwicklungen zu erkennen.

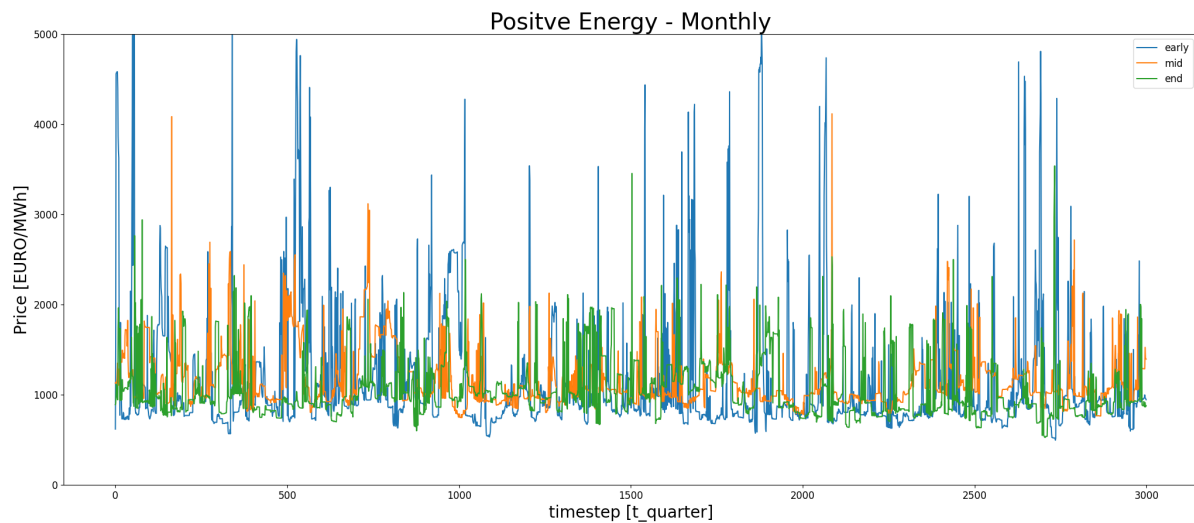


Figure 3.12: Overview Positive Energy Price

Zu szenario generation werden Realmarkt daten aus dem Jahre 2023 herangezogen. Das Jahr 2023 wird zuerst hinsichtlich volatilen Energiequellen untersucht [siehe Tabelle 3.1]. 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 3.1: Standard deviation per energy generator type

Anschließend wird die summierte Produktion von Solar und Wind Onshore je Zeitpunkt berchnet 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 These ist nun das wenn ein Vorhersagefehler eintritt dieser besonders starke Auswirkungen hat, da er einen größeren Anteil an der Gesamtproduktion betrifft. Diese

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

relativen Produktionsdaten volatiler Kraftwerke werden nun in 36 Quantile eingeteilt. Das erste, mittlere und letzten Quantil werden nun zur Szenariogeneration benutzt.

Hierfür werden die Zeitpunkte der Quantile, die auf stündlichen Daten beruhen, auf einen viertelstündlichen rythmus extrapoliert und dazugehörigen Regelarbeitsmarkt daten vom betreffenden Zeitabschnit exportiert.

So ergeben sich 10 mögliche Szenarien für Tage mit hoher, mittlerer und niedrigem Anteil einer volatilem Produktion.

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 und

-> ziel für das hoch und runter setzten der linie ... -> erklärung was ich damit bezwecken möchte in dem entsprechendem Mark

abbildungen
ergänzen

den teil
drinne
lassen?

Perfekte Vorrassicht

Die einfachste Methode zur Erstellung von Zeitreihendaten wäre die verwendung von

SARIMA

TBATS

-> RL -> ziel für das hoch und runter setzten der linie ... -> erklärung was ich damit bezwecken möchte in dem entsprechendem Mark

-> ziel für das hoch und runter setzten der linie ... -> erklärung was ich damit bezwecken möchte in dem entsprechendem Mark

approximierte Linie -> DA **reale Szenarien** -> ziel für das hoch und runter setzten der linie ...

