

Stochastische Fundamentalmodellierung von Day-Ahead- und Intraday-Elektrizitätsmärkten

Von der Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik der
Rheinisch-Westfälischen Technischen Hochschule Aachen
zur Erlangung des akademischen Grades eines Doktors
der Ingenieurwissenschaften genehmigte Dissertation

vorgelegt von

Moritz Nobis geb. Rummeler, M.Sc.
aus Aachen

Berichter: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Armin Schnettler
Univ.-Prof. Dr. Christoph Weber

Tag der mündlichen Prüfung: 12.10.2020

Diese Dissertation ist auf den Internetseiten
der Universitätsbibliothek online verfügbar.

Vorwort

Die vorliegende Arbeit ist während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Hochspannungstechnik (IFHT) an der Rheinisch-Westfälischen Technischen Hochschule (RWTH) in Aachen entstanden.

Mein besonderer Dank gilt Herrn Univ.-Prof. Dr.-Ing. Armin Schnettler für die Möglichkeit im Themengebiet der Strommarktmodellierung zu promovieren. Das mir entgegengebrachte Vertrauen, die fachlichen Diskussionen und seine stete Unterstützung und Förderung haben wesentlich zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen. Herrn Univ.-Prof. Dr. Christoph Weber möchte ich vielmals für die Übernahme des Korreferats und seine Anregungen zu dieser Arbeit danken.

Den Kolleginnen und Kollegen am Institut danke ich für Ihre Hilfe, Unterstützung und das kollegiale Miteinander. Außerdem danke ich allen studentischen Mitarbeitern sowie Master- und Bachelorarbeitern, die mich bei der Erstellung dieser Arbeit unterstützt haben.

Besonders danken möchte ich Carlo Schmitt und Nicolas Thie für die regen Gedankenaustausche und ihre engagierte Unterstützung bei der Durchsicht der schriftlichen Ausfertigung dieser Arbeit. Für das Lektorat meiner Arbeit danke ich Conrad M. Siegers.

Ein herzlicher Dank gilt meiner ganzen Familie, insbesondere meiner Mutter Antonie Rummler, die mir meinen Ausbildungsweg ermöglicht und mich konsequent in dessen Verlauf unterstützt hat. Außerdem bedanke ich mich bei allen meinen Freunden für die stete Motivation im Verlauf dieser Arbeit.

Mein größter Dank gilt meiner Frau Riccarda Nobis für ihre Liebe und fortwährende Unterstützung, sowie das bedingungslose Verständnis für die zahlreichen Stunden, in denen sie und meine Töchter Leni und Lotte mich entbehren mussten. Dieser Rückhalt hat bedeutend zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen.

Ich widme diese Arbeit meinem viel zu früh verstorbenen Vater Lui Rummler.

Aachen, im Oktober 2020

Moritz Nobis

Kurzfassung

Die Dekarbonisierung der Energieversorgung führt zu einem stetigen Zuwachs an Erzeugungsleistung aus wetterabhängigen und damit prognosefehlerbehafteten Windenergie- und Photovoltaikanlagen. Damit steigen auch sukzessive die Handelsmengen am Intradaymarkt, der das untertägige Nachhandeln von Prognosefehlern aus erneuerbaren Energien und der elektrischen Last bis wenige Minuten vor physikalischer Erfüllung ermöglicht. Aus der Mengenunsicherheit am Intradaymarkt folgt eine Preisunsicherheit. Dies bedingt eine steigende Relevanz des Intradaymarkts in der Vermarktungsplanung für alle Marktteilnehmer.

Die fundamentale Abbildung techno-ökonomischer Kausalzusammenhänge an Strommärkten über Computermodelle ist für die Energiesystemplanung von zentraler Bedeutung, jedoch ist derzeit kein Verfahren in der Lage, Prognoseunsicherheiten und Risikometriken in großskaligen Systemen aufgrund von Komplexitätsbeschränkungen adäquat abzubilden. Damit ist es bisher nicht möglich den Kraftwerksbetrieb für zukünftige Energiesysteme realitätsnah abzubilden.

Im Rahmen dieser Arbeit wird ein Verfahren entwickelt, das den Strommarkt fundamental simuliert, indem für den gesamten Kraftwerkspark des europäischen Verbundnetzes blockscharfe Einsatzentscheidungen unter Berücksichtigung aller relevanten technischen- und wirtschaftlichen Randbedingungen getroffen werden. Dabei werden Prognosefehler von Windenergie- und Photovoltaikanlagen sowie der elektrischen Last berücksichtigt und so neben einem Day-Ahead-Markt modellendogen auch ein Intraday-Markt abgebildet. Das aus der Prognoseunsicherheit resultierende Vermarktungsrisiko wird über den Einbezug des Conditional Value-at-Risk in die Vermarktungsentscheidung einbezogen. Zudem wird die endogene Marktkopplung am Day-Ahead- und am Intradaymarkt in das Modell integriert. Das Verfahren wird erst durch die Entwicklung einer neuartigen verschachtelten mathematischen Zerlegung anwendbar, die eine erweiterte Benders-Formulierung mit einer Lagrange Relaxation koppelt.

Das Verfahren zeigt in einem Backtest realitätsnahe Marktpreise und Kraftwerkseinsatzentscheidungen. Aus der Anwendung auf Szenarien für 2023 und 2035 lassen sich steigende Spotpreise und ein steigender Intraday-Day-Ahead-Spread ableiten. Die Intraday-Marktkopplung, die derzeit sukzessive ausgebaut wird, zeigt einen wohlfahrtsoptimierenden und preisdämpfenden Effekt. Zudem kann auf Grundlage der Szenarien von steigenden Deckungsbeiträgen für Gaskraftwerke ausgegangen werden, die in 2035 teilweise annuitätische Investitionskosten übersteigen wird und damit potentiell Investitionssignale setzt.

Abstract

The decarbonization of energy generation is leading to a steady increase in generation capacity from weather-dependent and thus forecasting error-prone wind energy and photovoltaic plants. As a result, trading volumes on the intraday market, which enables the intraday trading of forecast errors from renewable energies and the electrical load until a few minutes before physical fulfillment, are also gradually increasing. The volume uncertainty on the intraday market leads to price uncertainty. This makes the intraday market increasingly relevant in unit commitment decisions for all market participants.

The bottom-up modeling of techno-economic causal relationships in electricity markets via computer models is of central importance for energy system planning. However, no method is currently able to adequately reflect forecasting uncertainties and risk metrics in large-scale systems due to complexity limitations. Thus, it is not yet possible to realistically map power plant operations for future energy systems.

Within the scope of this work, a method is being developed which simulates the electricity market bottom-up by making block-specific commitment decisions for the entire power plant fleet of the European interconnected grid, taking into account all relevant technical and economic boundary conditions. Forecasting errors of wind energy and photovoltaic plants, as well as the electrical load, are taken into account and thus, in addition to a day-ahead market, an intraday market is also implicitly represented. The marketing risk resulting from forecasting uncertainty is included in the marketing decision by including conditional value-at-risk. Endogenous market coupling on the day-ahead and intraday markets is also integrated into the model. The method becomes applicable only through the development of a novel nested mathematical decomposition, which couples an extended Benders formulation with a Lagrangian relaxation.

In a backtest, the method shows realistic market prices and unit commitment decisions. By applying it to scenarios for 2023 and 2035, rising spot prices and a rising intraday-day-ahead spread can be derived. Intraday market coupling, which is currently being successively expanded, shows a welfare-optimizing and price-dampening effect. In addition, based on the scenarios, increasing contribution margins for gas-fired power plants can be expected, which will partly exceed annuity investment costs in 2035 and thus potentially set investment signals.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Motivation	1
1.2	Stand des Wissens	5
1.2.1	Deterministische Kraftwerkseinsatzoptimierung	7
1.2.2	Stochastische Kraftwerkseinsatzoptimierung	10
1.2.3	Fazit und Forschungsbedarf	13
1.3	Zielsetzung und Struktur der Arbeit	15
2	Analyse	17
2.1	Großhandelsmärkte für elektrische Energie	17
2.1.1	Börslicher Handel	18
2.1.2	Außerbörslicher Handel	24
2.1.3	Ausgleichsenergie und Regelleistung	25
2.1.4	Fazit	25
2.2	Kraftwerkstechnologien	27
2.2.1	Thermische Großkraftwerke	28
2.2.2	Hydraulische Großkraftwerke	31
2.2.3	Erneuerbare Energien	32
2.2.4	Fazit	33
2.3	Prognoseunsicherheiten	34
2.3.1	Allgemeines	34
2.3.2	Analyse der deterministischen Komponenten	35
2.3.3	Analyse der stochastischen Komponenten	36
2.3.4	Fazit	40
2.4	Implikationen für die Modellierung	41
3	Methodischer Ansatz	45
3.1	Modellierung der Prognosefehler	45
3.1.1	Zeitreihenmodellierung	45
3.1.2	Reduktionsverfahren	49
3.2	Mathematische Optimierung	50
3.2.1	Lineare Programme	50
3.2.2	Dualitätstheorie	51
3.2.3	Gemischt-ganzzahlige lineare Programme	52

3.2.4	Dynamische Programmierung	52
3.2.5	Stochastische Programmierung	53
3.3	Risikomanagement	55
3.3.1	Mean-Variance	57
3.3.2	Value-at-Risk	57
3.3.3	Conditional Value-at-Risk	59
3.3.4	Kohärenz	59
3.4	Zerlegungsverfahren	60
3.4.1	Lagrange-Relaxation	61
3.4.2	Dantzig-Wolfe-Zerlegung	62
3.4.3	Benders-Zerlegung	63
3.5	Wahl des methodischen Ansatzes	68
4	Verfahrensentwicklung	69
4.1	Modellierung der Prognoseunsicherheiten	71
4.1.1	Modellierung der stochastischen Prozesse	71
4.1.2	Szenarioreduktion	73
4.2	Gesamtoptimierungsproblem	74
4.2.1	Übersicht über das Optimierungsproblem	74
4.2.2	Entscheidungsvariablen und Zielfunktion	76
4.2.3	Restriktionen	77
4.2.4	Entkopplung der Einzelkraftwerksprobleme	78
4.2.5	Integration der Risikobewertung	80
4.3	Thermische Kraftwerke	82
4.3.1	Integration des CVaRs in Benders-Zerlegung	83
4.3.2	Single-Cuts und Multi-Cuts	85
4.3.3	Beschleunigung des Verfahrens	85
4.4	Hydraulische Kraftwerke	86
4.5	Markträumung und Subgradientenverfahren	88
4.6	Repair und Dispatch	90
5	Validierung des Verfahrens	91
5.1	Ressourceneffizienz des Verfahrens	91
5.1.1	Konvergenzverhalten des Zerlegungsalgorithmus	91
5.1.2	Geschlossene- vs. zerlegte Formulierung	93
5.2	Lösungsgüte	95
5.2.1	Analyse der Marktpreise	95
5.2.2	Analyse des Kraftwerksverhaltens	96

6	Exemplarische Untersuchungen von Zukunftsszenarien	101
6.1	Definition des Szenariorahmens	101
6.2	Einfluss der Risikoaversionsparameter	104
6.3	Auswertungen für den Gesamtmarkt	107
6.3.1	Preischarakteristika	107
6.3.2	Einfluss der Intraday-Marktkopplung	109
6.4	Auswertungen für Einzelanlagen	113
7	Zusammenfassung und Ausblick	115
7.1	Zusammenfassung	115
7.2	Ausblick	119
	Literaturverzeichnis	121
	Publikationsverzeichnis	137
A	Anhang	139
A.1	Ausführliche mathematische Formulierung der thermischen Kraftwerksnebenbedingungen	139
A.2	Ausführliche mathematische Formulierung der hydraulischen Kraftwerksnebenbedingungen	140
A.3	Angepasstes Konvergenzkriterium der erweiterten Benders-Zerlegung der thermischen Kraftwerke	141
A.4	Beschleunigung des Masterproblems durch MIP-Starts	143
A.5	Heuristisches Postprocessing des Unit-Commitments	146
A.6	Weitere Daten/Auswertungen zur Preischarakteristik	150
A.7	Weitere Daten/Auswertungen zur Relevanz der ID-Marktkopplung	151
A.8	Weitere Daten/Auswertungen zu Deckungsbeitragsverteilungen	153

1 Einleitung

1.1 Motivation

Der Umstieg zu einem nachhaltigen Energiesystem ist eine wesentliche Maßnahme zur Erreichung des klimapolitischen Ziels, die globale Erwärmung zu begrenzen [UNO16] [UNO18]. Diese Maßnahmen sehen unter anderem bis 2030 eine Erhöhung des Anteils erneuerbarer Energien (EE) am Bruttoendenergieverbrauch von 27 % in der EU und von 30 % in Deutschland vor [BMWi10] [EUR14]. Die Umsetzung dieser Ziele erfolgt über diverse ordnungspolitische Maßnahmen, die zu einem stetig steigenden regenerativen Anteil von am Bruttoendenergieverbrauch (15,6 % bis 2017) führen [AbLaV16] [EEAV17] [EEV17] [KWKG17] [BMWi18] [EEG18] [ENWG18]. Der Ausbau und Einsatz von EE erfolgt hierbei im Wesentlichen im Elektrizitätssektor, welcher zusammen mit dem Wärmesektor, sowohl in Deutschland als auch weltweit, den größten Anteil am Gesamtausstoß von klimawirksamen Gasen einnimmt [BMWi18] [IEA18].

Das Marktprämienmodell aus dem Jahr 2012, motiviert durch einen rapiden EE-Zubau in den Vorjahren, schafft den ordnungspolitischen Rahmen zur Marktintegration der EE [EEG12]. Windenergie- (WEA) und Photovoltaikanlagen (PV) machen mit einem Anteil von 88 % an der Gesamtleistung den Großteil aller bis Ende 2017 installierten EE in Deutschland aus [BMWi18]. Daher stehen sie im Fokus der Marktintegration. Durch ihre dargebotsabhängige und damit am Vortag (engl.: Day-Ahead, kurz: DA) unsichere Einspeisecharakteristik sehen sich Vermarkter von WEA und PV (sog. Direktvermarkter), im Gegensatz zu konventionellen Erzeugungsanlagen, einem signifikanten Mengenrisiko ausgesetzt [Con10]. Neben der Unsicherheit dargebotsabhängiger Erzeugung weist die elektrische Systemlast teilweise ebenfalls ein stochastisches Verhalten auf. Der im Jahr 2007 eingeführte Intradaymarkt (ID) schafft eine Vermarktungsplattform zum untertägigen Ausgleich von Prognosefehlern aus der Vortagsvermarktung.⁽¹⁾ Proportional zum Zubau fluktuierender EE der letzten Jahre wachsen absoluten Prognosefehler und damit folglich das Handelsvolumen sowie die Liquidität am ID-Markt stetig (vgl. Abbildung 1).

⁽¹⁾ Handelsentscheidungen am ID-Markt müssen spätestens 5 Minuten vor Lieferung erfolgen (Gate Closure Time). Daher ergeben sich Prognosefehler, die gegebenenfalls über Ausgleichsenergie ausgeglichen werden müssen.

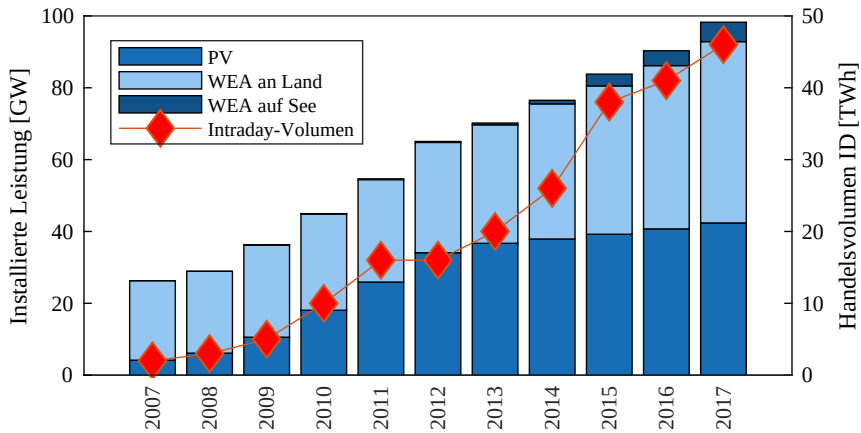


Abbildung 1: Entwicklung der installierten Leistung dargebotsabhängiger EE und des Handelsvolumens am ID-Markt der EPEX Spot (eigene Darstellung, basierend auf [BMWi18] [EPX18])

Nach der Nutzung etwaiger Potenziale mittels einer Anlagenoptimierung und ggf. eines Lastmanagements durch einen Direktvermarkter fluktuierender EE, erfolgt der Ausgleich der verbliebenen Prognosefehler durch eine Kauf-/Verkaufs-Order am ID-Markt. Die notwendige gegenüberstehende Verkaufs-/Kauf-Order kann z.B. durch Speicherkraftwerke oder auch flexible konventionelle Kraftwerke erfolgen [Krz13]. Damit der Marktkontrahent die notwendige Flexibilität anbieten kann, muss er diese in der Regel an vorgelagerten Marktstufen, wie dem DA-Markt, zurückhalten. Der Marktteilnehmer muss somit schon während der Vermarktungsentscheidung DA den möglichen Absatz am ID-Markt bewerten. Die Rendite ist durch den stochastischen Charakter der Handelsmengen und -preise jedoch ex-ante unbekannt, sie kann jedoch über Methoden der Unsicherheitsquantifizierung approximiert werden. Den Betreibern flexibler Anlagen eröffnen sich durch die Partizipation am ID-Markt Chancen bei gleichzeitiger Exposition eines Preisrisikos [Con10]. Die Teilnahme am ID-Markt ist für Flexibilitäten optional, für Direktvermarkter ist die Teilnahme durch die Pflicht zur Bilanzkreistreue allerdings obligatorisch [EUC17].

Trotz der systemischen Relevanz von Flexibilitäten sind in den letzten Jahren bei der Bundesnetzagentur zahlreiche Stilllegungsgesuche für Gaskraftwerke eingegangen, obwohl insbesondere Gasturbinen eine besonders hohe Flexibilität aufweisen [Mil16] [BNA18]. Dieser Verdrängungseffekt von Kraftwerken mit

hohen kurzfristigen Grenzkosten wird, unter dem Begriff Merit-Order-Effekt, unter anderem dem umfangreichen Ausbau von EE in den letzten Jahren zugeschrieben [Fue12].

Trotz einer Stagnation der Prognosegüte von EE in den letzten Jahren, wird im Allgemeinen von einer Verbesserung der Prognosemodelle in den nächsten Jahren ausgegangen [Roo12]. Durch die ambitionierten Ausbauziele der Bundesregierung wird dieser Effekt einen signifikanten Anstieg absoluter Prognosefehler jedoch nicht kompensieren. In der Folge davon ist für den ID-Markt eine weiter steigende Relevanz zu erwarten [Roo12].

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die Dekarbonisierung des Energiesystems stetig ändernde technische und wirtschaftliche Anforderungen erfährt, die die strategisch-technologische Ausrichtung der Marktteilnehmer und folglich der Technologielieferanten beeinflusst. Zusätzlich muss der Dekarbonisierungsprozess fortwährend überprüft werden und ggf. mit ordnungspolitischen Maßnahmen flankiert werden. Marktseitig ist hier insbesondere die Integration und Bewertung unsicherer Erzeugungsleistung von zentraler Bedeutung. Ein mathematisches Verfahren, das die Wirkzusammenhänge im Kraftwerkseinsatz für Szenarien eines künftigen Energiesystems fundamental abbildet, ermöglicht die Bewertung regulatorischer Eingriffe auf die Energiesystembetrieb. Dies wird im Folgenden mit dem Begriff Fundamentalmodellierung belegt. Die Einsatzentscheidungen müssen dabei das reale Entscheidungskalkül und -verhalten der Kraftwerksbetreiber abbilden. Das impliziert die Berücksichtigung von mehreren Marktstufen unter Unsicherheit und eine risikoaverse Entscheidungsfindung. Darüber hinaus muss der gesamt-systemische Einfluss von politisch-regulatorischen Eingriffen quantitativ erfassbar sein. Die Adressaten eines solchen Verfahrens sind damit Regulierungsbehörden bzw. politische Entscheidungsträger, Energieversorger sowie Hersteller von Kraftwerken. Dies führt zu folgenden Kernanforderungen, die an ein solches Verfahren gestellt werden:

- **Mehrstufige Vermarktungsentscheidung:** Das Entscheidungskalkül der Marktteilnehmer des Strom-Spotmarkts sieht eine zweistufige Entscheidungssituation vor. Optimale Gebotstupel können dabei nur unter gekoppelter Betrachtung des DA- und des ID-Markts gefunden werden.
- **Unsicherheiten:** Zum Zeitpunkt der Entscheidungsfindung für den DA-Markt ist nur unvollständige Information über die konsekutive ID-Marktstufe vorhanden. Robuste Entscheidungen können nur unter quantitativem Einbezug dieser Unsicherheit getroffen werden.

- **Risikoaversion:** Es wird im Allgemeinen von Risikoaversion bei ökonomischen Entscheidungsträgern, wie z.B. Kraftwerksbetreibern, ausgegangen [Ber13] [Con16] [Kre18].⁽²⁾ Die Antizipation dieses Verhaltens im mathematischen Verfahren über kohärente Risikomaße ist somit essentiell.
- **Kraftwerksdetailgrad:** Der reale Kraftwerksbetrieb erfordert die Integration von technisch-wirtschaftlichen Randbedingungen in den Entscheidungsprozess. Hier sind insbesondere technische Mindestleistungen und Kosten für den Kraftwerksstart betriebsentscheidend. Daneben führt eine Aggregation von Erzeugungsanlagen ebenfalls zu einer Verzerrung realer Betriebsentscheidungen, weshalb eine Abbildung auf Einzelblockebene zu präferieren ist.
- **Marktpreise:** Eine Technologiebewertung in Zukunftsszenarien kann nur erfolgen, wenn Marktpreise verfügbar sind, aus denen die erwirtschafteten Deckungsbeiträge der Einzelanlagen abgeleitet werden können. Diese Marktpreise müssen alle technischen und wirtschaftlichen Nebenbedingungen widerspiegeln, unter denen Kraftwerke eingesetzt werden. Insbesondere sind hier Opportunitäts Erlöse zu nennen, die negative Preisgebote von Kraftwerksbetreibern begründen.
- **Strom-Wärme-Kopplung:** An zentralen Kraftwerken fallen große Mengen Verlustwärme an, deren Weiterverwendung zur Optimierung des Brennstoffausnutzungsgrads häufig über Fernwärmenetze erfolgt. Daraus ergeben sich Wärmelieferverpflichtungen, die den Kraftwerksbetrieb einschränken. Durch fallende Strompreise steigt jedoch die Attraktivität von Alternativtechnologien wie Gaskesseln oder Power-to-Heat Anlagen und die Nutzung von Wärmespeichern zur Lastverschiebung stetig. Daher ist von einer Reduktion des Must-Run-Sockels auszugehen. Somit ist die Integration dieses Prozesspfads in Strommarktmodellen notwendig.
- **Untersuchungsgebiet:** Durch die implizite Kopplung der Stromspotmärkte in Zentralwesteuropa (CWE) und Zentralosteuropa (CEE) sowie der expliziten Kopplung der weiteren Strommärkte innerhalb Europas (SWE, CSE, SEE, Baltic, Nordic, UK/IE) findet eine extensive grenzüberschreitende Allokation von Erzeugungsanlagen zur Lastdeckung vor Ort statt. Das Potenzial von Erzeugungsressourcen, gerade Flexibilitäten, kann somit nicht isoliert in einem Marktgebiet betrachtet werden, sondern muss im internationalen Kontext bewertet werden.

⁽²⁾In der Erwartungsnutzentheorie ist ein Individuum per definitionem risikoavers, wenn es eine sichere Rendite einer unsicheren Rendite uneingeschränkt vorzieht [Eis93].

1.2 Stand des Wissens

Fundamentale Strommarktmodelle haben zum Ziel, das Verhalten der Akteure im Elektrizitätssektor abstrahiert, aber unter Beibehaltung grundsätzlicher Eigenschaften, in mathematischen Modellen abzubilden. Diese Modelle lassen sich über den Betrachtungshorizont grundsätzlich in kurzfristige- und langfristige Strommarktmodelle unterteilen.

Langfristige Strommarktmodelle bzw. Investitionsmodelle haben zum Ziel, durch multi-periodische Betriebssimulationen einen Ausbaupfad (teils über mehrere Dekaden) zu bestimmen. Dieser Ausbaupfad folgt dabei langfristigen politischen Zielen, die meist durch CO₂-Entwicklungspfade, exogen vorgegebenen Primärenergiepreisentwicklungen sowie Technologielernkurven definiert werden. Die Komplexität der Ausbauentcheidung (durch multi-periodische Kopplungsnebenbedingungen) erfordert in der Betriebssimulation häufig die Vereinfachung von geschlossenen kontinuierlichen Zeitraumbetrachtungen hin zu charakteristischen Typzeiträumen [Rat20]. Ebenso ist die Ausdehnung des untersuchten Versorgungsgebiets häufig beschränkt [Mue20].

Kurzfristige Strommarktmodelle bzw. Betriebsmodelle ermitteln den Kraftwerkseinsatz für ein exogen definiertes Szenario. Der zeitliche Betrachtungsbereich variiert von Betriebsentscheidungen für Typtage oder -wochen bis hin zu einem Jahr meist jeweils in stündlicher Auflösung [Rat20]. Investitionsentscheidungen sind nicht Bestandteil dieser Modelle. Dies ermöglicht, die Betriebsentscheidungen der Marktakteure deutlich umfassender abzubilden. Die zeitliche Auflösung solcher Modelle orientiert sich in der Regel am DA-Spothandel, dem physikalischen Leitmarkt für Elektrizität, der durch stündliche Aufträge gekennzeichnet ist [EPX19b].⁽³⁾

Die verwendeten Verfahren zur Lösung der kurzfristigen Strommarktmodelle bzw. Betriebsmodelle lassen sich grundsätzlich in simulierende- und optimierende Verfahren unterteilen [Sch11].

Simulationsverfahren

Simulationsverfahren bilden das Systemverhalten im Strommarkt nicht durch die Anwendung analytischer Methoden, sondern über spezifische verhaltensorientierte Entscheidungsregeln ab. Diese Verfahren lassen sich in die spieltheoretische-,

⁽³⁾Der Epex-Spothandel ermöglicht neben Einzelstundenprodukten auch Blockaufträge. Diese verbinden standardisiert oder auch benutzerdefiniert Einzelstunden. Diese Blockgebote können wiederum auch untereinander verknüpft sein (linked- und exclusive block orders) [EPX18].

agentenbasierte- und System-Dynamics-Modelle unterteilen [Moe08]. Als Abgrenzungsmerkmal sind insbesondere die verschiedenen Aggregationslevel zu nennen. Die Spieltheorie bietet die Möglichkeit, bei der Suche der optimalen Lösungsstrategie implizit das Entscheidungskalkül der Kontrahenten zu antizipieren. Dies ermöglicht z.B. die Untersuchung von Marktmacht. Spieltheoretische Modelle realer Strommärkte abstrahieren deutlich von technischen Eigenschaften der Kraftwerke, sodass diese Modellklasse bei detaillierter Abbildung auf die Modellierung von Kleinstmärkten oder auf theoretische Untersuchungen beschränkt ist [Ock08] [Pau09]. Agentenbasierte Modelle erlauben die Simulation vieler Akteure, die nach fest vorgeschriebenen, aber durchaus individuellen Entscheidungsregeln handeln. Vorteilhaft ist das triviale Nachvollziehen der modellendogen getroffenen Entscheidungen. Die Abbildung von Akteurspluralität sowie -heterogenität an Strommärkten ist mit diesem Modellierungsparadigma möglich [Bub13] [Ree13]. Die Güte des Simulationsergebnisses ist jedoch stark determiniert durch die Wahl der Entscheidungsregeln [Moe08]. Die Modellklasse System Dynamics bildet reale Wirtschaftsprozesse über Differenzialgleichungen ab. Ein wesentlicher Aspekt von System Dynamics ist dabei, dass Verzögerungen und Rückkopplungen von Entscheidungen auf Wirtschaftssubjekte und damit zirkulär geschlossene Ketten kausaler Beziehungen möglich sind [Gai07]. Auch in der Energiewirtschaft wird dieser Ansatz seit Dekaden breit angewendet [For99]. Jedoch werden Wirtschaftsprozesse dabei auf stark aggregierter Ebene abgebildet.

Optimierungsverfahren

Der Fokus optimierender Marktmodellierungen ist die Abbildung von Gleichgewichtszuständen in Teilbereichen in einer Volkswirtschaft [Sch11]. In der Strommarktoptimierung liegt der Schwerpunkt meist auf der (bottom-up) kostenoptimalen Einsatzplanung von Kraftwerken zur Deckung der elektrischen Last in einem geschlossenen Versorgungsgebiet [Sch11]. Somit wird bei der Abbildung realer Märkte eine gesamtplanerische Perspektive eingenommen. Auch in Realität bieten Akteure an Märkten mit vollständiger Konkurrenz immer zu ihren Grenzkosten [Sch99]. Unter der Näherung vollständiger Konkurrenz am realen Strommarkt konvergieren somit der reale Markt und das Modell zum gleichen Ergebnis.⁽⁴⁾ Die dynamische Modellierung in der Strommarktoptimierung, also die Lastdeckung unter vollständiger Voraussicht über mehrere Entscheidungszeit-

⁽⁴⁾Vollständige Konkurrenz liegt bei Vorliegen der Axiome Güterhomogenität (elektrische Energie), vollständige Markttransparenz (Kerneigenschaft einer Börse) sowie atomistische Angebots- und Nachfragestruktur vor [Sch99]. Die letzte Eigenschaft bezieht sich auf die Elimination von Marktmacht durch die Marginalisierung des Marktanteils von Individuen. Dies ist in einem Strommarkt per se nicht gegeben, die Ausübung von Marktmacht wird aber durch das Bundeskartellamt und die Bundesnetzagentur verhindert.

punkte (und -perioden) hinweg, stellt den Regelfall dar [Sch11]. Der Detailgrad der Modellierung lässt sich dabei in zwei Kerneigenschaften unterteilen:

- **Aggregationsniveau:** Die Versorgungsaufgabe (z.B. elektrische Lastdeckung) kann durch viele Einzelanlagen erfolgen oder durch Technologiecluster, in denen Anlagen gleicher oder ähnlicher Eigenschaften zusammengefasst werden.
- **Technischer Detailgrad:** Die Realitätsnähe solcher Einzelanlagen oder Technologiecluster kann hinsichtlich ihrer technischen- und wirtschaftlichen Randbedingungen variieren.

Die skizzierte Problemklasse lässt sich über verschiedene Verfahren lösen. Methoden der mathematischen Optimierung und der dynamischen Programmierung (DP) konvergieren per definitionem global-optimal, sofern die notwendigen Bedingungen an die Problemstruktur erfüllt sind. Die mathematische Optimierung ist besonders geeignet bei möglichst vielen kontinuierlichen Entscheidungsvariablen (EV), stellt jedoch hohe Herausforderungen an die Rechenleistung. Die DP bildet nur diskrete Entscheidungen ab, sie erfordert daher eine Diskretisierung von kontinuierlichen EV. Die Methode weist durch die Nutzung effizienter Lösungsverfahren erhebliche Geschwindigkeitsvorteile gegenüber der mathematischen Optimierung auf, die Entscheidungsbäume stellen jedoch hohe Anforderungen an den Arbeitsspeicher. Lässt die Problemkomplexität, aufgrund der Anforderungen an Lösungsdauer oder verfügbaren Ressourcen, eine Lösung durch o.g. Verfahren nicht mehr zu, bieten Meta-Heuristiken eine Alternative. Diese Verfahren bieten allerdings keine Optimalitätsgarantie und die Qualität der Lösung ist stark von der Parametrierung abhängig [Moe08].

Nur optimierende Strommarktmodelle lassen durch ihren fundamentalen Charakter eine Modellierung der wesentlichen Wirkzusammenhänge im Gesamtmarkt zu [Rat20]. Durch die nahezu vollständige Konkurrenz am Strommarkt konvergieren Modell und Markt zueinander. Deshalb sind sie für die Untersuchungen in dieser Arbeit zu präferieren, sofern sie die Umsetzbarkeit hinsichtlich vorhandener Rechnerressourcen gegeben ist.

1.2.1 Deterministische Kraftwerkseinsatzoptimierung

Kraftwerkseinsatzoptimierungen folgen klassischerweise der Prämisse einer ex ante vollständig bekannten Einspeisung aus EE sowie Systemlast. Optimierungsmodelle können daher für den Gesamthorizont bzw. bei dynamisch-rekursiver

Modellierung für jede Periode den optimalen Kraftwerkseinsatz zur vorgegebenen Versorgungsaufgabe bestimmen. Der Einsatz und die Entwicklung dieser Modelle erfolgt meist durch Forschungseinrichtungen und Beratungsunternehmen in (volkswirtschaftlichen) Systemstudien für Netzbetreiber, Verbände und Behörden, wenngleich es auch kommerzielle Produkte wie Plexos[®] gibt [Ple19]. Neben Modellen zur Beantwortung gesamtsystemischer Fragestellungen kommen auch Modelle zur betriebswirtschaftlichen Bewertung von Kraftwerksassets und zur Unterstützung von Handelsentscheidungen zum Einsatz [Eng12] [Kas13].

Der Netzentwicklungsplans (NEP) der vier deutschen ÜNB ist eine der größten Systemstudien in Europa. Er stellt hinsichtlich des Untersuchungsgebiets und des Detailgrads höchste Anforderungen an die Kraftwerkseinsatzmodellierung. Die dazu genutzten Verfahren bilden den Stand der Technik ab und werden daher im Folgenden eingeführt. Der NEP-Prozess sieht dabei vor, dass durch die ÜNB ein Entwurf erarbeitet wird, der anschließend durch die BNetzA gutachterlich geprüft wird. Im Folgenden werden daher die in den letzten Jahren in diesen beiden Prozessschritten verwendeten Methoden dargestellt. Im Prozess für die NEP mit den Zieljahren 2022 und 2023 bzw. 2024, 2025 und 2030 (Version 2017) kommen jeweils kostenminimierende Optimierungsmodelle zum Einsatz, die detaillierte techno-ökonomische Kraftwerkseigenschaften abbilden können [Mir09] [Poe15]. In diesen werden nur Großkraftwerke modelliert. Einspeisezeitreihen dezentraler Anlagen und sonstiger Kleinerzeuger werden ex-ante generiert und mit der stündlichen Last verrechnet. Es wird in beiden Modellen ein dreistufiger Ansatz verfolgt, der zunächst durch Elimination von Zeitkopplungen, Anlagenaggregation und starke Vereinfachung der Kraftwerkseigenschaften (Linear Programming, kurz: LP) die Fahrplanenergie innerhalb des europäischen Verbundnetzes bestimmt. Die Kopplung der Marktgebiete wird über Net-Transfer-Capacities (NTC) realisiert. Im Anschluss werden für den NEP 2022 und 2023 die Kraftwerksfahrpläne jeweils für jedes Marktgebiet unter Berücksichtigung aller Kraftwerkseigenschaften (Mixed Integer Programming, kurz: MIP) optimiert. Zuletzt werden die Betriebszustände der Kraftwerke fixiert und die Lastaufteilung über alle Märkte hinweg optimiert. Im Unterschied dazu werden die Kraftwerksfahrpläne in den NEP 2024, 2025 und 2030 (Version 2017) für Deutschland, den Anrainerstaaten sowie Nordel ebenfalls über eine LP-Formulierung bestimmt. Die Anlagenaggregation wird dabei teilweise aufgehoben. Die Austauschfahrpläne zwischen den Marktgebieten, die im Fokus stehen, werden aus der ersten Stufe genutzt. Die letzte Stufe optimiert das deutsche Marktgebiet unter Hinzunahme der Austauschfahrpläne zu seinen Anrainern aus der vorhergehenden Stufe. Final werden alle Kraftwerkseigenschaften (MIP) und Zeitkopplungen berücksichtigt. Darüber hinaus werden drei Regelleistungsqualitäten und Methoden zum Demand-Side-Management (DSM) berücksichtigt.

Die gutachterliche Begleitung des NEP 2022 erfolgte im Bereich der Kraftwerkseinsatzplanung über ein Simulationsverfahren und wird daher an dieser Stelle nicht weiter ausgeführt [Sti12]. Die Begutachtung des NEP 2023 folgte methodisch dem Ansatz des zu begutachtenden Dokuments [Nat14]. Das Gutachten für den NEP 2024 wurde durch EuroMod ebenfalls mit einem kostenminimierenden Optimierungsmodell realisiert [Nai15]. Auch in diesem ist nur die modellendogene Optimierung von Großkraftwerken vorgesehen. Die berücksichtigten Kraftwerkeigenschaften beinhalten u.a. Startkosten. Lediglich das deutsche Marktgebiet wird blockscharf abgebildet, Anrainer werden über Technologieklassen aggregiert berücksichtigt. Die Marktkopplung erfolgt dabei über ein NTC-Modell. Der NEP 2025 und 2030 (Version 2017) wurde mit einem kostenminimierenden Optimierungsmodell begutachtet, das den Kraftwerkseinsatz blockscharf im gesamten europäischen Verbundnetz unter Berücksichtigung detaillierter Kraftwerkeigenschaften (MIP) abbildet [Reh16] [Reh18]. Die Marktkopplung erfolgt im NEP-Prozess über einen NTC-Ansatz, das Modell verfügt aber ebenso über die Möglichkeit eines Flow-Based-Market-Coupling (FBMC)-Ansatzes. Der Verfahrensansatz ist ebenfalls mehrstufig.

Weiterhin existieren umfangreiche Strommarktmodelle in der Wissenschaft, die zwar bisher in Systemstudien keine Anwendung finden, die letztgenannten Verfahren jedoch methodisch erweitern. Hierbei sind insbesondere zwei Verfahren zu nennen, die im Folgenden dargestellt sind.

Die Vermarktungsplanung bei Kraftwerksbetreibern verläuft in der Regel mehrstufig. Zunächst erfolgt eine Energieeinsatzplanung auf Grundlage von Prognosen (Last, EE, Primärenergiepreise) für das Folgejahr. Die Ergebnisse der Energieeinsatzplanung werden unterjährig (meist monatlich) um neue Prognosen aktualisiert. Schließlich folgt die konkrete Vermarktung von Fahrplanenergie. Die Implikationen aus den kaskadierenden Anpassungen der Vermarktungsentscheidungen lassen sich auch modellhaft abbilden und bewerten [Dre16]. Die kurzfristige Vermarktungsoptimierung erfolgt dreistufig. Die erste Stufe löst das gesamteuropäische Versorgungsproblem als LP, die zweite Stufe führt ein detailliertes Unit-Commitment (MIP) in jedem Marktgebiet durch und die dritte Stufe passt über einen Economic Dispatch (LP) die Vermarktungsmengen unter Nutzung des internationalen Stromhandels an. Neuartig in diesem Modell ist die Berücksichtigung von Regelleistungsvermarktung über Länder- und Marktgebietsgrenzen hinweg. Dies spiegelt die derzeit forcierte Harmonisierung der Regelleistungsbeschaffung wider. In diesem Modell wird darüber hinaus durch eine rollierende Einsatzplanung, die im 6-Stunden-Raster EE-Prognosen aktualisiert, versucht, den ID-Markt abzubilden. Die Abbildung des Risikos in der Entscheidungsfindung wird durch das Fehlen jeglicher unsicherer Größen im Zielfunktional jedoch nicht verfolgt.

Daher ist dieses Modell ebenfalls als Strommarktoptimierung unter vollständiger Voraussicht klassifizierbar.