-> erklärung was ich damit bezwecken möchte in dem entsprechendem Mark

$\omega_{RA}(s_{RA})$ -> sind gleichverteilt

3.2.2 Preis Vorhersagen - genaue Modellierung

RL → appendix DA → appendix RA

Data from ENTSOE transparency platform → appendix

Augmented Dickey Fuller Test

Stationary

Stationär wenn:

1. Mittelwert konst.
2. Varianz konst.
3. keine Siasionalität

3.2.3 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

RA

Battery Storage Status

$$Q(s) * p(s) * \omega(s)$$

Die Daten hierfür lassen sich exemplarisch wie folgt darstellen:

Python
Code
ap-
pendix
verweis

Python
Code
ap-
pendix
verweis

ref ent-
soe

Python
Code
ap-
pendix
verweis

Szenario s	Preis $p(s)$	Wahrscheinlichkeit $\omega(s)$
s1	90	0.6
s2	100	0.5
s3	110	0.4

Dabei repräsentiert die Wahrscheinlichkeit die Chance für einen Zuschlag zum zugeordneten Szenariopreis. Ein Zuschlag bei gegebenem Gebot wird als Eintreffen des Szenarios interpretiert. Ein geringerer Gebotspreis führt immer zu einer höheren Zuschlagswahrscheinlichkeit. Die Summe aus der Chance für einen Zuschlag und der Chance für eine Ablehnung ergibt dabei immer 1. Die Äste des Szenariobaums stellen dabei die unterschiedlichen Preisoptionen dar. Mit einem Mengengebot auf einen bestimmten Preis "aktivieren" wird der entsprechende Teil des Szenariobaums aktiviert. Da die gesamte Menge durch $\sum_s Q(s) \leq r$ restriktiert ist, kann eine einzelne Menge (z.B.: 1 MW) nur einmal vergeben werden. Theoretisch ist es möglich, dass unterschiedliche Mengengebote zu unterschiedlichen Preisszenarien erfolgen. Praktisch errechnet der Algorithmus welcher Ast des Szenariobaums den höchsten Erwartungswert ($w(s) * p(s)$) besitzt und bietet entsprechend die maximale Menge an dieser Stelle.

Im ersten Schritt wird die optimale Entscheidung am Regelleistungsmarkt berechnet. Hierfür werden die Erwartungswerte aller möglichen Szenarien ausgerechnet (siehe 1.4).

Im zweiten Schritt werden die, vorher errechneten, Ergebnisse (Mengengebote zum entsprechenden Preis) als exogene Parameter in das 2. Modell eingefügt. Es folgt eine Auswertung ob zum entsprechenden Gebot ein Zuschlag erfolgt. Anschließend wird, wie im vorherigen Schritt, die optimale Entscheidung für den Day Ahead Markt bestimmt (siehe 1.4.2).

Im letzten Schritt werden die Ergebnisse des Day Ahead Marktes in das 3. Modell integriert. Nachfolgend wird überprüft ob zum entsprechenden Gebot ein Zuschlag erfolgt. Zum Schluss wird die optimale Entscheidung am Regelarbeitsmarkt ermittelt (siehe 1.4.3).

Preisvorhersage

- verschiedene Methoden ... -> implementiert in python -> alle können dem model hinzugefügt werden -> ich habe dann aus diesen und jenen gründe diese Variante gewählt

Methode - beschreibung Methode - Implementierung Methode - Pro cons Methode - hinweis welcher anhang

Die verschiedenen Preis Szenarien werden mittels SARIMA Analyse exogen errechnet. Die SARIMA Analyse errechnet eine Wahrscheinlichkeitsverteilung (mehr dazu im Abschnitt Preisvorhersage), welche zu jedem Preis dessen Eintrittswahrscheinlichkeit angibt. Zu Vereinfachungszwecken werden die kontinuierlichen Preis-Wahrscheinlichkeits-Pärchen per Szenario Reduktion [N. Grole-Kuska, H. Heitsch, and W. Romisch, "Scenario reduction and scenario tree construction for power management problems," in Proc. 2003 IEEE Bologna Power Tech Conf., vol. 3, Jun. 2003, pp. 7.] auf signifikante Szenarien reduziert. Diese diskreten Preis-Wahrscheinlichkeits-Pärchen werden mathematisch über einen Parameter/Binär-Variablen Kombination abgebildet.

Beispiel: Umwandlung kontinuierliche Variable zu Diskreter:

Betrachtet werden folgende diskrete Preis-Wahrscheinlichkeits-Pärchen aus einer beispielhaften Szenarioreduktion:

Szenario s_{DA}	Preis $p_{DA}(s_{DA})$	Wahrscheinlichkeit $\omega_{DA}(s_{DA})$
s1	90	0.6
s2	100	0.5
s3	110	0.4

$$P_{DA} * \omega_{DA}(P_{DA}) \rightarrow \sum_{s_{DA}} p_{DA}(s_{DA}) * \omega_{DA}(s_{DA})$$

Hier und im folgenden weggelassen ist jeweils die Gegenwahrscheinlichkeit $1 - \omega_{DA}(s_{DA})$ da sie die Ablehnung des Gebots repräsentiert und somit in der Ertragsrechnung mit 0 multipliziert werden würde und entsprechend entfällt.