Allen vorgenannten Modellen ist gemeinsam, dass sie das Kraftwerkseinsatzproblem in mehreren Stufen lösen müssen. Zunächst in stark vereinfachter Form für ein großes Versorgungsgebiet (z.B. europäisches Verbundnetz) und sukzessive detaillierter in kleineren Versorgungsgebieten (z.B. Deutschland). Das hat den Nachteil, dass die detaillierten Kraftwerkseigenschaften (z.B. Startkosten) im internationalen Stromhandel keinen Einfluss haben. Dies verzerrt zum einen die daraus resultierenden internationalen Handelsmengen und zum anderen die daraus resultierenden Strompreise. Erst mit einem neuartigen Zerlegungsverfahren, das die Marktkopplung aller Marktgebiete der ENTSO-E erlaubt, ist die Lösung des detaillierten Kraftwerkseinsatzproblems (MIP) über mehrere tausend Kraftwerksblöcke in einer Stufe möglich [Rat20]. Dabei wird durch eine neuartige Implementierung einer Lagrange Relaxation der Austausch zwischen Marktgebieten in das zugehörige Gradientenverfahren integriert. Die Zerlegung ermöglicht eine hohe parallelisierbarkeit des Problems, sodass es auf konventionellen Großrechnern anwendbar ist. Somit ist es möglich realitätsnahe Preisverteilungen zu erzeugen, die in sonst üblichen dreistufigen Ansätzen verzerrt sind [Nob20b].

1.2.2 Stochastische Kraftwerkseinsatzoptimierung

Durch die stetig steigende Relevanz der Energiemarktteilnehmer mit ex-ante unsicheren Einspeisecharakteristika und damit einhergehend eine Steigerung des Marktvolumens am ID-Markt, ist eine Bewertung des Energiemarkts unter Vernachlässigung dieser Stochastik für Zukunftsszenarien unzureichend.

Die Berücksichtigung von Risiken wird im Allgemeinen über die Integration von vielen wahrscheinlichkeitsgewichteten Szenarien in das Zielfunktional des Problems realisiert. Dies ist möglich, wenn die Eintrittswahrscheinlichkeit der Szenarien quantifizierbar ist. Wenn jedoch auch die Eintrittswahrscheinlichkeit von Umweltzuständen unsicher ist, müssen Methoden der Entscheidung unter Ungewissheit verwendet werden. In der Strommarktmodellierung kann die Unsicherheit anhand empirischer Verteilungen und daraus abgeleiteter stochastischer Prozesse quantifiziert werden. Projektionen solcher Verteilungen in die Zukunft, z.B. hinsichtlich der Verbesserungen der Prognosegüte von EE, können über eine Parameteranpassung der geschätzten stochastischen Prozesse erfolgen.

Heuristische Ansätze

Die Erweiterung des Optimierungsproblems um viele Szenarien führt in der mathematischen Optimierung zu einer massiv⁽⁵⁾ ansteigenden Komplexität. Die Nutzung heuristischer Verfahren bietet die Möglichkeit, diese Problematik aufzuweichen.

Die Unsicherheit der Windeinspeisung ist durch ihre Dominanz unter den EE ein zentraler Bestandteil bei der Berücksichtigung des EE-Prognoserisikos. In der Literatur finden sich Modelle, die die Einspeisecharakteristik, durch Faltung einer Weibullverteilung mit der Anlagenkennlinie, stochastisch unabhängig formulieren [Ram15]. Die Vernachlässigung der empirisch hohen Autokorrelation der Windeinspeisung [Fat12] führt jedoch zu einer signifikanten Überschätzung des Risikos. Neben der Berücksichtigung der EE- und der Last-Prognoseunsicherheit, besteht die Möglichkeit, das Risiko für Kraftwerksausfälle in einem Modell zu erfassen [Geo10]. Spontanausfälle von Kraftwerken haben jedoch für ID-Märkte eine geringe Relevanz, da sie maßgeblich durch die Kontraktion von Regelleistung ausgeglichen werden.

Neben dem Stromabsatz ist die Berücksichtigung der Wärmeauskopplung für viele thermische Kraftwerke bei der Einsatzentscheidung zentral. Neben der Absatzunsicherheit der elektrischen Seite besteht diese auf der Wärmeseite ebenfalls. Die Integration der thermischen Lastunsicherheit führt zu einem multikriteriellen Problem, das nur noch in kleinen theoretischen Systemen – sog. Testsystemen – lösbar ist [Cha98].

Die triviale Integration von vielen Szenarien in eine Optimierung liefert eine robuste Einsatzentscheidung hinsichtlich möglicher Realisationspfade. Wenn das reale Entscheidungskalkül am DA-Markt abgebildet werden soll, ist die Integration von Risikomaßen unvermeidbar. Eine simple Methode der Risikoquantifizierung stellen Modelle auf Basis des Mean-Variance-Ansatzes dar [Xio13]. In diesem Ansatz stellt die Varianz das Risikomaß dar. Die Integration in ein Optimierungsproblem führt somit nicht nur zur Minimierung des Risikos, also unerwünschter Renditeverteilungsausprägungen, sondern auch zur Minimierung von Chancen [Con10].

Alle vorgestellten Verfahren werden nur in kleinen Testsystemen (6-10 Kraftwerke), nicht aber in realskaligen Systemen, angewandt.

⁽⁵⁾ Alle derzeit angewandten Methoden zur Lösung mathematischer Optimierungsprobleme sind nur in Superpolynomialzeit lösbar [Avi97]. Die Rechenzeit wächst mit der Problemgröße stärker als polynomiell.

Mathematische Optimierungsansätze

Verfahren der mathematischen Optimierung zeichnen sich im Gegenzug zu optimierenden Heuristiken dadurch aus, dass eine global-optimale Lösung, soweit vorhanden, gefunden wird. Somit bieten lediglich mathematische Optimierungsverfahren die notwendige Ergebnishüte, wenn hohe Ansprüche hinsichtlich der Objektivität abgeleiteter Entscheidungen bestehen.

Die Anforderung, das reale Entscheidungskalkül am Stromspotmarkt abzubilden, macht eine mehrstufige Modellierung unumgänglich. Die Mehrstufigkeit ergibt sich aus der Suche nach einer optimalen Vermarktungsentscheidung für den DA-Markt, die für alle ID-Marktausprägungen zulässig ist (in der stochastischen Optimierung auch als *here-and-now*-Kalkül bezeichnet) [Mad60]. Dieses Paradigma findet auch in der Literatur breite Anwendung [Now00] [Bra04] [Bar06] [Kuh08] [Tuo09] [Mor14a] [Abr15] [Ngu15] [Zha16] [Abb17] [Zav17].

Die Betrachtung von Unsicherheiten erfolgt im Allgemeinen über die Abbildung unsicherer empirischer Größen in theoretischen, stochastischen Prozessen. Diese können stochastisch unabhängig, von sich selber (Autokorrelation), oder auch in Abhängigkeit sonstiger Regressoren modelliert werden. Diese Methode findet vor allem bei der Modellierung von Kraftwerksausfällen und Lastrauschen als unsichere Größe(n) Anwendung [Bou05] [Kuh08] [Zha16] [Zav17]. Lastprognosefehler sind empirisch jedoch autokorreliert, was über Markov-Ketten [Wu07] oder Methoden der Zeitreihenanalyse abgebildet werden kann [Now00] [Box13]. Windprognosefehler weisen empirisch ebenfalls eine hohe Autokorrelation auf, weshalb auch hier eine Modellierung über Methoden der Zeitreihenanalyse notwendig ist [Bar06] [Swi06] [Tuo09] [Abb17]. Realisationen stochastischer Prozesse auf Grundlage der Zeitreihenanalyse basieren auf Monte-Carlo-Simulationen; ihnen wird dabei Ergodizität unterstellt. Folglich konvergieren Realisationen dieser Prozesse, dem Gesetz der großen Zahlen folgend, erst für eine hohe Anzahl an Simulationen gegen die zugrundeliegende Verteilung. Gerade komplexe mathematische Modelle und eine begrenzte Rechenleistung machen jedoch die Reduktion dieser Realisationen auf sehr viel weniger Szenarien notwendig [Bra04] [Mor14a] [Abr15] [Ngu15].

Die Nutzung des Conditional Value at Risk (CVaR) stellt aufgrund seiner Kohärenz ein sinnvolles Maß zur adäquaten Bewertung von Risiken dar [Ace02]. Eine notwendige Bedingung der Kohärenz ist die Konvexität [Art99]. Somit lässt sich der CVaR in mathematische Optimierungsprobleme integrieren [Roc00]. Die Integration des Risikomaßes führt zu einer signifikanten Komplexitätssteigerung und wird daher kaum und nur in Testsystemen umgesetzt [Ngu15] [Kuh08] [Zha16].

Es existieren bisher kaum Ansätze, die komplexe Kraftwerksrestriktionen berücksichtigen, die ganzzahlige Entscheidungsvariablen benötigen. Lediglich die Abbildung linearer Approximationen dieser Nebenbedingungen wird bisher realisiert [Bra04]. Die Betrachtung von Wärmelieferverpflichtungen ist für viele Kraftwerke einsatzrelevant und damit auch systemrelevant. Sie wird bisher jedoch nur in wenigen Ansätzen teilweise [Tuo09] [Abr15] bzw. vollständig [Kuh08] [Mor14a] [Zha16] [Zav17] integriert. Mitunter wird sogar ein Marktplatz für Wärme in der Modellierung berücksichtigt [Bra04].

Zur ökonomischen Bewertung der Betriebsentscheidungen von Einzelanlagen oder um diese auf gesamt-systemischer Ebene durchführen zu können, ist es notwendig, dass Strommarktmodelle Markträumungspreise generieren. Solche Markträumungspreise müssen dabei die Entscheidung des Marktteilnehmers unverzerrt widerspiegeln. Dies impliziert, dass die Einsatzentscheidungen aller Einzelanlagen auf Grundlage der modellierten Marktpreise zur gleichen Entscheidung führen wie die modellendogen getroffene Einsatzentscheidung. Das erfordert z.B. die adäquate Repräsentation von Startkosten in den Strompreisen [Now00] [Mor14a].

Die Formulierung der stochastischen Kraftwerkseinsatzplanung als mathematisches Optimierungsmodell stellt große Herausforderungen an die verfügbare Rechenleistung, sodass sich die abgebildeten Versorgungsgebiete in der Literatur überwiegend auf Testnetze bzw. kleine Versorgungsgebiete beschränken [Now00] [Bou05] [Wu07] [Kuh08] [Mor14a] [Ngu15] [Zha16] [Abb17] [Zav17]. Lediglich Veröffentlichungen in Anlehnung an das Wilmar Joint Market Model [Swi06] [Bra04] [Bar06] und ein weiterer Ansatz [Abr15] bilden mit dem deutschen Marktgebiet bzw. mit dem irischen Marktgebiet [Tuo09] realskalige Systeme ab.

1.2.3 Fazit und Forschungsbedarf

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass etablierte, realskalige Strommarktmodelle, die z.B. den deutschen Strommarkt als Teil des europäischen Verbundsystems abbilden, keine Unsicherheiten in der Kraftwerkseinsatzplanung abbilden können. Der internationale Stromhandel wird dabei, bis auf eine Ausnahme, über mehrere Modellstufen nur approximativ abgebildet, was zu einer Verzerrung von Strompreisen und internationalen Handelsmengen führt [Nob20b].

Bestehende heuristische Verfahren haben nur theoretischen Charakter und keine systemische Anwendbarkeit gezeigt. Darüber hinaus verfehlen sie verfahrensimmanent den Anspruch auf Optimalität und durch ihre Abhängigkeit von der Parametrierung ebenso den Anspruch auf Objektivität.

Bestehende mathematische Optimierungsverfahren bilden Unsicherheiten nur teilweise adäquat ab. Dabei werden Kraftwerksparameter in der Regel nur rudimentär betrachtet. Die Anwendung auf realskalige Systeme findet kaum statt und wenn dann nur unter Vereinfachung anderer wesentlicher Komponenten. Die Integration von Risikoaversion, die für Entscheidungsprozesse im Strommarkt elementar ist, kann bisher nur in Testnetzen unter Missachtung zentraler Kraftwerkseigenschaften gezeigt werden.

In Abbildung 2 ist der Stand des Wissens nach den als zentral identifizierten Modellcharakteristika kategorisiert dargestellt.

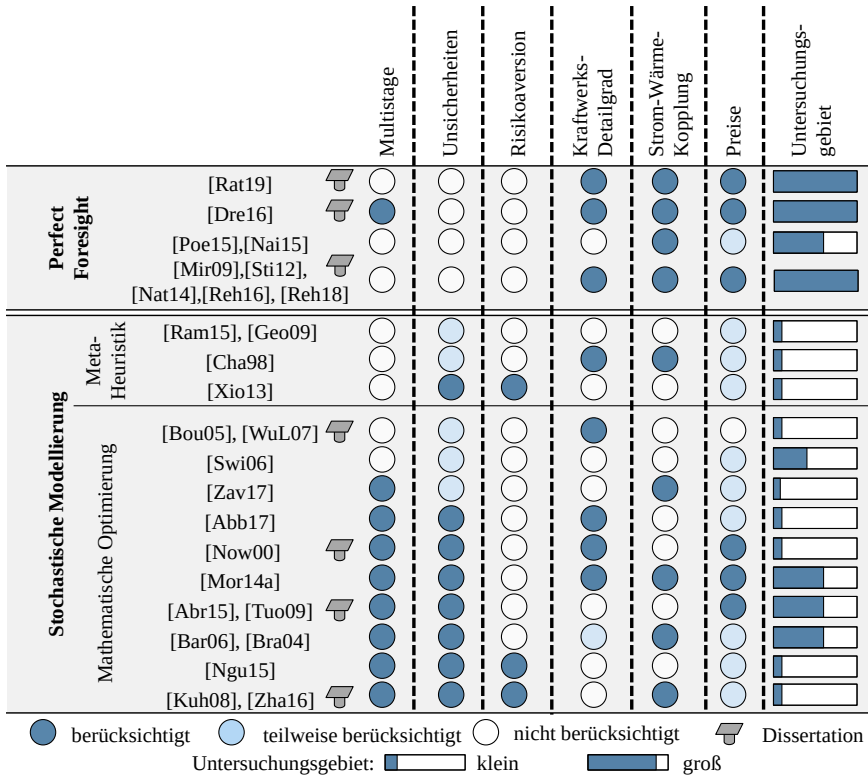


Abbildung 2: Übersicht über relevante Publikationen

Folglich existiert bisher kein Verfahren zur Strommarktsimulation unter Einbezug kurzfristiger Prognoseunsicherheiten, das das reale Entscheidungskalkül von Strommarktteilnehmern am Stromspotmarkt abbilden kann. Die Modellierung dieser mehrstufigen Entscheidungssituation erfordert die Integration von Risikomaßen, damit die Indifferenz zwischen unsicheren und sicheren Renditen aufgelöst werden kann. Die Abbildung detaillierter Kraftwerkseigenschaften über Unit-Commitment-Ansätze unter Berücksichtigung der Strom-Wärme-Kopplung ist hierbei zwingend erforderlich. Ebenso ist die endogene Berücksichtigung der Kopplungen aller Märkte im europäischen Verbundnetz unverzichtbar.

1.3 Zielsetzung und Struktur der Arbeit

Im Rahmen dieser Arbeit wird ein Verfahren zur Modellierung von Stromspotmärkten entwickelt unter Einbezug von Prognoseunsicherheiten erneuerbarer Energien und der elektrischen Systemlast. Dazu werden die Kraftwerkseinsatzentscheidungen fundamental, d.h. für jedes hydrothermische Kraftwerk größer zehn MW, und unter Unsicherheit abgebildet. Dies erlaubt die Berücksichtigung kraftwerksspezifischer Eigenschaften, die die technischen- und wirtschaftlichen Randbedingungen widerspiegeln. Darüber hinaus wird die Abbildung des realen Entscheidungskalküls – also die optimale Aufteilung der Vermarktungsmengen auf DA- und ID-Markt – durch die Integration von Risikoaversion in den Entscheidungsprozess individuell je Einzelanlage ermöglicht. Die EE Einsatzplanung verläuft so, dass Anlagen grundsätzlich ihre Leistungsprognose zu ihren Grenzkosten, also ihrer negativen Marktpremie, in den Markt bieten. Die Rückwirkungen des internationalen Stromhandels auf nationale Marktergebnisse sind signifikant. Deshalb werden alle Marktgebiete innerhalb des europäischen Verbundnetzes berücksichtigt.

Daraus leiten sich in Abgrenzung zum derzeitigen Stand der Forschung folgende Verfahrensschwerpunkte ab:

- Die Prognoseunsicherheiten von EE und der Systemlast werden über Methoden der Zeitreihenanalyse und Szenarienreduktion gesamt-systemisch abgebildet. Der zweistufige Entscheidungsprozess für Großkraftwerke wird unter Einbezug des Conditional Value-at-Risk als Risikomaß realitätsnah in einer mathematischen Optimierung abgebildet.
- Der Einbezug von komplexen technischen und wirtschaftlichen Randbedingungen im Kraftwerksbetrieb ist notwendig, da diese in der realen Einsatzentscheidung von großer Bedeutung sind. Dies schließt neben der Berück-

sichtigung der Erzeugung von Elektrizität im Kraftwerksbetrieb auch die Auskopplung von Wärme für Industrieprozesse und Wärmenetze ein.

- Die nachgelagerte ökonomische Bewertung erfordert Preissignale, die den modellierten Kraftwerksbetrieb widerspiegeln. Insbesondere ist dabei die endogene Repräsentation von Startkosten im Strompreis zu nennen.
- Das implizite Market-Coupling bzw. die explizite Kapazitätsallokation von Handelskapazitäten zwischen allen Marktgebieten innerhalb des europäischen Verbundnetzes müssen im Entscheidungsprozess berücksichtigt werden.

Zunächst wird eine Analyse der für die Modellierung relevanten Akteure und Prozessabläufe der Energiewirtschaft durchgeführt. Die Marktakteure werden dabei, insbesondere mit Bezug auf ihre für die Modellierung am ID-Markt relevanten Eigenschaften und der daraus geschlossenen Implikationen, analysiert. Des Weiteren erfolgt eine Untersuchung der empirischen Prognosefehler, fluktuierender EE und der elektrischen Systemlast. Zur Ableitung der Modellanforderungen hinsichtlich der gesamtsystemisch adäquaten Abbildung des Verfahrens wird zum Schluss ein Überblick über die Marktformen und Prozesskaskaden im Energiehandel gegeben.

Aus den analysierten Rahmenbedingungen des Marktes und seiner Teilnehmer erfolgt die Ableitung der mathematischen Problemstruktur. Verschiedene mathematische Ansätze zur Lösung dieser Problemklasse werden diskutiert und schließlich das geeignetste ausgewählt.

Ausgehend von der Problemstruktur und dem methodischen Lösungsansatz erfolgt die Beschreibung der konsekutiven Verfahrensstufen. Ein erstes Verfahren ermöglicht die Abbildung der empirischen Prognoseunsicherheit mittels stochastischer Prozesse und eine Dimensionsreduktion der resultierenden Szenarien auf eine handhabbare Größe. Im Anschluss daran erfolgt die detaillierte Beschreibung und Diskussion des mathematischen Optimierungsmodells und der angewandten Zerlegungsverfahren.

Das Verfahren wird anhand realer Marktergebnisse des DA- und ID-Marktes der EPEX-Spot validiert. Im Anschluss wird das Verfahren exemplarisch auf ein Zukunftsszenario für das Jahr 2023 und ein Zukunftsszenario für das Jahr 2035 angewandt und das abgeleitete Marktergebnis aus Akteurs- und aus Systemsicht bewertet.

2 Analyse

Die Abbildung von Strommärkten in mathematischen Modellen erfordert eine Analyse der bestehenden Marktstrukturen und eine Abgrenzung verschiedener Handelsstufen und Handelsplätze voneinander. Marktteilnehmer an diesen Märkten bieten Energie aus heterogenen Kraftwerkstechnologien mit sehr unterschiedlichen technischen und wirtschaftlichen Charakteristika an, deren Kenntnis für das Gebotsverhalten existenziell ist. Die steigende Relevanz der Mengenunsicherheiten (und daraus folgend Preisunsicherheiten) am Markt, die insbesondere im Fokus dieser Arbeit stehen, erfordern darüber hinaus eine detaillierte Analyse. Aus diesen drei Säulen lassen sich folglich Implikationen für die Modellierung ableiten.

2.1 Großhandelsmärkte für elektrische Energie

Die Liberalisierung des Elektrizitätssektors im Jahr 1998 hat mit der Auflösung von Gebietsmonopolen und dem Wegfall von Demarkationsverträgen Großhandelsplätze für elektrische Energie hervorgebracht, an denen eine zeitlich variable Preisfestlegung unter Zusammenführung von Angebot und Nachfrage stattfindet. Der Handel erfolgt sowohl börslich als auch außerbörslich, wobei ersterer durch seine Transparenz die Preisreferenz darstellt, wenngleich letzterer die größeren Handelsmengen verzeichnet [BNA19a]. Handel mit dem Ziel physikalischer Erfüllung erfolgt auf dem Spotmarkt, an dem der überwiegende Teil der Vermarktungsentscheidungen am Vortag der Lieferung getroffen wird [EPX18]. Marktteilnehmer an Großhandelsmärkten sind Betreiber von Großkraftwerken, Aggregatoren dezentraler Erzeugungsanlagen, Stromvertriebsunternehmen und teilweise stromintensive Industrieunternehmen. In Europa erfolgt die Preisfestlegung auf der Ebene von Marktgebieten, die häufig durch Ländergrenzen, zumindest aber große Regionen, definiert sind. In Nordamerika und Australien findet die Knotenbepreisung (engl: Nodal Pricing) breite Anwendung. Bei dieser Marktform zerfällt das Marktgebiet dynamisch in Inseln mit unterschiedlichen Preisen, sofern es innerhalb des Marktgebiets Engpässe im Übertragungsnetz gibt. Die Preisdifferenzen zwischen den Knoten spiegeln dabei die Engpasskosten zwischen ebendiesen wider. [Wer06]

2.1.1 Börslicher Handel

Der Handel an Börsenplätzen ist charakterisiert durch einen anonymisierten Handel. Das bedeutet, dass Marktteilnehmer grundsätzlich nicht wissen, wer ihr Handelspartner ist. Lediglich die Börse selber kennt ihre Handelspartner und wickelt die Geschäfte ab.⁽¹⁾ Die Abwicklung der Geschäfte (engl.: Clearing) übernimmt die Börse, die dabei als zentraler Kontrahent zwischen die Marktteilnehmer tritt und das Ausfallrisiko eines Vertragspartners absichert. Es wird grundsätzlich zwischen Produkten mit physischer Erfüllung, im Allgemeinen (kurzfristige) Spotmärkte, und Produkten mit finanzieller Erfüllung, im Allgemeinen Terminmärkte,⁽²⁾ unterschieden. In der Historie ergibt sich die Zuordnung eines Marktgebiets zu genau einem Börsenplatz - beispielsweise für den Spothandel im deutschen Markt die EPEX Spot SE und für den Terminhandel im gleichen Marktgebiet die EEX. Mit dem Multi-NEMO-Arrangement⁽³⁾ ist mittlerweile der effiziente und diskriminierungsfreie Betrieb mehrerer Marktplatzbetreiber in einer Gebotszone möglich [EUC15], sodass als Spotbörse seit kurzem nun auch die Nord Pool AS verfügbar ist. Entscheidend ist, dass trotz der nun zwei Börsen für den deutschen Spothandel dennoch nur ein Marktplatz existiert. Somit bieten beide Börsen dieselbe Liquidität und grenzen sich vor allem in ihren Transaktionskosten voneinander ab.

Spotmarkt - Dayahead

Am Spotmarkt erfolgt der Handel von Kontrakten mit dem Ziel der physikalischen Erfüllung. Der überwiegende Teil der Handelsvolumina wird am Vortag am sog. DA-Markt, und nur ein kleiner, aber wachsender Anteil am Erfüllungstag am sog. ID-Markt, umgesetzt (siehe Abbildung 3). Abweichungen, die sich überwiegend aus Prognosefehlern ergeben, können am Erfüllungstag bis zu fünf Minuten vor dem Erfüllungszeitpunkt nachgehandelt werden. Um am physikalischen Strommarkt teilnehmen zu können, muss der Marktteilnehmer einen Bilanzkreis bewirtschaften. Der Bilanzkreis stellt dabei eine virtuelle Zone dar, die er mit einer

⁽¹⁾Für das deutsche Marktgebiet wird dies durch das Clearinghaus European Commodity Clearing AG, eine Tochtergesellschaft der Strombörse EEX AG durchgeführt.

⁽²⁾Im Folgenden werden Produkte mit finanzieller Erfüllung als Synonym für Terminmarktprodukte verwendet. Der Vollständigkeit halber ist jedoch zu erwähnen, dass grundsätzlich auch Strom-Futures (also Derivate) mit physischer Erfüllung denkbar sind, in Deutschland aber z.B. nicht gehandelt werden.

⁽³⁾Nach EU-Verordnung 2015/1222 Artikel 2 Abs.13 ist ein NEMO (engl: nominated electricity market operator) "eine Funktionseinheit, die von der zuständigen Behörde für die Ausübung von Aufgaben im Zusammenhang mit der einheitlichen DA-Marktkopplung oder der einheitlichen ID-Marktkopplung benannt wurde" [EUC15].

ausgeglichenen Bilanz betreiben muss. Befindet sich z.B. ein Kraftwerk in diesem Bilanzkreis, so muss einer Erzeugung, die in diesen Bilanzkreis einspeist, eine ebenso große Menge an Verkaufskontrakten je Zeiteinheit gegenüberstehen. Eine unausgeglichene Bilanz wird durch die ÜNB mittels Ausgleichsenergie glattgestellt.

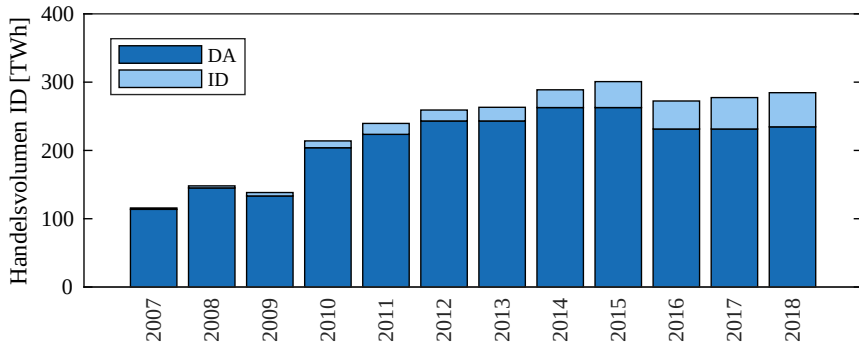


Abbildung 3: Handelsmengen an der EPEX Spot SE am DA- und am ID-Markt (eigene Darstellung, basierend auf [EPX18] [EPX19a])

Am DA-Markt in Deutschland findet der Handel in einer täglichen Auktion statt. In dieser wird der Schnittpunkt aller Nachfrage- und Angebotsgebote, die bis 12 Uhr mittags eingehen, bestimmt und ein markträumender Preis sowie eine markträumende Menge ermittelt.⁽⁴⁾ Bis zu diesem Zeitpunkt können Gebotstapel, bestehend aus Preis-Mengen-Paaren⁽⁵⁾ für jede Stunde des Folgetages, von den Marktteilnehmern abgegeben werden. Aus Kraftwerksbetreibersicht haben Einzelstundengebote den Nachteil, dass eine Bezuschlagung für eine Stunde erfolgen kann, aber nicht notwendigerweise für die Folgestunde(n). Das erschwert aus Betreibersicht die Berechnung des Gebotspreises bzw. erhöht das Vermarktungsrisiko. Daher ist es auch möglich, Blockgebote abzugeben, die mehrere Stunden des Folgetages zusammenfassen und entweder vollständig bezuschlagt oder vollständig nicht bezuschlagt werden. Zusätzlich ist der Handel sog. Smart Blocks

⁽⁴⁾Die Handelsergebnisse werden ab 12:42 bekanntgegeben. Sofern Markträumungspreise unterhalb -150 Euro/MWh oder oberhalb 1500 Euro/MWh erreicht werden, wird eine zweite Auktionsrunde eingeleitet. [EPX20]

⁽⁵⁾Die Preisgebote können sich zwischen 500 bis 3000 Euro/MWh befinden und mit einer Genauigkeit von einer Nachkommastelle angegeben werden. Mengengebote müssen einem Vielfachen von 100 kW entsprechen.

möglich. Diese ermöglichen die Verbindung mehrerer Blockgebote, die alle ausgeführt werden, sofern die Ausführungsrestriktion erfüllt ist – sog. linked block orders – und die Verbindung mehrerer Blöcke, von denen genau einer ausgeführt wird, sofern die Ausführungsrestriktion erfüllt ist – sog. exclusive block orders [EPX14] [EPX19b].

Die EU verfolgt das Ziel eines integrierten Energiemarkts, also dem Zusammenschluss der einzelnen Marktgebiete zu einem gemeinsamen Markt [EUC19a]. Die Kopplung der Märkte soll Wohlfahrtsgewinne, Liquiditätssteigerung schaffen, die Integration von EE fördern und letztlich auch eine größere Versorgungssicherheit schaffen [EUC19b]. Der Handel zwischen den Marktgebieten bzw. über die Ländergrenzen hinweg wird über die Kuppelleitungen zwischen den Marktgebieten physikalisch realisiert. Diese Übertragungskapazitäten werden (u.a.) über das Joint Allocation Office (JAO) durch die ÜNB in der EU explizit vermarktet. Die Vermarktung erfolgt in Jahres-, Halbjahres-, Monats-, Wochen-, Wochenend-, Tages- und Untertagesauktionen [JAO20]. Durch die rein explizite Vergabe kann es vorkommen, dass Übertragungsrechte zwar versteigert, aber nicht genutzt werden.

Seit 2010 erfolgt in Zentralwesteuropa⁽⁶⁾ eine implizite Marktkopplung, woraus eine Auflösung der Nachteile⁽⁷⁾ der expliziten Kapazitätsvergabe erfolgt. Übertragungsrechte, die nicht allokiert oder versteigert werden, fallen zurück an die Strombörsen und werden in den automatisierten Markträumungsalgorithmen berücksichtigt. Damit ist es möglich, ein Preisgefälle zwischen zwei Marktgebieten zu verringern und damit die Gesamtwohlfahrt zu steigern. Das Projekt der Vereinheitlichung wird durch mehrere Börsen⁽⁸⁾ unter dem Namen Price Coupling of Regions (PCR) realisiert und schließt mittlerweile alle europäischen Marktgebiete mit Ausnahme einiger Staaten auf dem Balkan ein (siehe Abbildung 4).

Spotmarkt - Intraday

Im Anschluss an die DA-Auktion, die eine stündliche Strukturierung des Handelsfahrplans erlaubt, erfolgt eine weitere Auktion auf Viertelstundenbasis [EPX19c]. Sie ist die Eröffnungsauktion (call-auction) des kontinuierlichen ID-Handels und trägt daher die Bezeichnung ID-Auktion, obwohl sie bereits am Vortag stattfindet.

⁽⁶⁾Niederlande, Belgien, Frankreich

⁽⁷⁾Die implizite Marktkopplung führt durch die Internalisierung der Kapazitätsallokation zu einer Auflösung der Ineffizienz des grenzüberschreitenden Handels und damit zu einer Wohlfahrtssteigerung [Gla10].

⁽⁸⁾EPEX SPOT, GME, HEnEX, Nord Pool, OMIE, OPCOM, OTE und TGE

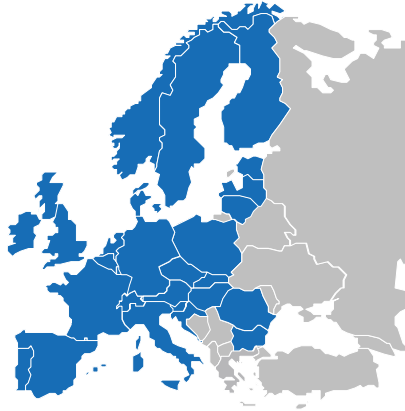


Abbildung 4: Marktgebiete die die Algorithmen des PCR nutzen (eigene Darstellung, basierend auf [PCR18])

Die Eröffnungsauktion hat einen positiven Effekt auf die gesamte Marktliquidität im Viertelstundenhandel und einen dämpfenden Effekt auf die Preisvolatilität im anschließenden kontinuierlichen Handel [Bal19]. Im direkt anschließenden kontinuierlichen ID-Handel werden Stunden und Viertelstundenprodukte bis 30 Minuten vor Erfüllung bzw. bei einem Handel in der Regelzone sogar bis 5 Minuten vor Erfüllung (Gate-Closure-Time) gehandelt. Der ID-Handel hat zum Ziel über den Ausgleich von Prognosefehlern EE besser in den Markt zu integrieren [Adi15] [Con18]. Die Empirie zeigt, dass der ID-Markt auch maßgeblich hierzu eingesetzt wird [Red16]. Die Liquidität des ID-Markts steigt je näher der Erfüllungszeitpunkt rückt [Vas19]. Somit wird zum Zeitpunkt der bestmöglichen EE-Prognose (kurz vor Erfüllung), auch das meiste Volumen umgesetzt.

Anders als in der DA-Auktion wird am ID-Markt im kontinuierlichen Handel der Markt nicht zu einem Zeitpunkt geräumt, sondern es werden laufend Marktgebote (Nachfragen und Angebote) in das Handelssystem der Börse eingegeben. Die Gebote liegen in einem offenen Orderbuch vor. Sobald sich zwei ausführbare Kauf- und Verkaufs-Gebote⁽⁹⁾ zu gleichem oder besserem Preis gegenüberstehen, folgt die Ausführung (Limit Orders). Daneben existieren Blockgebote, die an spezielle Ausführungsbedingungen geknüpft sind (Market Sweep Orders) [EPX19c].

⁽⁹⁾Die Preisgebote dürfen im Gegensatz zu DA-Preisgeboten in den Grenzen zwischen -9.999 bis 9.999 Euro/MWh liegen und mit einer Genauigkeit von einer Nachkommastelle angegeben werden.

Durch den kontinuierlichen Handel am ID-Markt wird eine Position nicht nur zu einem Zeitpunkt glattgestellt, sondern sie kann auch laufend nachgehandelt werden. Dies ermöglicht, Positionen durch Verbesserungen in der Prognose kontinuierlich zu optimieren. Ebenso kann die Preisvolatilität im Handelsverlauf genutzt werden, um daraus Handelsgewinne zu erzielen. Dieser spekulative Handel wird in den letzten Jahren immer weiter automatisiert über Algorithmen umgesetzt, die über eine Anwendungsschnittstelle (API) als sog. Robots am Markt aktiv sind. Damit beobachtet man mittlerweile am Tag mehrere Hunderttausend Handelsaktivitäten am ID-Markt. Sowohl die Anzahl der Handelszugänge, als auch die Anzahl der Orders ist in letzter Zeit signifikant wachsend (siehe Abbildung 5).

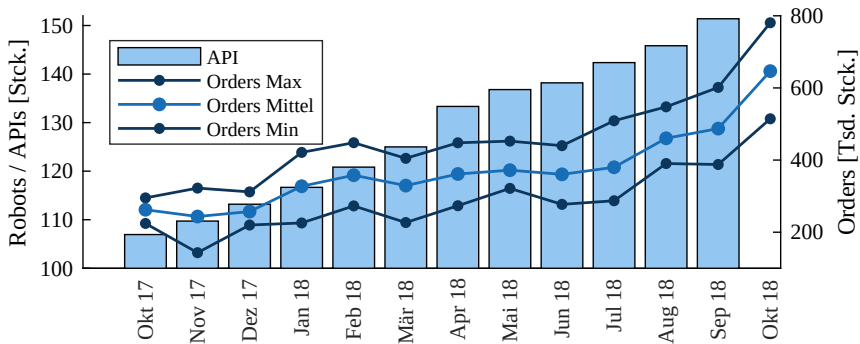


Abbildung 5: Anzahl der APIs und der Orders pro Tag auf der ID-Handelsplattform der EPEX (eigene Darstellung, basierend auf [Vas19])

Analog zur Kopplung mehrerer Marktgebiete im DA-Handel ist aus der *Cross-Border Intraday Initiative* (XBID) seit Mitte 2018 im ID-Markt ebenfalls eine Kopplung mehrerer europäischer Marktgebiete erfolgt, die derzeit sukzessive erweitert wird (siehe Abbildung 6). Die Kopplung der Marktgebiete erfolgt aus betrieblichen Gründen (Bestimmung der grenzüberschreitenden Kapazitäten) erst ab 22 Uhr basierend auf der “Capacity Allocation & Congestion Management”-Richtlinie [EUC15], davor ist lediglich der intrazonale ID-Handel möglich. Die Gebote aus dem kontinuierlichen Handel erscheinen dazu in einem Shared Order Book (SOB) und die durch die ÜNB definierten Kuppelkapazitäten erscheinen im Capacity Management Module (CMM). Sofern ausreichend Handelskapazität im CMM vorhanden ist, werden Orders innerhalb des SOB aus verschiedenen Marktgebieten ausgeführt. Die Handelsplattform führt der Reihe nach ausführbare Produkte zusammen, beginnend mit dem höchsten Kaufgebot und dem niedrigsten

Verkaufsgebot. Dabei werden die ausgeführten Orders umgehend nach Ausführung aus dem SOB gestrichen und zeitgleich das CMM aktualisiert. [XBD18]

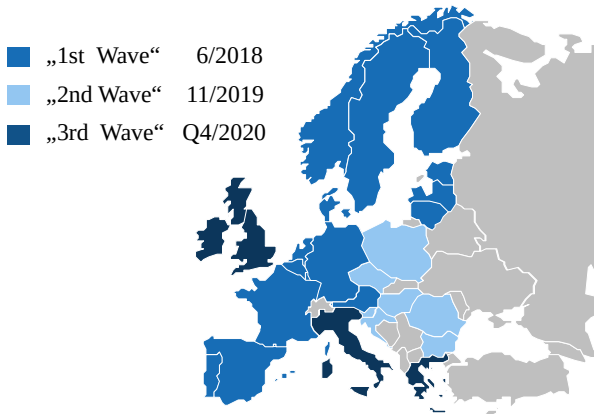


Abbildung 6: Gekoppelte ID-Gebotszonen (eigene Darstellung, basierend auf [SID19a] [SID19b])

Terminmarkt

Dem Spotmarkt vorgelagert ist der Terminmarkt, der es ermöglicht, die ex-ante unsicheren Preise am Spotmarkt langfristig abzusichern [All93].⁽¹⁰⁾ Dies kann mit unbedingten und bedingten Termingeschäften ermöglicht werden. Bei einem unbedingten Termingeschäft ermöglicht es der Verkäufer eines Stromkontraktes dem Käufer, zum Handelszeitpunkt ein standardisiertes Stromprodukt zu einem fixierten Preis zu kaufen. Dies geschieht durch eine rein finanzielle Verpflichtung, dem Käufer Abweichungen des zum Lieferzeitpunkt (oder in der Lieferperiode) realisierten Spotpreises nach oben auszugleichen. Ebenso steht der Käufer jedoch in der Pflicht, dem Verkäufer Preisabweichungen nach unten auszugleichen. Damit hat sich der Käufer gegen eine Preissteigerung abgesichert. Diese Produktkategorie wird an Börsen Futures genannt. Ein bedingtes Termingeschäft erlaubt dem Käufer hingegen, zum Lieferzeitpunkt frei darüber zu entscheiden, ob das Termingeschäft zu vorab festgelegten Konditionen ausgeführt wird. Dieses Termingeschäft heißt

⁽¹⁰⁾Darüberhinaus reduziert der Terminmarkt Anreize, den Spotmarktpreis zu manipulieren, da die Abhängigkeit der Marktteilnehmer von Spotpreisveränderungen reduziert und damit als Mittel zur Reduktion von Marktmacht an Spotmärkten angesehen wird [Kam04].