Erklärung
mit
summe
wahr-
schein-
lich-
keiten 1

3.2.4 Marktmodelle

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.

Dabei ergibt sich der zu maximierende Ertrag wie folgt:

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

In der stochastischen Programmierung wird eine Wahrscheinlichkeit hinzugefügt welche angibt wie wahrscheinlich der Zuschlag zum entsprechend gebotenen Preis ist.

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

In den folgenden Kapiteln werden zuerst die einzelnen Märkte individuell beschrieben. (siehe 1.3.1 bis 1.3.3). Nachfolgend wird die Überführung der Einzelmarktprobleme in eine Gesamtentscheidung erläutert. 1.4 skizziert hierfür zuerst die schematische Berechnung der Einzelentscheidungen. 1.4.1 bis 1.4.3 erläutern dann die detaillierten Einzelberechnungen.

Regelleistungsmarkt

Für den Regelleistungsmarkt ergibt sich dann die folgende Zielfunktion.

$$\text{maxProfit}_{RL} = Q_{RL} * p_{RL} * \omega_{RL}(p_{RL})$$

Durch einsetzen der vorhergesagten Preise ergibt sich dann die folgende Gleichung:

$$\text{maxProfit}_{RL} = \sum_{s_{RL}} Q_{RL}(s_{RL}) * p_{RL}(s_{RL}) * \omega_{RL}(s_{RL})$$

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,

Übersicht
über
zeit-
lichen
Ablauf
der ein-
zelnen
Märkte

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. Für die anschließenden Märkte ist es wichtig zu wissen ob das Gebot angenommen wurde oder nicht. Dies wird über eine binäre Variable B_{RL} repräsentiert.

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

s.t.:

$$c_{RL} \leq p_{RL}(s_{RL}) + M * B_{RL}(s_{RL})$$

$$c_{RL} \geq p_{RL}(s_{RL}) - M * (1 - B_{RL}(s_{RL}))$$

$$B_{RL} \in \{0, 1\}$$

M ist hierbei eine sehr große Zahl. Über die Kombination beider Nebenbedingungen wird sicher gestellt, dass der Lösungsalgorithmus die binäre Variable immer so setzt, dass sie dem tatsächlichen Marktergebnis entspricht. So entspricht $B_{RL} = 1$ einem angenommenen Gebot und $B_{RL} = 0$ entspricht einem abgelehnten Gebot.

Zu beachten ist das sowohl positive als auch negative Leistungsgebote abgegeben werden können. Die vollständige Zielfunktion drückt sich dann wie folgt aus:

$$\begin{aligned} \max_{Q_{RL}^{in}(s_{RL}), Q_{RL}^{out}(s_{RL})} Profit_{RL} \\ = \\ \sum_{s_{RL}^{in}} Q_{RL}^{in}(s_{RL}) * p(s_{RL}^{in}) * \omega_{RL}(s_{RL}^{in}) + \\ \sum_{s_{RL}^{out}} Q_{RL}^{out}(s_{RL}) * p(s_{RL}^{out}) * \omega_{RL}(s_{RL}^{out}) \end{aligned}$$

(grundlegende Beschränkungen der Definitionsbereiche:)

$$B_{RL}^{in}(s_{RL}^{in}), B_{RL}^{out}(s_{RL}^{out}) \in \{0, 1\} \quad \forall s_{RL}^{in}, s_{RL}^{out}$$

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

(wird später durch Nebenbedingungen des Regelarbeitsmarktes ersetzt:)

$$\sum_{s_{RL}^{in}} Q_{RL}^{in}(s_{RL}^{in}), \sum_{s_{RL}^{out}} Q_{RL}^{out}(s_{RL}^{out}) \leq r$$

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

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
dann
anders
heraus
ziehen

ausführliche
Erklärung
zusam-

Day Ahead Markt

Simultan zu dem vorherigen Kapitel ergeben sich dann die 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.

$$\begin{aligned} & \max_{Q_{DA}(s_{DA})} Profit_{DA} \\ & = \\ & \sum_{s_{DA}} Q_{DA}(s_{DA}) * p(s_{DA}) * \omega_{DA}(s_{DA}) \end{aligned}$$

s.t.:

s.t.:

(grundlegende Beschränkungen der Definitionsbereiche:)

$$Q_{DA}(s_{DA}) \geq 0 \quad \forall s_{DA}$$

$$\sum_{s_{DA}} Q_{DA}(s_{DA}) \leq capPark$$

(wird später durch Nebenbedingungen des Regelarbeitsmarktes ergänzt:)

$$\sum_{s_{DA}} Q_{DA}(s_{DA}) \leq a$$

Regelarbeitsmarkt

Simultan zum Regelleistungsmarkt ergibt sich der Regelarbeitsmarkt:

$$\begin{aligned} & \max_{Q_{RA}^{in}(s_{RA}), Q_{RA}^{out}(s_{RA})} Profit_{RA} \\ & = \\ & \sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{in}(s_{RA}) * p(s_{RA}^{in}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{in}) + \\ & \sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{out}(s_{RA}) * p(s_{RA}^{out}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{out}) \end{aligned}$$

s.t.:

(grundlegende Beschränkungen der Definitionsbereiche:)

$$Q_{RA}^{in}(s_{RA}^{in}), Q_{RA}^{out}(s_{RA}^{out}) \geq 0 \quad \forall s_{RA}^{in}, s_{RA}^{out}$$

$$Q_{RA}^{in}(s_{RA}^{in}), Q_{RA}^{out}(s_{RA}^{out}) \geq 0 \quad \forall s_{RA}^{in}, s_{RA}^{out}$$

annahme

per-
fekte

Vorraus-
sicht

Wind-
park

erklärung

zusam-

men-

hang

regel-

leis-

tungs-

markt

regel-

arbeits-

markt

Formelzeichen	Erklärung
$\omega()$	Wahrscheinlichkeit für Preis/Mengen Kombination
$E()$	Ertrag von Preis/Mengen Kombination am Markt
$RL^{in/out}$	Preis/Mengen Kombination am Regelleistungsmarkt
DA	Preis/Mengen Kombination am Day Ahead Markt
$RA^{in/out}$	Preis/Mengen Kombination am Regelarbeitsmarkt

Table 3.2: table

3.2.5 Berechnung optimale Einzelentscheidungen

Um die optimale Erststufenentscheidung zu berechnen wird der Erwartungswert sämtlicher Zweige des Szenario-Baum ausgerechnet. Die Entscheidung zu welchem Preis am positiven sowie negativen Regelleistungsmarkt geboten werden soll erfolgt zeitgleich. Daraus ergeben sich 4 Szenarien:

1. RL^{in} & RL^{out} angenommen
2. nur RL^{in} angenommen
3. nur RL^{out} angenommen
4. RL^{in} & RL^{out} abgelehnt

Es folgt eine systematische Darstellung dieser Rechnung:

$$\begin{aligned}
maxProfit = & \\
& \sum \sum \omega(RL^{in}) * \omega(RL^{out}) * \left[E(RL^{in}) + E(RL^{out}) \right. \\
& \quad + \sum_{DA} \omega(DA) * \left(E(DA) \right. \\
& \quad \quad + \sum_{RA^{in}} \omega(RA^{in}) * E(RA^{in}) \\
& \quad \quad \left. + \sum_{RA^{out}} \omega(RA^{out}) * E(RA^{out}) \right) \\
& \quad + \sum_{DA} (1 - \omega(DA)) * \left(\sum_{RA^{in}} \omega(RA^{in}) * E(RA^{in}) \right. \\
& \quad \quad \left. + \sum_{RA^{out}} \omega(RA^{out}) * E(RA^{out}) \right) \left. \right] \\
& + \sum \sum (1 - \omega(RL^{in})) * \omega(RL^{out}) * \left[E(RL^{in}) + E(RL^{out}) \right. \\
& \quad + \sum_{DA} \omega(DA) * \left(E(DA) \right. \\
& \quad \quad + \sum_{RA^{in}} \omega(RA^{in}) * E(RA^{in}) \\
& \quad \quad \left. + \sum_{RA^{out}} \omega(RA^{out}) * E(RA^{out}) \right) \\
& \quad + \sum_{DA} (1 - \omega(DA)) * \left(\sum_{RA^{in}} \omega(RA^{in}) * E(RA^{in}) \right. \\
& \quad \quad \left. + \sum_{RA^{out}} \omega(RA^{out}) * E(RA^{out}) \right) \left. \right]
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& + \sum \sum \omega(RL^{in}) * (1 - \omega(RL^{out})) * \left[E(RL^{in}) + E(RL^{out}) \right. \\
& \quad + \sum_{DA} \omega(DA) * \left(E(DA) \right. \\
& \quad \quad + \sum_{RA^{in}} \omega(RA^{in}) * E(RA^{in}) \\
& \quad \quad \left. + \sum_{RA^{out}} \omega(RA^{out}) * E(RA^{out}) \right) \\
& \quad + \sum_{DA} (1 - \omega(DA)) * \left(\sum_{RA^{in}} \omega(RA^{in}) * E(RA^{in}) \right. \\
& \quad \quad \left. + \sum_{RA^{out}} \omega(RA^{out}) * E(RA^{out}) \right) \left. \right] \\
& + \sum \sum (1 - \omega(RL^{in})) * (1 - \omega(RL^{out})) * \left[E(RL^{in}) + E(RL^{out}) \right. \\
& \quad + \sum_{DA} \omega(DA) * \left(E(DA) \right. \\
& \quad \quad + \sum_{RA^{in}} \omega(RA^{in}) * E(RA^{in}) \\
& \quad \quad \left. + \sum_{RA^{out}} \omega(RA^{out}) * E(RA^{out}) \right) \\
& \quad + \sum_{DA} (1 - \omega(DA)) * \left(\sum_{RA^{in}} \omega(RA^{in}) * E(RA^{in}) \right. \\
& \quad \quad \left. + \sum_{RA^{out}} \omega(RA^{out}) * E(RA^{out}) \right) \left. \right]
\end{aligned}$$

Berechnung optimale Erststufenentscheidungen

Da die einzelnen Mengen, je nach Szenario, unterschiedlichen Restriktionen unterliegen werden ihnen separate Variablen zugewiesen. Es folgt eine ausführliche Formel für die Berechnung der optimalen Erststufenentscheidung: (Die einzelnen Mengen Formelzeichen setzen sich wie folgt zusammen:

1. Q - Menge
2. Q_y - am welchem Markt die Menge Geboten wird
3. Q_y^i - (nur für die Regelmärkte) welche Art von Leistung geboten wird: negativ→in / positiv→out

4. $Q_y^{r\cdots}$ - welchen Restriktionen die Menge unterliegt, da in vorhergehenden Märkten entsprechende Zuschläge erfolgt sind

Beispiele:

- Q_{RA}^{outRL} - positive Menge am Regelarbeitsmarkt restriktiert durch ein bezuschlagtes Regelleistungsmarkt-Gebot
- Q_{DA}^{RL} - Menge am Day Ahead Markt restriktiert durch ein bezuschlagtes Regelleistungsmarkt-Gebot
- Q_{RA}^{in} - negative Menge am Regelarbeitsmarkt mit keinen Restriktionen

$$\begin{aligned}
 & \text{for accepted RL in\&out:} \\
 & \sum_{s_{RL}^{out}} \sum_{s_{RL}^{in}} \omega_{RL}(s_{RL}^{in}) * \omega_{RL}(s_{RL}^{out}) * \left[\frac{1}{4} * Q_{RL}^{in}(s_{RL}^{in}) * p(s_{RL}^{in}) + \frac{1}{4} * Q_{RL}^{out}(s_{RL}^{out}) * p(s_{RL}^{out}) \right. \\
 & \quad + \sum_{s_{DA}} \omega_{DA}(s_{DA}) \left(\frac{1}{4} (Q_{DA}^{RL}(s_{DA}) * p(s_{DA})) \right. \\
 & \quad + \sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{inRLDA}(s_{RA}^{in}) * p(s_{RA}^{in}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{in}) \\
 & \quad + \sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{outRLDA}(s_{RA}^{out}) * p(s_{RA}^{out}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{out}) \Big) \\
 & \quad + \sum_{s_{DA}} (1 - \omega_{DA}(s_{DA})) * \left(\sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{inRL}(s_{RA}^{in}) * p(s_{RA}^{in}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{in}) \right. \\
 & \quad \left. \left. + \sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{outRL}(s_{RA}^{out}) * p(s_{RA}^{out}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{out}) \right) \right]
 \end{aligned}$$

for accepted RL in & declined out:

$$\begin{aligned}
& + \sum_{s_{RL}^{out}} \sum_{s_{RL}^{in}} \omega_{RL}(s_{RL}^{in}) * (1 - \omega_{RL}(s_{RL}^{out})) * \left[Q_{RL}^{in}(s_{RL}^{in}) * p(s_{RL}^{in}) \right. \\
& \quad + \sum_{s_{DA}} \omega_{DA}(s_{DA}) * \left(Q_{DA}^{RL}(s_{DA}) * p(s_{DA}) \right. \\
& \quad + \sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{inrRLDA}(s_{RA}^{in}) * p(s_{RA}^{in}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{in}) \\
& \quad \left. + \sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{outrDA}(s_{RA}^{out}) * p(s_{RA}^{out}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{out}) \right) \\
& \quad + \sum_{s_{DA}} (1 - \omega_{DA}(s_{DA})) \\
& \quad \left. * \left(\sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{inrRL}(s_{RA}^{in}) * p(s_{RA}^{in}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{in}) \right. \right. \\
& \quad \left. \left. + \sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{outrRL}(s_{RA}^{out}) * p(s_{RA}^{out}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{out}) \right) \right]
\end{aligned}$$

for declined RL in& accepted out:

$$\begin{aligned}
& + \sum_{s_{RL}^{out}} \sum_{s_{RL}^{in}} (1 - \omega_{RL}(s_{RL}^{in})) * \omega_{RL}(s_{RL}^{out}) * \left[Q_{RL}^{out}(s_{RL}^{out}) * p(s_{RL}^{out}) \right. \\
& \quad + \sum_{s_{DA}} \omega_{DA}(s_{DA}) * \left(Q_{DA}^{RL}(s_{DA}) * p(s_{DA}) \right. \\
& \quad + \sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{inrDA}(s_{RA}^{in}) * p(s_{RA}^{in}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{in}) \\
& \quad \left. + \sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{outrRLDA}(s_{RA}^{out}) * p(s_{RA}^{out}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{out}) \right) \\
& \quad + \sum_{s_{DA}} (1 - \omega_{DA}(s_{DA})) \\
& \quad \left. * \left(\sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{in}(s_{RA}^{in}) * p(s_{RA}^{in}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{in}) \right. \right. \\
& \quad \left. \left. + \sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{outrRL}(s_{RA}^{out}) * p(s_{RA}^{out}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{out}) \right) \right]
\end{aligned}$$

for declined RL in& out:

$$\begin{aligned}
& + \sum_{s_{RL}^{out}} \sum_{s_{RL}^{in}} (1 - \omega_{RL}(s_{RL}^{in})) * (1 - \omega_{RL}(s_{RL}^{out})) * \left[\sum_{s_{DA}} \omega_{DA}(s_{DA}) \right. \\
& \quad * \left(Q_{DA}(s_{DA}) * p(s_{DA}) \right. \\
& \quad + \sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{inrDA}(s_{RA}^{in}) * p(s_{RA}^{in}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{in}) \\
& \quad + \sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{outrDA}(s_{RA}^{out}) * p(s_{RA}^{out}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{out}) \left. \right) \\
& \quad + \sum_{s_{DA}} (1 - \omega_{DA}(s_{DA})) \\
& \quad * \left(\sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{in}(s_{RA}^{in}) * p(s_{RA}^{in}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{in}) \right. \\
& \quad + \sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{out}(s_{RA}^{out}) * p(s_{RA}^{out}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{out}) \left. \right) \left. \right]
\end{aligned}$$

Nebenbedingungen

$Q_{DA} \leq capPark$ Anschlusspunkt:

$$a + Q_{RA}^{in} \geq Q_{RA}^{outrRLDA} + Q_{DA}^{rRL}$$

$$a + Q_{RA}^{in} \geq Q_{RA}^{outrDA} + Q_{DA}$$

$$a + Q_{RA}^{in} \geq Q_{RA}^{out}$$

Batterie Restriktionen:

$$Q_{RL}^{out}, Q_{RL}^{in}, Q_{RA}^{out}, Q_{RA}^{in}, Q_{RA}^{outrRL}, Q_{RA}^{inrRL}, Q_{RA}^{outrDA}, Q_{RA}^{inrDA}, Q_{RA}^{outrRLDA}, Q_{RA}^{inrRLDA} \leq r$$

Markt Restriktionen:

$$\sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{outrRL} \geq \sum_{s_{RL}^{out}} Q_{RL}^{out}$$

$$\sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{inrRL} \geq \sum_{s_{RL}^{in}} Q_{RL}^{in}$$

$$\sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{outrRLDA} \geq \sum_{s_{RL}^{out}} Q_{RL}^{out}$$

$$\sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{inrRLDA} \geq \sum_{s_{RL}^{in}} Q_{RL}^{in}$$