Option, und das zusätzliche Recht für den Käufer wird über eine (Options-)Gebühr vergütet. Man unterscheidet indes zwischen einer Kaufoption (Call-Option) und einer Verkaufsoption (Put-Option). Wie am ID-Markt werden Termingeschäfte an der Strombörse im deutschen Marktgebiet (EEX) kontinuierlich gehandelt. Der Basiswert von Futures, also das Produkt, auf das referenziert wird, ist das DA-Produkt der EPEX Spot SE, und der Basiswert der an der EEX gehandelten Optionen ist der zugehörige Futures. Am Terminmarkt werden Futures für Tage, Wochen, Wochenenden, Monate, Quartale bis hin zu den nächsten 6 Jahren (Optionen bis zu 4 Jahre) im Voraus gehandelt. Die Handelsmenge des Terminmarkts entspricht einem Vielfachen der Menge, die zum Lieferzeitpunkt tatsächlich physikalisch erfüllt wird – ein signifikanter Teil der Handelsmenge entfällt somit auf rein spekulativen Handel [BNA19a]. Neben klassischen Futures bietet die EEX zudem die Möglichkeit, die Volatilität des ID-Preises durch sog. Cap- und Floor-Futures in beide Richtungen abzusichern. Darüber hinaus bietet ein Futures auf Wind die Möglichkeit, Erzeugungsunsicherheiten abzusichern. [EEX19]

2.1.2 Außerbörslicher Handel

Die Teilnahme am Handel an Energiebörsen ist freiwillig. Die Beschaffung kann alternativ dazu über bilaterale Verträge (Over-the-Counter; kurz: OTC) erfolgen. Der Handel findet, wie am Terminmarkt der Börse, kontinuierlich statt, jedoch werden die Marktteilnehmer beim OTC-Handel über Broker zusammengebracht. Anders als im Börsenhandel sind die Produkte nicht standardisiert und der Handel ist nicht anonym. Grundsätzlich tragen die Vertragspartner, anders als im Börsenhandel, das Ausfallrisiko für den jeweils anderen Vertragspartner, wenngleich es möglich ist, OTC-Geschäfte über ein Clearinghaus abzuwickeln. Analog zum Börsenhandel existieren beim OTC-Handel der Spot- und der Terminmarkt, jedoch heißen Derivate am Terminmarkt Forwards und nicht Futures. Der OTC-Handel besitzt zudem die Besonderheit, dass nicht nur vor der physikalischen Erfüllung, sondern auch danach (Dayafter) nachgehandelt werden kann. Somit ist es möglich, dass ein Bilanzkreisverantwortlicher (BKV) etwaige Fehlmengen seines Bilanzkreises⁽¹¹⁾ durch eine Vereinbarung mit einem anderen BKV, der entgegengesetzte Fehlmengen aufweist, nivelliert. Das ist aber nur möglich, wenn beide Handelspartner sich in der gleichen Regelzone bzw. innerhalb des Netzregelverbundes befinden und erlaubt es, für beide Parteien Ausgleichsenergiekosten zu vermeiden.

⁽¹¹⁾Ein Bilanzkreis ist ein virtueller Handelsknoten, dem physikalische Einspeisungen und Entnahmen eines sog. Bilanzkreisverantwortlichen zugeordnet werden.

2.1.3 Ausgleichsenergie und Regelleistung

Die am Spotmarkt gehandelten und beim ÜNB als Fahrplan gemeldeten Strommengen müssen im betreffenden Bilanzkreis zum Erfüllungszeitpunkt erzeugt bzw. verbraucht werden. Wie in Abschnitt 2.1.1 beschrieben, ist es möglich, sich abzeichnende Abweichungen, wie z.B. EE-Prognosefehler, am ID-Markt bis 5 Minuten vor dem Erfüllungszeitpunkt nachzuhandeln. Verbliebene Bilanzkreisabweichungen eines Marktteilnehmers werden durch die ÜNB über Ausgleichsenergie kompensiert. Der Saldo aller Bilanzkreise im Netzregelverbund der ÜNB wird durch die Kontraktion von Regelleistung ausgeglichen. Trotz der starken Zunahme der absoluten Prognosefehler innerhalb des Netzregelverbundes in den letzten Jahren, ist keine Steigerung im Abrufvolumen von Regelleistung sichtbar (vgl. Abb 7). Ausgleichseffekte bei der Zusammenlegung der vier deutschen Regelzonen zum Netzregelverbund und die schrittweise Hinzunahme von Regelzonen in Nachbarländern führen gar zu einer Reduktion des Regelleistungsbedarfs. Die Reduktion von Markteintrittsbarrieren⁽¹²⁾ führt darüber hinaus zu einer signifikanten Reduktion der Regelleistungskosten und damit auch der Erlöspotentiale in diesem Markt (vgl. Abb 7).⁽¹³⁾

2.1.4 Fazit

Der Strommarkt setzt sich zusammen aus an Börsen und bilateral (OTC) gehandelten Kontrakten. Die Börse stellt jedoch den Leitmarkt für OTC gehandelte Kontrakte dar, weshalb der Fokus in der Modellierung auf der Abbildung des Marktgeschehens an den Börsenhandelsplätzen liegt. Zudem differenzieren beide Marktformen zwischen dem Terminhandel und dem Spothandel. Der Terminmarkt fungiert dabei als Markt zur langfristigen Absicherung von Spotpreisrisiken, wengleich der Spotmarkt durch sein physikalisches Underlying das technische Verhalten des Energiesystems widerspiegelt. Somit ist der börslich gehandelte

⁽¹²⁾Die Verringerung von Mindestangebotsmengen und die Möglichkeit des Poolings von Anlagen haben dazu geführt, dass der Markt für kleinere technische Einheiten geöffnet wurde. Daneben hat die Verkürzung des Angebotszeitraums von wöchentlichen Ausschreibungen auf tägliche Ausschreibungen das Risiko für Marktteilnehmer stark reduziert.

⁽¹³⁾Trotz der Pflicht zur Bilanzkreistreue nach Art. 17 Abs. 1 EB-VO und § 4 Abs. 2 S. 2 StromNZV kam es in letzter Zeit zu Verwerfungen durch vermutlich absichtlich unterdeckte Bilanzkreise aufgrund von verschiedenen Fehlanreizen zwischen dem ID- und dem Ausgleichsenergiepreis [BNA19b]. Dies wurde v.a. ermöglicht, da es zwar eine Kopplung des stündlichen ID-Preises an den Ausgleichsenergiepreis gibt und dieser niemals günstiger sein kann als der betreffende ID-Preis, es jedoch keine Kopplung des viertelstündlichen ID-Preises an den Ausgleichsenergiepreis gibt [BNA12].

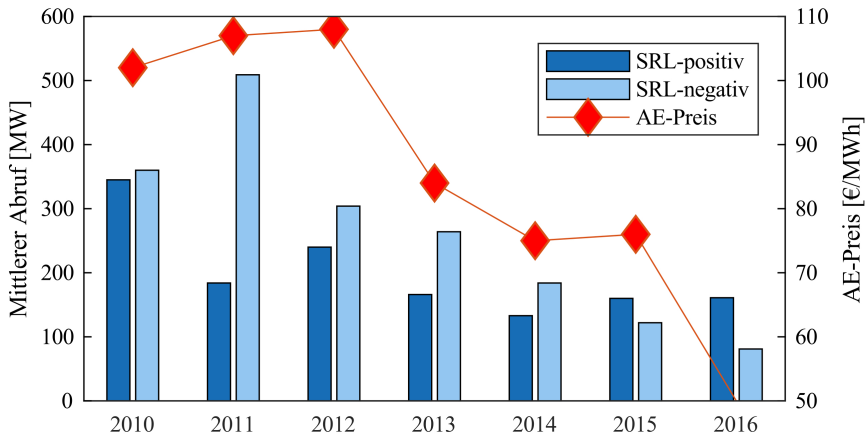


Abbildung 7: Entwicklung des mittleren Abrufs von Sekundärregelleistung (SRL) und der mittleren Ausgleichsenergiepreise in DE (eigene Darstellung, basierend auf [BNA17b])

Spotmarkt die Referenz für alle anderen Märkte und steht daher im Fokus bei der Modellierung des Energiemarkts. Das Multi-NEMO Arrangement der EU-Kommission erlaubt die Koexistenz mehrerer Börsen je Marktgebiet, was für die modelltheoretische Abbildung jedoch irrelevant ist, da alle Börsen über denselben Liquiditätspool verfügen. Auf die Abbildung komplexer Gebote wird verzichtet, da diese lediglich zur Absicherung einzelner Akteure dienen, jedoch i.d.R. arbitragefrei ggü. den Stundenprodukten sind. Empirische Untersuchungen zeigen, dass der DA- und der ID-Markt dem Grenzkostenprinzip folgen, was es ermöglicht, diese Märkte fundamental über die kostenoptimale Modellierung von Einzelkraftwerken abzubilden [Red16].

Der ID-Markt weist darüber hinaus die Besonderheit auf, dass der Handel kontinuierlich stattfindet. Die Abbildung eines kontinuierlichen Handels ist jedoch aus Modellierungssicht nicht erstrebenswert, da ein gesamtsystemisch-optimierendes Modell der Charakteristik einer Auktion entspricht. Dies ist ohne Verzerrung der Ergebnisse zulässig, da, gerade für größere Märkte wie dem Spotmarkt, beide Marktformen ineinander konvergieren [Bow00] [Mor01] [Ehr19]. Durch den funktionalen Zusammenhang zwischen dem Prognosefehler und dem Preis-Spread zwischen dem DA- und dem ID-Markt lässt sich ableiten, dass der ID-Markt über die Modellierung von Prognosefehlern abbildbar ist.

Die Kopplung der Marktzone, sowohl DA, als auch ID, ist zudem zwingend erforderlich, da diese maßgeblichen Einfluss auf die Liquidität am Markt haben. Der Regelleistungsmarkt verliert hingegen bei der Einsatzentscheidung von Kraftwerken zunehmend an Relevanz wohingegen die Relevanz des ID-Markts stetig steigt, weshalb die Modellierung von Regelleistung im entwickelten Modell ausgeklammert wird.

2.2 Kraftwerkstechnologien

Die Bereitstellung elektrischer Energie in Deutschland und Europa erfolgt derzeit überwiegend aus zentralen Großkraftwerken. Als zentrales Großkraftwerk wird in dieser Arbeit, analog zur Marktsimulation im Rahmen des Prozesses des Netzentwicklungsplans der ÜNB, eine Erzeugungsanlage mit einer elektrischen Nettoleistung größer als 10 MW verstanden [NEP19]. Mehr als zwei Drittel der gesamten Stromerzeugung entfallen 2016 auf thermische Großkraftwerke auf Basis fossiler Energieträger sowie der Kernenergie und knapp ein Drittel auf EE. Lediglich circa 10 % entfallen dabei auf hydraulische Großkraftwerke [BMW18]. In den nächsten Jahren ist mit einer Stagnation bzw. einem Rückgang der Erzeugungsleistung im zentralen Großkraftwerkspark zu rechnen. Dies ist im Wesentlichen getrieben durch die sukzessive Abschaltung von Kohlekraftwerken vor dem Hintergrund klimapolitischer Maßnahmen und einer Stagnation des Neubaus von Gaskraftwerken durch den Merit-Order-Effekt [Fue12]. Ein Neubau von hydraulischen Großkraftwerken ist aufgrund des geographisch weitgehend erschöpften Potenzials bzw. einer Akzeptanzproblematik ebenso nicht zu erwarten [DLR04]. Im Gegensatz dazu ist im Bereich der EE von einem signifikanten Zubau an Erzeugungsleistung auszugehen.

Für die modellhafte Abbildung sind die technischen und ökonomischen Eigenschaften der einzelnen Kraftwerkstechnologien von zentraler Bedeutung. Daher werden im Folgenden verschiedene Kraftwerkstypen und insbesondere ihre Eigenschaften im Hinblick auf die Implikation für die Modellierung von ID-Märkten erörtert.

2.2.1 Thermische Großkraftwerke

Großtechnische Anlagen, die durch die Verbrennung von fossilen, regenerativen, oder Kernbrennstoffen thermische Energie in elektrische Energie wandeln, werden als thermische Großkraftwerke bezeichnet. Thermodynamisch lassen sich die Prozesse in Dampfturbinenkraftwerke, Gasturbinenkraftwerke und Motorenkraftwerke klassifizieren:

- In Dampfturbinenkraftwerken wird im Dampferzeuger durch die thermische Energie der Verbrennung im Allgemeinen isobar überhitzter Wasserdampf unter hohem Druck von bis zu 240 bar erzeugt.⁽¹⁴⁾ Im Anschluss erfolgt die isentrope Expansion (bei Annahme einer adiabaten Maschine) des Wasserdampfs in einer oder mehreren Dampfturbinen, gefolgt von einer isobaren Kondensation und schließlich in einer isentropen Druckerhöhung über die Speisewasserpumpe. Die mechanische Energie der Turbine wird in einem Generator in elektrische Energie umgewandelt. Brennstoffe für Dampfkraftwerke sind in der Regel Braunkohle, Steinkohle, Kernbrennstoffe, aber auch Erdgas, Öl und Abfall. [Wak88]
- Gasturbinen folgen dem Funktionsprinzip des Joule- bzw. des Brayton-Kreisprozesses. Zunächst wird Umgebungsluft isentrop verdichtet, bevor dem Gemisch in einer Brennkammer Erdgas zugeführt wird. Durch Zünden des Brenngemischs erfolgt eine isobare Wärmezufuhr und anschließend eine isentrope Expansion (bei Annahme einer adiabaten Maschine) in einer Turbine. Diese treibt, ebenso wie bei der Dampfturbine, einen Generator an, der die mechanische Energie in elektrische Energie wandelt. Als Brennstoff wird überwiegend Erdgas verwendet. Ebenso ist auch die Verbrennung von Wasserstoff und anderer vergasbarer Brennstoffe möglich. [Wak88]
- Ein Hybrid aus beiden vorgenannten Klassen stellt das Gas- und Dampfkraftwerk dar, das zunächst die chemische Energie des Gases in einem Joule-Prozess in mechanische Energie wandelt. Im Anschluss wird die Restwärme im Abgas in einem Dampferzeuger genutzt, um Wasserdampf zu erzeugen und einen Clausius-Rankine-Prozess zu betreiben. [Wak88]
- Neben der Nutzung von Turbinen zur Wandlung von thermischer Energie in mechanische Energie existieren Motorenkraftwerke, die auf dem Prinzip eines Hubkolbenmotors beruhen. Sie ermöglichen die Wandlung von flüssigen

⁽¹⁴⁾ Vor allem bei Prozessen, in denen die für einen ausreichenden Wirkungsgrad erforderlichen hohen Temperaturen des Clausius-Rankine-Prozesses nicht erreicht werden können, werden auch andere Arbeitsmedien verwendet. Solche Prozesse werden Organic-Rankine-Prozess bezeichnet und finden z.B. bei Geothermiekraftwerken Anwendung.

und gasförmigen Brennstoffen in mechanische Energie. Flüssige Brennstoffe wie Ölderivate werden dabei in Diesel-Prozessen und gasförmige Brennstoffe in Otto-Prozessen verwendet [Goe16].

Die mathematische Abbildung von Anlageneigenschaften in Energiesystemmodellen erfolgt in (Un-)Gleichungen und Zustandsvariablen. Die grundlegendste Eigenschaft eines Kraftwerks ist der Betriebszustand v - entweder ist das Kraftwerk eingeschaltet ($v = 1$) oder es befindet sich im Stillstand ($v = 0$). Sobald die Grenzerlöse eines Kraftwerks die Grenzkosten übersteigen, ist ein Anlagenbetrieb wirtschaftlich sinnvoll. Im Allgemeinen wird ein Kraftwerk dann mit seiner Nennleistung betrieben, da dies den wirtschaftlich optimalen Betriebspunkt darstellt. Lediglich Wärmelieferverpflichtungen, die Vorhaltung von Regelleistung oder betriebliche Anpassungen durch den Übertragungsnetzbetreiber, wie zum Beispiel Redispatch, führen zu abweichendem Verhalten. Der Regelbereich p des Kraftwerks befindet sich zwischen der Minimalleistung $\underline{P}$ und der Nennleistung $\bar{P}$:

$$v_t \cdot \underline{P} \leq p_t \leq v_t \cdot \bar{P} \quad \forall t \in T, v \in \{0,1\} \quad (2.1)$$

Die Minimalleistung ist eine bauartbedingte Eigenschaft und damit abhängig von der Technologie und dem Alter des Kraftwerks. Unterhalb der Minimalleistung ist ein stabiler Betrieb aufgrund zu geringer Dampftemperatur, übermäßiger Vibrationen oder übermäßigen NOx-Emission nicht möglich [Har13]. Motorenkraftwerke können ab einer elektrischen Erzeugung von 10-15 % bezogen auf ihre Nennleistung betrieben werden [Sch13] [Goe16]. Hinzu kommt, dass Motorenkraftwerke meist aus einer Reihe von vergleichsweise kleinen Aggregaten bestehen. Somit kann durch Kaskadierung ein solches Kraftwerk in Summe praktisch in einem Regelbereich bezogen auf die Nennleistung von nahezu 0 % bis 100 % variiert werden. Gasturbinenkraftwerke werden durch die Höhe ihrer Stickoxidemissionen im Betriebsbereich begrenzt und können ab ca. 14-30 % ihrer Nennleistung betrieben werden [Goe16]. Dampfkraftwerke haben eine relativ hohe Minimalleistung von ca. 50 %, da im Dampferzeuger erst ab höherer Leistung eine ausreichende Dampfqualität gewährleistet werden kann, jedoch wird für Neubauten in den nächsten Jahren mit einer signifikanten Abnahme der Minimalleistung auf zum Teil nur 15 % gerechnet [Sch13] [Goe16]. Die Nennleistung des Kraftwerks ist Auslegungsgröße, sie kann aber in Abhängigkeit von externen Wettereinflüssen schwanken. So ist insbesondere bei Kraftwerken, die über eine Kondensation über Flusswasser verfügen, der Pegelstand und die Wassertemperatur entscheidend, da wasserrechtliche Auflagen hinsichtlich der Erwärmung des Flusswassers eingehalten werden müssen [Mir09].

Im Regelbereich des Kraftwerks, also zwischen Mindestleistung und Nennleistung, ist, technisch bedingt, ein Leistungsgradient nur mit endlicher Steigung möglich, um Anlagenbauteile vor übermäßiger thermischer Belastung zu schützen. Der maximale Gradient in $\left[\frac{MW}{min}\right]$ wird begrenzt durch die technisch mögliche Differentialausdehnung in Dampferzeuger und Turbine, aber auch durch Trägheiten im Dampferzeuger [Har13] [Sch13]. Motorenkraftwerke weisen die höchsten Gradienten von bis zu $45 \frac{\%P_n}{min}$ auf. Ähnlich dynamisch sind Gasturbinen mit ca $10-30 \frac{\%P_n}{min}$, Dampfkraftwerke hingegen erlauben lediglich Gradienten zwischen $1-8 \frac{\%P_n}{min}$ [Sch13] [Goe16]. Im Allgemeinen sind die Gradienten für positive Laständerungen $\Delta P_{\uparrow}$ signifikant restriktiver, als für negative Laständerungen $\Delta P_{\downarrow}$, doch auch hier gelten technische Beschränkungen zur Vermeidung von übermäßiger Bauteilbelastung durch differenzielle Kontraktion [Har13].

$$\Delta P_{\downarrow} \leq p_t - p_{t-1} \leq \Delta P_{\uparrow} \quad \forall t \in T \quad (2.2)$$

Der Wechsel des Betriebszustandes eines Kraftwerks vom Stillstand in den regelfähigen benötigt Zeit. Dies ist im Wesentlichen dem Schutz vor extremen Belastungen durch Temperatur- und Druckspreizungen geschuldet und damit gerade bei Dampfkraftwerken, im Gegensatz zu Gasturbinen und Motoren, mit hohen Zeitkonstanten verbunden [Sch13]. Darüber hinaus ist die Startzeit des Kraftwerk vom thermischen Zustand abhängig. Ein Kaltstart liegt vor, wenn das Kraftwerk seit mehr als 50 Stunden abgeschaltet ist, und ein Heißstart liegt vor, wenn das Kraftwerks seit weniger als 8 Stunden abgeschaltet ist [Alb09]. Der Zeitraum dazwischen wird als Warmstart bezeichnet. Die Startzeit von Gasturbinen liegt im Bereich weniger Minuten bis zu einer Stunde (bei einem Kaltstart). Ein Dampfkraftwerk benötigt im Heißstart jedoch mehrere Stunden bei einem Kaltstart bis zu mehreren Tagen (Kernkraftwerk). Motorenkraftwerke starten aus allen Zuständen innerhalb weniger Minuten [Sch13] [Goe16]. Zusätzlich ist der Start eines Kraftwerks kostenintensiv. Die Startkosten setzen sich aus folgenden Komponenten zusammen [Kum12] [Sch13]:

- Kosten für Brennstoffe, Hilfsstromversorgung, Chemikalien, wobei gerade bei der Synchronisierung des Generators mit dem Netz und der damit einhergehenden Anpassung und Regelung des Dampfdrucks und der Dampftemperatur besonders viel Brennstoff und Personaleinsatz benötigt wird.
- Abschreibung der Komponenten durch höheren Verschleiß (zu knapp 60 % getrieben durch den Dampferzeuger und knapp 30 % durch die Turbine) und damit einhergehend der Verkürzung der Lebensdauer, bei gleichzeitiger

Erhöhung der Wartungskosten und der Steigerung der Ausfallwahrscheinlichkeit.

Die Startkosten liegen für kleine Kraftwerke im Bereich einiger Tausend Euro und für große Kraftwerke sogar bis zu mehreren Hunderttausend Euro pro Start. Zusätzlich wird über Mindestbetriebs- und Mindeststillstandzeiten in Kraftwerkseinsatzmodellen die Flexibilität des Kraftwerks begrenzt, um übermäßigen Verschleiß zu vermeiden. Dabei handelt es sich jedoch nicht um physikalische, sondern um ökonomische Grenzen für die Modellierung [Sch13]. Alle Restriktionen, die den Wechsel des Betriebszustands beinhalten benötigen ganzzahlige Entscheidungsvariablen (siehe Gl. 2.1).

Die Grenzkosten des Kraftwerkseinsatzes werden dominiert durch die Kosten des notwendigen Brennstoffeinsatzes im Kraftwerk zur Erzeugung einer zusätzlichen Einheit elektrischer Energie. Das Verhältnis aus elektrischem Output und dem Brennstoffeinsatz wird als elektrischer Wirkungsgrad bezeichnet. Die Brennstoffkosten setzen sich zusammen aus dem Produkt aus Brennstoffmenge und den Preisen für den Brennstoff und den Preisen für CO_2 -Zertifikate.

Die Abbildung eines konstanten Wirkungsgrads ist in Energiesystemmodellen leicht möglich, da es sich lediglich um eine lineare Abhängigkeit zwischen dem elektrischen Leistungsoutput und den Grenzkosten handelt. Der Nettowirkungsgrad reicht von 30-46 % bei Gasturbinen bzw. 37-50 % bei Dampfturbinenkraftwerken über 44-46 % bei Motorenkraftwerken bis hin zu 62-64 % bei modernen Gas- und Dampfkraftwerken [Goe16]. Diese Wirkungsgrade werden jedoch nur im Auslegungsbetriebspunkt, also unter Nennleistung erreicht. Im Teillastbetrieb sinken die Wirkungsgrade um 2-10 %-Punkte bei Dampfkraftwerken, circa 10 %-Punkte bei Motorenkraftwerken bis zu ca. 20 %-Punkten bei Gasturbinen [Sch13] [Goe16]. Es ist möglich diese nichtlineare Abhängigkeit durch die Unterteilung in fixe und variable Kostenkomponenten zu approximieren, wozu ganzzahlige Variablen in der Formulierung der Gleichungen benötigt werden [Mue20].

2.2.2 Hydraulische Großkraftwerke

Wasserkraftwerke nutzen die potentielle Energie von aufgestautem Wasser in Flussläufen oder aus Seen in Gebirgslagen und zählen damit zu regenerativen Energiequellen. Der Energieumsatz in einem Wasserkraftwerk ist bestimmt über die Fallhöhe und die Wassermasse, die durch eine Turbine geführt wird. Grundsätzlich wird unterschieden zwischen Laufwasserkraftwerken, die Wasser in Flussläufen

aufstauen und (Pump-)Speicherwasserkraftwerken, die typischerweise über signifikant höhere Fallhöhen und meist gleichzeitig signifikant geringere Zuflüsse verfügen [Car11] [Shal3]. Eine exotische Form der Nutzung von Wasserkraft sind Gezeitenkraftwerke, die den Tidenhub durch die Gezeiten nutzen [Sim80]. Laufwasserkraftwerke sind typischerweise so ausgelegt, dass sie trotz einer Staumauer keine Speichermöglichkeit besitzen und damit dargebotsabhängige Erzeuger sind [Maj13]. Sofern die Staumauer eine Speicherung zulässt und damit der Betrieb kurzfristig in Hochpreisstunden verlagert werden kann, handelt es sich um Laufwasserkraftwerke im Schwellbetrieb [Fel59].

Die flexible Bereitstellung von Elektrizität aus Wasserkraft erfolgt in Speicherwasserkraftwerken. Dabei handelt es sich in der Regel um Kraftwerke im Gebirge, die ein Speicherwasserbecken auf einem Berg besitzen und ein Maschinenhaus im Tal mit einer Verbindung über Druckwasserleitungen. Häufig werden diese Speicherbecken über natürliche Zuläufe (Schmelz- und Regenwasser) gespeist. Zusätzlich (oder exklusiv) kann die Speisung des Speichers über Pumpen erfolgen, die Wasser aus dem Tal (aus Unterbecken oder Flüssen) fördern. Dieser Kraftwerkstyp wird je nach Ausgestaltung – also dem Speichervolumen bzw. der Pumpfähigkeit – zur Arbitrage von untertägigen Preisschwankungen bis hin zu Speicherung über Jahreszeiten hinweg eingesetzt. Der Betrieb von Speicherkraftwerken ist im Allgemeinen – anders als bei thermischen Kraftwerken – nicht beschränkt durch eine Mindestleistung oder Gradienten und weist vernachlässigbare fixe Betriebskosten auf [Bah13]. Damit sind Speicherkraftwerken mit großem Speicherbecken – anders als thermische Kraftwerke – vor allem durch eine saisonale Betriebsplanung gekennzeichnet.

2.2.3 Erneuerbare Energien

Der überwiegende Anteil der Erzeugung aus EE entfällt auf dargebotsabhängige Erzeugung aus Wind und Photovoltaik [BMW18]. Derzeit wird der Großteil der Vermarktung von PV auf Gebäuden über den Einspeisevorrang durch die ÜNB marktpreisunabhängig vermarktet [Ene19]. Im Gegensatz dazu wird der überwiegende Anteil der Erzeugung aus WEA (Anlagen auf See sogar zu 100 %) und PV-Freiflächenanlagen über die Anlagenbetreiber bzw. über Direktvermarkter direkt an den Markt gebracht [Ene19]. Erst wenn der Marktpreis so tief sinkt, dass die Marktprämie dies nicht mehr ausgleicht, erfolgt eine Abregelung.⁽¹⁵⁾ Die

⁽¹⁵⁾Neben der Marktprämie greift noch die 6-Stunden-Regel nach § 51 EEG, nach der die Marktprämie in den Stunden entfällt, in denen der Marktpreis 6 Stunden am Stück negativ ist.

großen Gradienten in der Erzeugung aus PV und WEA zeigen, dass diese Anlagen – anders als thermische Kraftwerke – keine relevanten Restriktionen hinsichtlich ihrer Gradienten aufweisen. Außer ungeplanter Ausfälle und Revisionen gibt es darüber hinaus auch sonst keine technischen Restriktionen, die in einem Energiesystemmodell Berücksichtigung finden müssten. Darüber hinaus sind Betriebskosten ebenfalls nicht für eine Kraftwerkseinsatzmodellierung relevant, da diese zyklisch anfallen – wie z.B. Versicherungen oder Pachtkosten – und von der Betriebsführung im Wesentlichen unbeeinflusst sind [Hau16].

2.2.4 Fazit

Die Abbildung der Betriebszustände und die Wahl der Leistungsabgabe für die Kraftwerke im Modell erfolgt in einem mathematischen Optimierungsproblem. Die Randbedingungen für den Einsatz von thermischen Großkraftwerken sind komplex und machen insbesondere binäre Entscheidungen notwendig (Startkosten, Mindestleistung, Mindestbetrieb/Mindeststillstand). Darüber hinaus erfordern diese Randbedingungen mitunter eine Zeitkopplung der Entscheidungsvariablen. Somit ist eine Formulierung als MIP anzustreben. Gerade für realskalige Systeme führt dies zu einer hohen Komplexität des Optimierungsproblems. Solche Probleme sind ressourcenintensiv (Rechenzeit, Bedarf an Arbeitsspeicher) und teilweise aus Zeitgründen oder aus Ressourcengründen nicht mehr lösbar. Eine Vereinfachung des Problems, insbesondere durch die Relaxierung binärer Entscheidungsvariablen, führt jedoch zu einer Vergrößerung des Lösungsgraums und somit zu einer Erhöhung der Flexibilität im Kraftwerkspark. Die Überschätzung der Systemflexibilität ist jedoch nicht zielführend, da ihre Bewertung im Fokus dieser Arbeit steht.

Im Gegensatz zu thermischen Kraftwerken, in denen die Betriebsentscheidungen nicht abhängig von Jahreszeiten sind, muss die Bewirtschaftung von hydraulischen Speicherkraftwerken jahreszeitliche Effekte berücksichtigen. Eine Formulierung als LP/MIP ist daher nicht zielführend, da Optimierungsprobleme mit solch großen Zeitkopplungen in realskaligen Systemen kaum lösbar sind. Dagegen bietet sich die Formulierung als DP für eine solche Problemklasse an, da hier eine beträchtliche Zeitkopplung in den Entscheidungsvariablen effizient gelöst werden kann.

Die Abbildung von EE erfordert keine komplexen technischen- oder wirtschaftlichen Randbedingungen. Lediglich das Dargebot, die Marktprämie und die erwarteten Marktpreise hinsichtlich der Anwendung der “6-Stunden-Regel” sind bei der Einsatzplanung relevant – eine Abregelung ist quasi unbeschränkt möglich.

2.3 Prognoseunsicherheiten

2.3.1 Allgemeines

Der stetig steigende Anteil von dargebotsabhängigen EE an der Nettostromerzeugung führt über die letzten Jahre zu einer stark steigenden Relevanz der Güte von EE-Prognosen in der Energieversorgung. Neben dargebotsabhängigen EE ist die Prognose der elektrischen Systemlast mit erheblichen Unsicherheiten behaftet. Unsicherheiten in der Kraftwerksverfügbarkeit werden im Folgenden nicht berücksichtigt, da sie für den Spotmarkt keine Rolle spielen. Der Ausfall eines Kraftwerks ist nicht planbar und eine Prognose von Kraftwerksausfällen hätte nicht das Potenzial, zwischen DA- und ID-Markt verbessert zu werden. Der Ausgleich eines Kraftwerksausfalls erfolgt damit grundsätzlich vollständig durch Regelleistung.

Typischerweise verbessern sich die Prognosen sukzessive bis zum Erfüllungszeitpunkt, da fundamentale Faktoren wie das Wetter maßgeblich beeinflussende Faktoren sind, deren Prognosequalität sich mit sinkendem Prognosehorizont verbessert. In der Vermarktung sind dabei zwei Prognosehorizonte besonders relevant. Zum einen erfolgt die Vermarktung der unsicheren EE-Mengen bzw. die Beschaffung der unsicheren elektrischen Last mit der zum Handelszeitpunkt prognostizierten Menge am DA-Markt. Zum anderen kann die Anpassung des Fahrplans bis kurz vor dem Erfüllungszeitpunkt am ID-Markt erfolgen. Die verbleibende Prognoseabweichung zum Zeitpunkt des Handelsschlusses ist klein und wird im Folgenden der Ist-Einspeisung gleichgesetzt. Da die DA-Gebotsmengen bis 12 Uhr am Vortag nominiert werden müssen, entspricht der relevante Prognosehorizont der 12- bis 36-Stunden-Prognose. Daraus ergibt sich der Prognosefehler $y_{t,e}$ zu einem Zeitpunkt t als Differenz zwischen der Prognose $y_{t,fc}$ und der Ist-Einspeisung $y_{t,ist}$ bzw. der normierte Prognosefehler $y_{t,e,rel}$, der den Prognosefehler auf die Prognose normiert:

$$y_{t,e,rel} = \frac{y_{t,e}}{y_{t,fc}} = \frac{y_{t,fc} - y_{t,ist}}{y_{t,fc}}, \quad \forall t \in \mathbb{N}. \quad (2.3)$$

In dieser Arbeit wird von nun an der Fokus auf die Analyse normierter Fehler nach Gl. 2.3 gelegt, da das erlaubt, die Erkenntnisse aus der Analyse empirische Prognosefehlercharakteristika auf Zeitreihen für Zukunftsszenarien innerhalb einer Strommarktmodellierung zu übertragen bzw. auszurollen.

Mathematisch werden die Prognoseabweichungen nach Gl. 2.3 im Folgenden als Zeitreihe, also als eine zeitlich geordnete äquidistante diskrete Folge, betrachtet und mit den Methoden der Zeitreihenanalyse untersucht [Sti01] [Box13] [Nob19b]. Prognosezeitreihen bzw. die resultierenden Fehlerzeitreihen weisen häufig sowohl

deterministische als auch stochastische Eigenschaften auf. Der zugrundeliegende Prozess wird somit häufig über eine additive Verknüpfung von Trend τ_t , Konjunkturzyklen ϕ_t^K , Saison ϕ_t^S und den stochastischen Eigenschaften bzw. der irregulären Komponente ε_t beschrieben [Sti01]:

$$y_{t,err} = \underbrace{\tau_t + \phi_t^K + \phi_t^S}_{\text{det.}} + \underbrace{\varepsilon_t}_{\text{stoch.}} \quad (2.4)$$

2.3.2 Analyse der deterministischen Komponenten

Die deterministischen Komponenten einer Zeitreihe lassen sich über (seriell verknüpfte) LTI-Filter von der irregulären Komponente separieren und analysieren. Die Untersuchung von empirischen Prognosefehlerzeitreihen auf einen linearen Trend ($\tau_t = m \cdot t$) ist mittels der Methode der kleinsten Quadrate (KQ) möglich, in der die quadrierten Abweichungen zwischen dem geschätzten Polynom und der ursprünglichen Zeitreihe minimiert werden:

$$\min \sum_{t=1}^T (y_{t,err} - \tau_t)^2 \quad (2.5)$$

Die Konjunkturkomponente lässt sich durch das Hodrick-Prescott-Filter separieren, der die KQ-Methode aus Gl. 2.5 um einen Strafterm erweitert [Hod97]:

$$\min \left(\sum_{t=1}^T (y_{t,err} - \phi_t^K)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} [(\phi_{t+1}^K - \phi_t^K) - \phi_t^K - \phi_{t-1}^K]^2 \right) \quad (2.6)$$

Die Saisonkomponente lässt sich als Fourierreihe beschreiben, die sich ebenfalls über die KQ-Methode nach Gl 2.5 schätzen lässt:

$$\phi_t^S = \frac{l_0}{2} + \sum_{k=1}^K (l_k \cos(kt) + k_k \sin(kt)) \quad (2.7)$$

Alternativ zur additiven Verknüpfung von Zeitreihenmodellen ließen sich die Komponenten auch multiplikativ verknüpfen

$$y_{t,err} = \tau_t \cdot \phi_t^K \cdot \phi_t^S \cdot \varepsilon_t, \quad (2.8)$$

wobei durch Logarithmierung der Komponenten

$$\log(y_{t,err}) = \log(\tau_t) + \log(\phi_t^K) + \log(\phi_t^S) + \log(\varepsilon_t) \quad (2.9)$$

zur Analyse die gleichen Filter verwendet werden können wie im additiven Komponentenmodell.

Diese Filter werden im Folgenden auf die Prognosefehlerzeitreihen angewandt. Es ergeben sich Trendparameter m , die für alle drei Größen nicht signifikant von Null verschieden sind ($m < 10^{-7}$). Die verwendeten Filter zeigen somit, dass es keinen Trend gibt, die relativen Prognosefehler sich in den letzten Jahren also nicht verbessert haben. Diese kontraintuitive Hypothese wird durch weitere Literatur gestützt [Ohr07] [Roo12]. Die aus der Schätzung resultierenden Parameter für die zyklische Komponente bzw. die Saisonkomponente sind ebenso wie die Trendkomponente nicht signifikant von Null verschieden. Die Prognosegüte verbessert sich somit nicht über die Zeit und sie weist auch keine jahreszeitlichen Schwankungen auf. Prognoseabweichungen enthalten somit nach der Definition des Komponentenmodells von [Sti01] keine deterministischen Komponenten.

2.3.3 Analyse der stochastischen Komponenten

Wichtige Kenngrößen der irregulären Komponente sind die Momente der Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Zufallsgröße $y_{t,rel}$, insbesondere der Erwartungswert

$$\mu := E(Y_{rel}) = \frac{1}{T} \sum_t y_{t,rel} \quad (2.10)$$

und die Standardabweichung [Mei05]:

$$\sigma := \sqrt{\mu_2} = \sqrt{E(Y_{rel} - \mu)^2} \quad (2.11)$$

Die empirische Analyse der Wahrscheinlichkeitsdichten der irregulären Komponente der Prognosefehler $y_{t,e}$ hinsichtlich der (unbedingten) Momente zeigen eine kategorische Überschätzung von im Mittel 3.83 % bei Wind bzw. im Mittel 4.51 % bei PV und eine kategorische Überschätzung der elektrischen Last von im Mittel 1.07 % (siehe Abb. 8). Der Prognosefehler schwankt mit einer Standardabweichung von 12.38 % bei Wind, 12.42 % bei PV und mit lediglich 2.36 % bei der Last um die jeweiligen Mittelwerte. Die elektrische Systemlast wird somit wesentlich

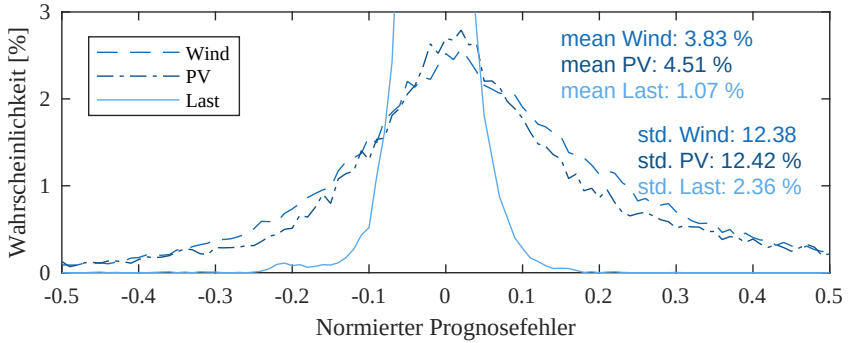


Abbildung 8: Wahrscheinlichkeitsdichten der normierten Wind, PV und Lastprognosefehler für 2015 und 2016; Spitze der Wahrscheinlichkeitsdichte der Last bei 12 % nicht dargestellt (basierend auf Daten von [EEX20])

präziser geschätzt, als die dargebotsabhängigen EE. Darüber hinaus weisen sowohl der Erwartungswert als auch die Standardabweichung eine Abhängigkeit von der Prognosehöhe auf (exemplarisch für Wind siehe Abb. 9). Diese Eigenschaft lässt sich hinsichtlich der Standardabweichung wie folgt interpretieren: Je höher die prognostizierte Einspeisung (z.B. aus Wind) ist, desto geringer wird der relative Fehler in der Prognose. Diese Abhängigkeit kann ebenfalls über die KQ-Methode nach Gl. 2.5 angenähert werden. Die nicht lineare Abhängigkeit legt jedoch nicht-lineare bzw. nicht-parametrische Methoden nahe. Aufgrund der besonderen Flexibilität hat man sich in der vorliegenden Arbeit für Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) entschieden, die zur Gruppe der nicht-parametrischen Regressionsverfahren gehört und den Regressor über eine beliebige Anzahl linearer Splines bzw. Polynomzüge annähert [Frie91] [Cri07].