Berechnung optimale Zweitstufenentscheidung

Die vorher berechneten optimalen Gebotsmengen q_{RL}^{in*} & q_{RL}^{out*} und Preise $p(s_{RL}^{out})$ & $p(s_{RL}^{in})$ werden nun exogen in das Modell eingespeist. Sie werden mit einer binären Variable gekoppelt welche angibt ob zum entsprechenden Preis ein Zuschlag erfolgt. Die korrekte Setzung der binären Variable wird über eine Kombination aus 2 Nebenbedingungen sicher gestellt.

Schematisch stellt sich dies dann wie folgt dar:

$$\sum_s q^*(s) * p(s) * B(s)$$

s.t.:

$$c \leq p(s) + M * B(s) \quad \forall s$$

$$c \geq p(s) - M * (1 - B(s)) \quad \forall s$$

c	Clearing Preis Markt
$p(s)$	Gebotspreis für Szenario s
M	sehr große Zahl
$B(s)$	binäre Variable welche angibt ob Szenariopreis zuschlag erhalten hat

Das gesamte Modell für den Day Ahead Markt ergibt sich dann wie folgt dar:

$$\begin{aligned}
 \max Profit = & \\
 & q_{RL}^{in*}(s_{RL}^{in}) * p(s_{RL}^{in}) * B_{RL}^{in}(s_{RL}) \\
 & + q_{RL}^{out*}(s_{RL}^{out}) * p(s_{RL}^{out}) * B_{RL}^{out}(s_{RL}) \\
 & + \sum_{s_{DA}} \omega_{DA}(s_{DA}) * \left(Q_{DA}(s_{DA}) * p(s_{DA}) \right. \\
 & \quad + \sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{inrDA}(s_{RA}^{in}) * p(s_{RA}^{in}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{in}) \\
 & \quad \left. + \sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{outrDA}(s_{RA}^{out}) * p(s_{RA}^{out}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{out}) \right) \\
 & + \sum_{s_{DA}} (1 - \omega_{DA}(s_{DA})) * \left(\sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{in}(s_{RA}^{in}) * p(s_{RA}^{in}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{in}) \right. \\
 & \quad \left. + \sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{out}(s_{RA}^{out}) * p(s_{RA}^{out}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{out}) \right)
 \end{aligned}$$

Nebenbedingungen

Anschlusspunkt:

$$a + Q_{RA}^{in} \geq Q_{RA}^{outrLDA} + Q_{DA}^{rRL}$$

$$a + Q_{RA}^{in} \geq Q_{RA}^{outrDA} + Q_{DA}$$

$$a + Q_{RA}^{in} \geq Q_{RA}^{out}$$

Batterie Restriktionen:

$$Q_{RA}^{out}, Q_{RA}^{in}, Q_{RA}^{outrL}, Q_{RA}^{inrL}, Q_{RA}^{outrDA}, Q_{RA}^{inrDA}, Q_{RA}^{outrRLDA}, Q_{RA}^{inrRLDA} \leq r$$

Markt Restriktionen:

$$Q_{RA}^{out} \geq q_{RL}^{out*}(s_{RL}^{out}) * B_{RL}^{out}(s_{RL}^{out})$$

$$Q_{RA}^{in} \geq q_{RL}^{in*}(s_{RL}^{in}) * B_{RL}^{in}(s_{RL}^{in})$$

$$Q_{RA}^{outrL} \geq q_{RL}^{out*}(s_{RL}^{out}) * B_{RL}^{out}(s_{RL}^{out})$$

$$Q_{RA}^{inrL} \geq q_{RL}^{in*}(s_{RL}^{in}) * B_{RL}^{in}(s_{RL}^{in})$$

$$Q_{RA}^{outrDA} \geq q_{RL}^{out*}(s_{RL}^{out}) * B_{RL}^{out}(s_{RL}^{out})$$

$$Q_{RA}^{inrDA} \geq q_{RL}^{in*}(s_{RL}^{in}) * B_{RL}^{in}(s_{RL}^{in})$$

$$Q_{RA}^{outrRLDA} \geq q_{RL}^{out*}(s_{RL}^{out}) * B_{RL}^{out}(s_{RL}^{out})$$

$$Q_{RA}^{inrRLDA} \geq q_{RL}^{in*}(s_{RL}^{in}) * B_{RL}^{in}(s_{RL}^{in})$$

Modell Restriktionen:

(Angenommene/Abgelehnte Gebote)

$$c_{RL}^{in} \leq p(s_{RL}^{in}) + M * B_{RL}^{in}(s_{RL}^{in}) \quad \forall s_{RL}^{in}$$

$$c_{RL}^{in} \geq p(s_{RL}^{in}) - M * (1 - B_{RL}^{in}(s_{RL}^{in})) \quad \forall s_{RL}^{in}$$

$$c_{RL}^{out} \leq p(s_{RL}^{out}) + M * B_{RL}^{out}(s_{RL}^{out}) \quad \forall s_{RL}^{out}$$

$$c_{RL}^{out} \geq p(s_{RL}^{out}) - M * (1 - B_{RL}^{out}(s_{RL}^{out})) \quad \forall s_{RL}^{out}$$

Berechnung optimale Drittstufenentscheidung

Die optimalen 1. und 2. Stufenentscheidungen werden eingefügt. Simultan zum vorherigen Schritt werden sie mit binären Variablen kombiniert die das Eintreffen der verschiedenen Szenarien (Gebotsannahme/-ablehnung) signalisieren.

$$\maxProfit =$$

for accepted RL in&out:

$$\begin{aligned} & q_{RL}^{in*}(s_{RL}^{in}) * p(s_{RL}^{in}) * B_{RL}^{in}(s_{RL}^{in}) \\ & + q_{RL}^{out*}(s_{RL}^{out}) * p(s_{RL}^{out}) * B_{RL}^{out}(s_{RL}^{out}) \\ & + q_{DA}^*(s_{DA}) * p_{DA}(s_{DA}) * B_{DA}(s_{DA}) \\ & + \sum_{s_{RA}^{in}} Q_{RA}^{in}(s_{RA}^{in}) * p(s_{RA}^{in}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{in}) \\ & + \sum_{s_{RA}^{out}} Q_{RA}^{out}(s_{RA}^{out}) * p(s_{RA}^{out}) * \omega_{RA}(s_{RA}^{out}) \end{aligned}$$

Nebenbedingungen

Anschlusspunkt:

$$a + \sum_{s_{RA}^{in}} q_{RA}^{in*} \geq Q_{RA}^{out} + \sum_{s_{RA}^{out}} (q_{DA}^{out*} * B_{DA}^{out})$$

Batterie Restriktionen:

$$Q_{RA}^{out}, Q_{RA}^{in}, Q_{RA}^{outRL}, Q_{RA}^{inRL}, Q_{RA}^{outDA}, Q_{RA}^{inDA}, Q_{RA}^{outRLDA}, Q_{RA}^{inRLDA} \leq r$$

Markt Restriktionen:

$$Q_{RA}^{out} \geq q_{RL}^{out*}(s_{RL}^{out}) * B_{RL}^{out}(s_{RL}^{out})$$

$$Q_{RA}^{in} \geq q_{RL}^{in*}(s_{RL}^{in}) * B_{RL}^{in}(s_{RL}^{in})$$

(Angenommene/Abgelehnte Gebote)

$$c_{RL}^{in} \leq p(s_{RL}^{in}) + M * B_{RL}^{in}(s_{RL}^{in}) \quad \forall s_{RL}^{in}$$

$$c_{RL}^{in} \geq p(s_{RL}^{in}) - M * (1 - B_{RL}^{in}(s_{RL}^{in})) \quad \forall s_{RL}^{in}$$

$$c_{RL}^{out} \leq p(s_{RL}^{out}) + M * B_{RL}^{out}(s_{RL}^{out}) \quad \forall s_{RL}^{out}$$

$$c_{RL}^{out} \geq p(s_{RL}^{out}) - M * (1 - B_{RL}^{out}(s_{RL}^{out})) \quad \forall s_{RL}^{out}$$

$$c_{DA} \leq p(s_{DA}) + M * B_{DA}(s_{DA}) \quad \forall s_{DA}$$

$$c_{DA} \geq p(s_{DA}) - M * (1 - B_{DA}(s_{DA})) \quad \forall s_{DA}$$

4 Results

5 Conclusion

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

6 Appendix

6.1 Further Model Constraints

6.2 Digital Appendix

Bibliography

- [1] 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.
- [2] *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', with a stylized flourish at the end.

Dresden, 28th March 2025

Sebastian Trümper