Daraus resultiert ein rein normalverteilter stochastischer Prozess mit dem Erwartungswert $C_{y_{t,fc}}^0$ und der bedingten Varianz $\sigma_{y_{t,fc}}^2$, jedoch ohne deterministische Einflussgrößen:

$$y_{t,err} = \underbrace{\tau_t + \phi_t^K + \phi_t^S}_{\text{det.} = 0} + \underbrace{\varepsilon_t}_{\text{stoch.}}, \text{ mit } \varepsilon \sim \mathcal{N}(C_{y_{t,fc}}^0, \sigma_{y_{t,fc}}^2) \quad (2.12)$$

Neben den Momenten der Verteilung ist die Autokorrelation eine zentrale Eigenschaft einer Zufallsvariable, die zur Beschreibung des stochastischen Prozesses

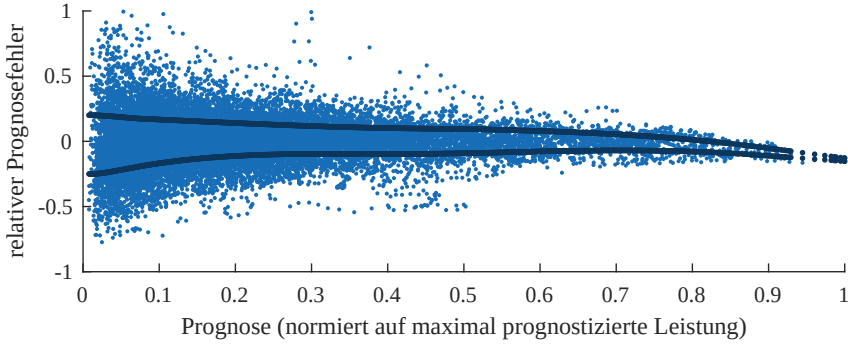


Abbildung 9: Abhängigkeit der Standardabweichung des Windprognosefehlers (dunkeblau) von der Prognosehöhe (basierend auf Daten von [EEX20])

unabhängig ist [Box13].⁽¹⁶⁾ Die Autokorrelation ρ_k^a zum Lag k bezeichnet, für diskrete Prozesse, die Selbstähnlichkeit der Realisierung einer Zufallsvariable zu sich selber k -Zeitschritte zuvor. Im vorliegenden Fall beschreibt die Autokorrelation zum Lag k die Abhängigkeit des aktuellen Prognosefehlers vom Prognosefehler vor k -Stunden. In der Literatur existieren verschiedene Schätzer für die Autokorrelation, wobei sich folgender Schätzer für die Autokorrelation bzw. die Autokovarianz $autocov_k$ etabliert hat [Jen68]:

$$\rho_k^a = \frac{autocov_k}{autocov_0}, \text{ mit } autocov_k = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T-k} (y_{t,err} - \mu)(y_{t+k,err} - \mu) \quad (2.13)$$

Die Autokorrelation der drei Untersuchungsgrößen zeigt einen exponentiell abfallenden Verlauf auf, bei Wind und PV sehr zügig, bei der Last hingegen träger (siehe Abb. 10 li.). Insbesondere der Wind-Prognosefehler zeigt im 24-Stunden-Turnus eine erhöhte Selbstähnlichkeit auf. Der exponentiell abfallende Verlauf ist vor allem dadurch beeinflusst, dass sich in der Autokorrelationsfunktion die Abhängigkeit aus dem k -ten Lag bis zum ersten Lag fortträgt. Die partielle Autokorrelation bereinigt diesen Effekt (siehe Abbildung 10 re.).⁽¹⁷⁾ Hierbei wird deutlich, dass

⁽¹⁶⁾Analog zur Autokorrelation kann über die Spektraldichte des Prozesses die gleiche Erkenntnis gezogen werden (beide sind ineinander transformierbar) [Jen68].

⁽¹⁷⁾Die partielle Autokorrelation kann aus den Yule-Walker-Gleichungen hergeleitet werden, wobei dafür zur Wahrung der Übersichtlichkeit auf Begleitliteratur verwiesen sei [Box13].

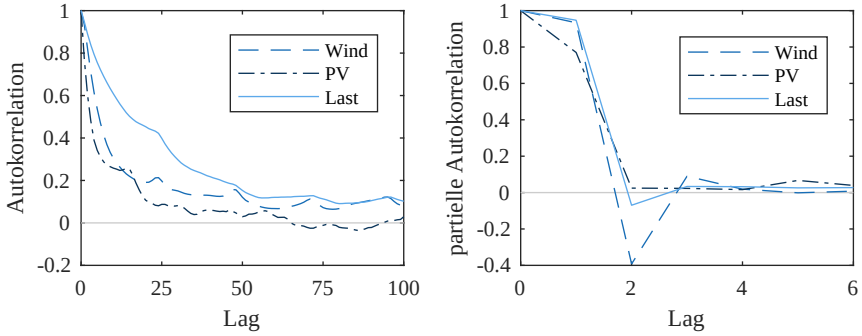


Abbildung 10: Autokorrelogramm (li.) und partielles Autokorrelogramm (re.) für Wind-, PV- und Last-Prognosefehler

vor allem die ersten 3 Lags einen signifikanten Einfluss auf den Prognosefehler haben und die dann folgenden Lags kaum noch Signifikanz aufweisen.

Alle drei Größen sind vollständig bzw. zumindest in Teilen wetterabhängig. Daher wird die Hypothese aufgestellt, dass sich z.B. unvorhergesehene Wetterereignisse in ähnlichem Maße auf die Prognosegüte von Wind, PV und Last auswirken. Die Abhängigkeit zwischen zwei Zufallsgrößen x und y , also im vorliegenden Fall zwischen den einzelnen Prognosefehlern, wird über die Korrelationskoeffizienten ausgedrückt. Diese ergibt sich aus den mittels der Standardabweichungen σ normierten Kovarianzen:

$$r_{xy} = \frac{cov_{xy}}{\sigma_x \sigma_y}, \text{ mit } cov_{xy} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T-k} (y_{t,err,x} - \mu_x)(y_{t,err,y} - \mu_y) \quad (2.14)$$

Die Korrelationsmatrix $\mathbf{R}$ aller paarweisen Korrelationskoeffizienten⁽¹⁸⁾ aus Gl. 2.15 zeigt Abhängigkeiten der Prognosefehler untereinander von lediglich ca. 2,5 % bis ca. 5,5 % [Nob19b]:

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} \rho_{W,W} & \rho_{W,P} & \rho_{W,L} \\ \rho_{P,W} & \rho_{P,P} & \rho_{P,L} \\ \rho_{L,W} & \rho_{L,P} & \rho_{L,L} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0.0249 & -0.0545 \\ 0.0249 & 1 & -0.0535 \\ -0.0545 & -0.0535 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

⁽¹⁸⁾Nomenklatur der Indizes: W entspricht Wind; P entspricht Photovoltaik; L entspricht Last

Nach gängiger Klassifizierung von Korrelationskoeffizienten lässt sich daraus schließen, dass die Prognosefehler untereinander unkorreliert sind [Coh88]. Die oben aufgestellte Hypothese muss somit verworfen werden.

Eine weitere zentrale Eigenschaft von Zeitreihen ist die Stationarität, die sich aus einem im Zeitverlauf konstanten Mittelwert und einer im Zeitverlauf konstanten Varianz zusammensetzen, wobei lediglich mindestens varianzstationäre stochastische Prozesse schwach stationär bezeichnet werden [Box13]. Die Stationarität von Zeitreihen lässt sich qualitativ durch die visuelle Auswertung von Zeitreihen, oder über statistische Tests wie z.B. dem ARCH-Test zur Untersuchung der Varianzstationarität überprüfen. Varianzstationäre Prozesse bezeichnet man als homoskedastische, und nicht varianzstationäre Prozesse als heteroskedastische Prozesse. Die stochastischen Prozesse, die aus den Größen Wind, PV, und Last geschätzt werden, sind ausnahmslos heteroskedastisch. Diese Eigenschaft hat Einfluss auf die Wahl der Methoden, mit denen die stochastischen Prozesse im Folgekapitel abgebildet werden.

2.3.4 Fazit

Die Erzeugung aus wetterabhängigen EE bzw. die Nachfrage nach Elektrizität sind ex-ante unsicher. Damit ist ein schon jetzt wesentlicher- und noch stetig wachsender Anteil der Handelsmengen am Strommarkt mit zum Teil signifikanten Unsicherheiten verbunden. Eine Verbesserung der Prognosequalität über die letzten Jahre ist nicht feststellbar. Somit lässt sich die Hypothese einer sukzessive Prognoseverbesserung statistisch nicht beweisen. Es liegt somit auch keine quantitative Grundlage vor, um dies vom heutigen Standpunkt aus für die Zukunft bzw. für Zukunftsszenarien in Strommarktmodellen zu extrapolieren. Die Prognosequalität weist darüber hinaus keine saisonalen oder sonstigen zyklischen (deterministischen) Abhängigkeiten auf und ist nur durch stochastische Eigenschaften charakterisiert. Die Prognosen am Vortag der Erbringung weichen im Mittel nur um 1,1 %-4,5 % vom tatsächlichen Dargebot respektive der tatsächlichen Nachfrage ab, die Streuung der Prognosequalität von Wind und PV ist mit einer Standardabweichung von ca. 12,4 % signifikant größer, als die der Last, die ihrerseits nur mit durchschnittlich 2,4 % um den Mittelwert streut. Die Prognosefehler sind nicht voneinander abhängig (Korrelation), aber abhängig von ihrer eigenen Vergangenheit (Autokorrelation) und weisen heteroskedastisches Verhalten auf.

Die adäquate Abbildung der Prognosefehler ist zentral für Spotmarktmodelle, da sie der wesentliche Treiber für das Geschehen am ID-Markt sind und damit

auch auf den DA-Markt zurückwirken. Prognosefehler lassen sich als komplexe stochastische Prozesse beschreiben. Solche lassen sich jedoch nicht analytisch in Optimierungsprobleme integrieren, sondern nur über Realisationen der geschätzten theoretischen Prozesse. Die dazu notwendige Monte-Carlo-Simulation führt jedoch notwendigerweise zu hochdimensionalen Realisationen der theoretischen Prozesse, deren Integration in Optimierungsprobleme für realskalige Systeme kaum handhabbar sind.

2.4 Implikationen für die Modellierung

Aus der Analyse des Spotmarkts für Elektrizität und den dort aktiven Marktteilnehmern, die geprägt sind durch großtechnische Anlagen und eine zunehmende Abhängigkeit von ex-ante unsicheren EE lassen sich die Anforderungen an ein Verfahren zur Abbildung von DA- und ID-Märkten zusammenfassend wie folgt darstellen:

- **Abbildung der Strommärkte:** Der Handel von Elektrizität findet an verschiedenen Handelsplätzen, sowohl börslich als auch außerbörslich statt. Neben dem Handel von Elektrizität mit dem Ziel physikalischer Erfüllung können auch rein finanzielle Elektrizitätsderivate gehandelt werden. Der börsliche Strom-Spotmarkt stellt jedoch den Leitmarkt für alle weiteren Märkte dar. Daraus folgt, dass die Erwartung an den Spotmarkt Implikationen für die anderen Märkte hat, nicht jedoch umgekehrt. Die Modellierung komplexer Produkte ist nicht notwendig, da diese im Allgemeinen arbitragefrei gegenüber Stundenprodukten sind. Es ist nicht notwendig, mehrere Handelsplätze modellhaft zu erfassen, obwohl diese in Realität nach dem Multi-NEMO-Abkommen in einem Markt koexistieren können, da auf den gleichen Liquiditätspool zurückgegriffen wird. Es erfolgt also technisch nur eine Markträumung. Damit ist die Reduktion des Strom-Spotmarkts auf einen auktionsbasierten Handel mit zentraler Markträumung als Modell hinreichend. Darüber hinaus folgen der DA- und der ID-Markt dem Grenzkostenprinzip, was es ermöglicht, diese Märkte über einen fundamentalen Modellierungsansatz, der die Grenzkosten aller Einzelanlagen berücksichtigt, abzubilden. Der ID-Markt ist vor allem durch ex-ante unsichere Prognoseabweichungen von EE und der elektrischen Last charakterisiert. Somit erfordert die Modellierung des ID-Markts die stochastische Abbildung dieser Prognosefehler. Die Kopplung der Strom-Spotmärkte erlaubt die implizite Berücksichtigung von Handelskapazitäten zwischen Marktgebieten in der

Markträumung, was einen signifikanten Einfluss auf die Preisbildung hat. Die korrekte modellhafte Abbildung von Strom-Spotmärkten erfordert somit zwingend eine endogene Marktkopplung. Der Regelleistungsmarkt verliert durch seine zunehmende Konvergenz zum DA-Markt an Bedeutung für die Marktteilnehmer. Die Berücksichtigung dieser Marktstufe stellt somit keinen signifikanten Mehrwert in der Abbildung von Strommärkten und dem Verhalten von Kraftwerksbetreibern dar und kann somit vernachlässigt werden.

- **Abbildung von Großkraftwerken:** Zur adäquaten Abbildung von Einsatzentscheidungen für thermische Großkraftwerke sind diskrete Entscheidungen (Ein/Aus,...) unbedingt erforderlich. Eine Relaxierung diskreter Entscheidungen beispielsweise in eine lineare Formulierung führt zu einer signifikanten Überschätzung von Flexibilität. Großkraftwerke stellen aber ein wichtiges Gegenstück beim Ausgleich von Prognosefehlern am ID-Markt dar. Eine Überschätzung der Flexibilität von Großkraftwerken führt somit zu einer Unterschätzung der Preisvolatilität am ID-Markt. Großspeicher weisen hingegen weitaus weniger technische Restriktionen auf als thermische Großkraftwerke. Sie sind jedoch zum Teil stark geprägt durch saisonale Effekte. Am effektivsten lassen sich diese Effekte für Speicher über die Nutzung von DP abbilden. Erneuerbare Energien lassen sich dynamisch (ab-)regeln, was de-facto die Vernachlässigung sämtlicher einschränkender Randbedingungen mit Ausnahme der “6-Stunden-Regel” erlaubt.
- **Berücksichtigung von Unsicherheiten:** Die Vortags-Prognosefehler von EE und der elektrischen Last sind rein stochastische Prozesse, die eine signifikante Autokorrelation und heteroskedastisches Verhalten aufweisen. Solche Prozesse lassen sich über Zeitreihenmodelle abbilden. Die Realisation der damit modellierten theoretischen Prozesse erfolgt zumeist über die Monte-Carlo-Simulation, welche ihrerseits eine hohe Zahl von Szenarien erfordert, die sich aus Komplexitätsgründen nicht in Fundamentalmodelle integrieren lassen. Daher ist eine Szenarienreduktion zwingend erforderlich.
- **Risikoverhalten von Marktakteuren:** Die Abbildung von zwei konsekutiven Marktstufen, wovon Letztere mit erheblicher Unsicherheit verbunden ist, erfordert bei der Gebotsabgabe der Marktteilnehmer eine Risikobewertung, da die Erlöse ex-ante nur abgeschätzt werden können. Ökonomische Entscheidungsträger, wie es Energiemarktteilnehmer sind, verhalten sich in der Praxis grundsätzlich risikoavers [Ber13] [Con16] [Kre18]. Risikoaversion bedeutet, dass eine sichere Rendite einer unsicheren Rendite uneingeschränkt vorgezogen wird [Eis93]. Übertragen auf das vorliegende

Entscheidungskalkül entsteht somit vor der Abgabe des Gebots am DA-Markt die Fragestellung, inwiefern z.B. ein Kraftwerksbetreiber bereit ist, Leistung an dieser Marktstufe zurückzuhalten, um am ID-Markt die zurückgehaltene Flexibilität anbieten zu können [Mor14b]. Durch eine risikoaverse Betrachtungsweise können hohe erwartete Erlöse am ID-Markt deutlich weniger interessant sein als geringere, aber sichere Erlöse am DA-Markt. Die Integration von Risikomaßen in das Entscheidungsmodell der einzelnen Marktteilnehmer ist somit essentiell.

3 Methodischer Ansatz

Das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren hat zum Ziel den Strom-Spotmarkt und das Verhalten der einzelnen Marktteilnehmer fundamental abzubilden. Die Notwendigkeit dafür ergibt sich aus der Anforderung, das Modell auf Zukunftsszenarien anzuwenden und die Wirkzusammenhänge im Energiemarkt, sowie den Einfluss veränderter Rahmenbedingungen adäquat abbilden zu können [Rat20]. Zudem folgt aus der Analyse, dass die Strom-Spotmärkte grenzkostenbasiert arbeiten. Das erlaubt die Abbildung des Akteursverhaltens am Markt über einen kostenminimierenden Optimierungsansatz. In dieses müssen Unsicherheiten adäquat integriert werden, sodass der Einfluss von Prognosefehlern auf die Marktteilnehmer korrekt abgebildet wird.

3.1 Modellierung der Prognosefehler

Die Zeitreihen der empirischen Prognosefehler werden in Abschnitt 2.3 in eine deterministische und in eine stochastische Komponente unterteilt und anschließend mit Methoden deskriptiver Statistik untersucht. Dabei werden, wie in Gleichung 2.3 definiert, stets nur normierte Prognosefehler betrachtet, damit die extrahierten Eigenschaften auf die simulierten EE- und Last-Zeitreihen der Zukunftsszenarien übertragen werden können. Zur Modellierung der stochastischen Komponente sind jedoch theoretische stochastische Prozesse erforderlich, die im Folgenden eingeführt werden. Wie in Unterabschnitt 2.3.4 erläutert, ist eine Dimensionsreduktion der resultierenden Szenarien unerlässlich. Daher erfolgt abschließend eine Übersicht über Szenarioreduktionsverfahren.

3.1.1 Zeitreihenmodellierung

Im Rahmen dieser Arbeit werden Zeitreihen von Prognosefehlern in das Optimierungsproblem integriert. Diese bestehen im Falle der Prognosefehler im Kern aus zeitdiskreten stochastischen Prozessen.

Sei x eine reelle Zufallsvariable auf einem beliebigen Wahrscheinlichkeitsraum $(\Omega, \mathcal{F}, P)$. Ω repräsentiert dabei die Menge möglicher Szenarien, $\mathcal{F}$ eine σ -Algebra über Ω und P ein assoziiertes Wahrscheinlichkeitsmaß. Stochastische Prozesse erweitern diese Zufallsvariablen um den Messraum $(S, \mathcal{S})$ und die Indexmenge $I \subset \mathcal{N}_0$ zu

$$X_t : \Omega \rightarrow S, t \in I. \quad (3.1)$$

Die trivialste Realisation eines stochastischen Prozesses ist weißes Rauschen, also die Realisation stochastisch unabhängiger Zufallsvariablen. Dies geschieht durch die Monte-Carlo-Simulation, die über einen Zufallszahlengenerator stochastisch unabhängige, meist gleichverteilte Zahlen zieht, die im Anschluss in beliebige Verteilungen transformiert werden können. Wenn das Zufallsexperiment durch die Monte-Carlo-Simulation ausreichend oft durchgeführt wird, konvergiert die Menge der Realisationen gegen die theoretische Verteilung bzw. der abzubildenden epistemischen Verteilung der Grundgesamtheit [Ave12]. Oft weisen Zufallsprozesse doch stochastische Abhängigkeiten auf wie Markov- oder Martingal-Eigenschaften [Mei05]. Die Prognosefehlerzeitreihen weisen durch ihre (partielle) Autokorrelation (siehe Abschnitt 2.3) verallgemeinerte Markov-Eigenschaften auf. Die etablierteste Methode der Ökonometrie zur Abbildung dieser Eigenschaft sind Autoregressive-Moving-Average (ARMA) Modelle [Ast11].

ARMA-Modelle

ARMA-Modelle bestehen aus einer additiven Verknüpfung eines autoregressiven Terms (AR), der die Abhängigkeit des aktuellen Werts von seiner Vergangenheit abbildet und einem gleitenden Mittel (MA), der die Autokorrelation der Modellresiduen abbildet:

$$\varepsilon_t = \mu^\varepsilon + \underbrace{\sum_{p=1}^P \xi_p^{AR} \varepsilon_{t-p, err}}_{\text{AR-Term}} + \underbrace{\sum_{q=1}^Q \xi_q^{MA} u_{t-q}}_{\text{MA-Term}} + u_t, u \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{y_{t,fc}}^2). \quad (3.2)$$

Die Schätzung des Modells erfolgt in der Regel über Maximum-Likelihood oder Bayessche Ansätze [Box13]. Hierzu muss a priori die Modellordnung, also die Anzahl der AR- (P) bzw. der MA-Parameter (Q), festgelegt werden. Dies kann über die Autokorrelationsfunktion (ACF) und die partielle Autokorrelationsfunktion (PACF) erfolgen (siehe Tabelle 3.1). Dabei ist das Gesetz der Sparsamkeit zu befolgen, das eine möglichst geringe Modellordnung empfiehlt [Box13]. Im

Tabelle 3.1: Bestimmung der Modellordnung von ARMA-Modellen nach [Ast11]

Modell	ACF	PACF
weißes Rauschen	keine (partielle) Autokorrelation	
MA(1)	Lag 1 signifikant	abfallende Amplitude
AR(1)	abfallende Amplitude	Lag 1 signifikant
ARMA(1,1)	Lag 1 signifikant, anschließend abfallende Amplitude	
ARMA(P,Q)	Lag 1-P/Q signifikant, anschließend abfallende Amplitude	

Gegensatz zu einer solchen manuellen Bestimmung der Modellordnung, kann dies auch über Informationskriterien erfolgen. Informationskriterien bieten die Möglichkeit, die Güte eines Modells quantitativ zu bewerten. So können Modelle mit unterschiedlichen Modellordnungen geschätzt und miteinander verglichen werden. Das Modell mit dem geringsten Wert für das Informationskriterium ist dabei allen anderen Modellordnungen überlegen. Häufig verwendete Maße sind das Akaike Informationskriterium (AIC)

$$AIC = n \cdot \log(\hat{\sigma}^2) + 2 \cdot (P + Q) \quad (3.3)$$

und das Schwartz-Bayes-Informationskriterium (SBC) [Fah13]:

$$SBC = n \cdot \log(\hat{\sigma}^2) + \log(n) \cdot (P + Q) \quad (3.4)$$

Die Güte wird bestimmt durch die mit dem Stichprobenumfang n gewichtete Störtermvarianz $\hat{\sigma}^2$ aus der Schätzung, die im Fall des AIC mit der zweifachen Anzahl der Parameter $P + Q$ pönalisiert wird. Das SBC pönalisiert den Strafterm durch $\log(n)$ die Wahl der Modellordnung stärker als das AIC, es vermeidet somit Überanpassung und zieht folglich parametersparsame Modelle vor [Sch78]. Neben dem Informationskriterium ist entscheidend, dass das geschätzte ARMA-Modell die Autokorrelation des Prozesses vollständig abbildet, die Modellresiduen also frei von Autokorrelation sind und weißem Rauschen entsprechen. Dies kann zum einen durch den Ljung-Box-Portmanteau-Test

$$Q_{LB} = n(n+2) \sum_{l=1}^K \frac{1}{T-l} \rho_l^{a^2}(u_{l,res}) \quad (3.5)$$

festgestellt werden, der auf Autokorrelationsfreiheit der Residuen prüft, wobei K der Anzahl der zu testenden Autokorrelationen entspricht und ρ_l der Auto-

korrelationsfunktion der ARMA-Residuen u_t [Lju78]. Zum anderen muss $u_{t,res}$ varianzstationär sein und darf keine bedingte Varianz aufweisen. Für die Definition der Teststatistik, der ARCH-Test sei an dieser Stelle auf die Literatur verwiesen [Eng82].

GARCH-Modelle

Wenn die Modellresiduen des geschätzten ARMA-Modells eine bedingte Varianz aufweisen, also heteroskedastisch sind, dann lässt sich diese Eigenschaft durch ARCH- bzw. allgemeiner und flexibler durch GARCH-Modelle modellieren [Bol86]. Sei $\mathcal{F}_{t-1}$ eine σ -Algebra der Variablen $\{u_s; s \leq t-1\}$, dann ist ein GARCH(R,S) Prozess definiert durch [Bol86]:

$$u_t \mid \mathcal{F}_{t-1} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_t^2), \quad (3.6)$$

mit

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{r=1}^R \psi_r^{AR} u_{t-r, err}^2 + \sum_{s=1}^S \psi_s^{\sigma} \sigma_{t-s}^2. \quad (3.7)$$

Integration von Kreuzkorrelationen in Zeitreihenmodelle

Die eingeführten Zeitreihenmodelle eignen sich, um univariate Prozesse, also z.B. Prognosefehlerzeitreihen ohne Abhängigkeiten untereinander, zu modellieren. Für ARMA-Modelle wurde der Ansatz weiterentwickelt zu vektorautoregressiven Modellen (VAR), die es ermöglichen modellendogen multivariate Prozesse, also z.B. Prognosezeitreihen, die untereinander Abhängigkeiten aufweisen, abzubilden [Ast11]. Abgesehen von der Modellierung über VAR lassen sich lineare Abhängigkeiten über die Cholesky-Faktorisierung berücksichtigen. Dazu werden zunächst unkorrelierte Zufallsvariablen mit der cholesky-faktorierten Korrelationsmatrix $\mathbf{R}$ der Ursprungsprozesse bzw. ihrer Kovarianzmatrix multipliziert und so der lineare Zusammenhang auf die vorher unkorrelierten Zufallsvariablen übertragen [Mei05]. Darüber hinaus lässt sich eine etwaige Multikollinearität zwischen stochastischen Prozessen über die Hauptkomponentenanalyse (engl.: Principal Component Analysis; PCA) auflösen. Anschließend können einzelne dann unkorrelierte Faktorladungen der transformierten multivariaten Ursprungsverteilungen über die Monte-Carlo-Simulation abgebildet und schließlich über die ermittelten Hauptkomponenten wieder korreliert werden [Sch11].

3.1.2 Reduktionsverfahren

Die Nutzung der Monte-Carlo-Simulation führt verfahrensbedingt zu einer sehr hohen Anzahl, typischerweise im Bereich einiger Tausend, gleichwahrscheinlicher Szenarien, um eine ausreichend genaue Abbildung der Ursprungsverteilung zu gewährleisten. Die Integration solcher Szenarien in ein Optimierungsmodell führt schnell zu nicht mehr lösbaren Problemen. Daher ist es unumgänglich, eine Dimensionsreduktion der generierten Szenarien um mehrere Größenordnungen durchzuführen. Ziel der dafür verwendeten Reduktionsverfahren ist Datenredundanzen zu entfernen und damit weniger wichtige Informationen zu entfernen, ohne aber den Erklärungsgehalt der resultierenden Daten zu stark zu beschränken. Für die in dieser Arbeit verwendeten Zeitreihen ist es dabei wichtig, dass die Zeitreihen weiterhin die Momente der Ursprungsverteilung beibehalten, aber auch, dass die Eigenschaften (Autoregressivität, Heteroskedastizität usw.) erhalten bleiben. Man unterscheidet in der Literatur zwischen Szenarioreduktionsverfahren (SR) und Clusteranalyseverfahren (CV), die beide entweder möglichst homogene Szenarien zusammenfassen (ähnlichkeitsbasiert) bzw. Gruppen erstellen, die untereinander möglichst heterogen sind (distanzbasiert) [Bac16].

Bei der Szenarioreduktion werden fortlaufend Szenariopaare zusammengefasst. Anschließend wird eines der beiden Szenarien eliminiert und dessen Wahrscheinlichkeit dem jeweils anderen Szenario zugeschlagen. Die Identifikation der Ähnlichkeit zweier Szenarien erfolgt dabei über Distanzmaße. Üblicherweise sind dies Minkowski-Metriken bzw. L-Normen [Bac16]. Szenarioreduktionsverfahren werden in Vorwärtsauswahl- (V-SR) und Rückwärtsreduktionsalgorithmus (R-SR) klassifiziert. Vorwärtsauswahlreduktion ist jedoch insbesondere bei besonders starker Kompression, wie für den vorliegenden Fall nötig, dem Rückwärtsreduktionsalgorithmus hinsichtlich seiner Abbildungsgüte überlegen [Dup03].

Neben Szenarioreduktionsalgorithmen können auch Methoden der Clusteranalyse verwendet werden, um eine Dimensionsreduktion der Prognosefehlerszenarien zu erreichen. Differenziert werden Clusteranalyseverfahren insbesondere über das Proximitätsmaß, das die Szenarien gruppiert. Sie lassen sich in partitionierende (P-CV) bzw. hierarchische agglomerative Clusterverfahren (HA-CV) – Zusammenfassen homogener Szenarien, oder in hierarchisch divisive Clusterverfahren (HD-CV) gruppieren.

Alle genannten Reduktionsverfahren lassen sich im vorliegenden Anwendungsfall vor allem hinsichtlich ihrer Anwendbarkeit auf eine besonders starke Kompression, wie in Tabelle 3.2 dargestellt, differenzieren.

Tabelle 3.2: Differenzierung der Reduktionsverfahrens hinsichtlich ihrer Kompressionsgüte [Thi20]

	ähnlichkeitsbasiert			distanzbasiert	
	P-CV	HA-CV	R-SR	HD-CV	V-SR
Güte bei hoher Szenarioreduktion	hoch	mittel	mittel	niedrig	mittel

3.2 Mathematische Optimierung

Die Basis für die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Spot-Strommarktmodelle bilden verschiedene Klassen linearer Optimierungsmodelle (LP/MIP) und die dynamische Programmierung (DP). Im Folgenden werden die grundlegenden Aspekte dieser Verfahren erläutert. Neben den Methoden der mathematischen Optimierung finden Meta-Heuristiken häufig Einsatz bei der Modellierung von Energiesystemen. Aufgrund der fehlenden Optimalitätsgarantie und der massiven Abhängigkeit der Lösungsgüte von der Parametrierung wird in dieser Arbeit Abstand von diesen Verfahren genommen. Dementsprechend entfällt im Folgenden eine detaillierte Beschreibung von Meta-Heuristiken [Moe08].

3.2.1 Lineare Programme

Lineare Programme werden in ihrer allgemeinen Form durch ein zu minimierendes Zielfunktional beschrieben, das durch Gleichungen bzw. Ungleichungen beschränkt wird:

$$\min_x c^T x \quad (3.8)$$

$$\text{s.t. } Ax \leq b \quad (3.9)$$

$$x \geq 0 \quad (3.10)$$

$$c, x \in \mathbb{R}^n, b \in \mathbb{R}^m, A \in \mathbb{R}^{m \times n}$$

Das Zielfunktional in Gl. 3.8 kann grundsätzlich entweder maximiert oder minimiert werden und besteht aus dem Lösungsvektor der kontinuierlichen Entscheidungsvariablen $x = (x_1, \dots, x_n)^T$, die skalar mit dem Vektor der linearen Zielfunktionskoeffizienten $c^T = (c_1, \dots, c_n)$ multipliziert werden. Der zulässige Lösungs-

raum des Lösungsvektors x wird dabei durch diverse lineare Ungleichungen 3.9 und die Nichtnegativitätsbedingung 3.10 aufgespannt. Die Koeffizientenmatrix $A = (a_{i,j})_{i=1,\dots,m, j=1,\dots,n}$ bildet zusammen mit dem Vektor $b = (b_1, \dots, b_m)^T$ die m Nebenbedingungen des linearen Programms. Gleichheitsnebenbedingungen lassen sich trivial über $Ax = b \Leftrightarrow Ax \leq b \wedge -Ax \leq -b$ auf die oben dargestellte Standardform mit Ungleichheitsnebenbedingungen bringen.

Auf diese Weise ergibt sich der Lösungsraum des obigen Modells zu $X := \{x \in \mathbb{R}^n | Ax \leq b, x \geq 0\}$, wobei ein Wert $x \in X$ als zulässige Lösung bezeichnet wird. Die Menge aller zulässigen Lösungen ist im topologischen Sinne abgeschlossen und konvex. Ist die Menge X zusätzlich beschränkt, so nennt man sie einen konvexen Polyeder und die optimale Lösung befindet sich in einem Eckpunkt dieses Polyeders, sofern es nicht-leer ist. Populäre Lösungsalgorithmen für solche Probleme sind das (duale) Simplexverfahren und Interior-Point-Methoden. [Zim08]

Es existiert eine Vielzahl von effizienten Implementierungen dieser Lösungsalgorithmen. Im Rahmen dieser Arbeit wird dabei hauptsächlich auf die kommerziellen Solver IBM ILOG CPLEX Optimization Studio und Gurobi zurückgegriffen.

3.2.2 Dualitätstheorie

Jedem linearen Problem kann ein sogenanntes duales Problem zugeordnet werden. Zwischen diesem und dem ursprünglichen primalen Problem bestehen bestimmte Zusammenhänge, die unter anderem für alternative LP-Lösungsmethoden oder für Zerlegungsverfahren ausgenutzt werden können [Zim08]. Für das primale Problem nach Gleichungen 3.8-3.10 ergibt sich konkret folgendes duales lineares Programm:

$$\max_{\lambda} \quad \lambda^T b \quad (3.11)$$

$$\text{s.t. } \lambda^T A \geq c^T \quad (3.12)$$

$$b, \lambda \in \mathbb{R}^m, c \in \mathbb{R}^n, A \in \mathbb{R}^{m \times n}$$

Den ursprünglichen m Nebenbedingungen wird jeweils eine Dualvariable $\lambda_i, i = 1, \dots, m$ zugeordnet. Ebenso wird den ursprünglichen n primalen Variablen eine Nebenbedingung im dualen Problem zugeordnet. Zusätzlich werden der primale Zielfunktionskoeffizient c und der Vektor der rechten Seite b getauscht. Die Koeffizienten der Nebenbedingungsmatrix A bleiben erhalten, es ändert sich lediglich deren Multiplikationsreihenfolge.

Sei x' eine zulässige primale Lösung und λ' eine zulässige duale Lösung, gilt zwischen den jeweiligen Zielfunktionswerten folgender Zusammenhang, der als Satz der schwachen Dualität bezeichnet wird.

$$c^T x' \geq \lambda'^T b \quad (3.13)$$

Der duale Zielfunktionswert stellt immer eine untere Schranke für den optimalen primalen Zielfunktionswert dar. Für lineare Programme lässt sich diese Aussage im Satz der starken Dualität erweitern. Dieser besagt, dass, sofern eines der beiden LPs eine Optimallösung hat, auch das jeweils andere eine optimale Lösung hat und die optimalen Zielfunktionswerte übereinstimmen. Mit den optimalen Lösungen x^* und λ^* gilt also:

$$c^T x^* = \lambda^{*T} b \quad (3.14)$$

Die Dualitätstheorie ist sowohl für zahlreiche Lösungsalgorithmen von Optimierungsproblemen notwendig als auch für die Anwendung von mathematischen Zerlegungsverfahren. Zudem lässt sich die duale Variable einer Nebenbedingung als Schattenpreis dieser Nebenbedingung interpretieren. Die Dualvariable λ_i gibt konkret den marginalen Einfluss auf die Veränderung des primalen Zielfunktionswerts bei einer infinitesimalen Erhöhung der rechten Seite b_i wieder.

3.2.3 Gemischt-ganzzahlige lineare Programme

Wenn der Wertebereich einer Teilmenge von Entscheidungsvariablen zusätzlich auf nur ganzzahlige Werte, oder gar binäre Werte im LP 3.8-3.10 eingeschränkt ist, dann nennt man dieses Optimierungsproblem MIP. Mit der Diskretisierung des Lösungsraums eines MIP geht im Allgemeinen ein Konvexitätsverlust einher, was die Lösung mittels des Simplexalgorithmus unmöglich macht. Daher werden komplexere und laufzeitintensivere Lösungsalgorithmen wie Entscheidungsbaum- und Schnittebenenverfahren benötigt [Kal13].

3.2.4 Dynamische Programmierung

Eine weitere Methode zur Lösung von Optimierungsproblemen ist die DP. Sie formuliert das Optimierungsproblem als graphentheoretisches Problem, in dem der kürzeste Weg durch den Graphen bestimmt wird. Die Knoten des Graphen sind Zustände und die Kantendistanzen bzw. die Kantengewichte stellen Kosten für den Zustandswechsel dar. Probleme in Energiesystemmodellen, die als

DP formuliert werden, gehören zur Klasse der Directed Acyclic Graphs (DAG). Sie erfordert somit die vollständige Diskretisierung der Entscheidungsvariablen aus Gleichung 3.8. Ebenso müssen die Nebenbedingungen derart reformuliert werden, dass die Kanten zwischen den Zuständen die entsprechenden Restriktionen diskret abbilden. Der Entscheidungsprozess des Zustandswechsels erfolgt sequentiell. Das Bellmansche Optimalitätsprinzip garantiert dabei, dass die Optimallösung sequentiell über die optimale Entscheidung des Teilproblems gefunden werden kann [Bel57]. Effiziente Realisierungen für DPs bieten generell der Dijkstra-Algorithmus (nur mit positiven Kantengewichten anwendbar) und der Bellman-Ford-Algorithmus [Dre77] [Cor01] [Sni06], für DAG ist jedoch grundsätzlich die topologische Sortierung aus Komplexitätsgründen überlegen [Ste07]. Die Lösung von Optimierungsproblemen mittels dynamischer Programmierung ist oftmals wesentlich schneller als mittels linearer Programmierung [Zim08]. Der Arbeitsspeicherbedarf, der direkt an die Anzahl der Zustände gekoppelt ist, steigt, je nach Auflösung und Anzahl von Nebenbedingungen, für realskalige Problemgrößen schnell in nicht mehr handhabbare Größenordnungen [Woo13].

3.2.5 Stochastische Programmierung

Die Integration von ex-ante unsicheren Prognosefehlern in ein Optimierungsmodell erfordert die Nutzung von Methoden der stochastischen Optimierung. Diese formuliert den Entscheidungsprozess als mehrstufiges Entscheidungsproblem. Anders als in der klassischen Optimierung, wo alle Daten des Problems a priori bekannt sind, unterliegt in der stochastischen Optimierung ein Teil der Daten unsicheren Einflüssen. Die Menge dieser unsicheren Parameter wird im Folgenden mit ξ bezeichnet. Da die konkrete Realisierung der Parameter einen Zufallsprozess darstellt, kann zum Zeitpunkt der Entscheidung nur eine Aussage über deren Wahrscheinlichkeitsverteilung getroffen werden [Bir11]. Der Zufallsprozess wird mathematisch durch eine Menge Ω möglicher Ergebnisse beziehungsweise Szenarien approximiert. Diese Menge kann sowohl kontinuierlich als auch diskret sein. Abhängig von einem elementaren Ereignis $\omega \in \Omega$ ergibt sich dann eine konkrete Realisierung der stochastischen Parameter, d.h. $\xi = \xi(\omega)$.

Die einfachste Form stochastische Optimierungsprobleme stellen zweistufige lineare Programme mit fixem Rekurs (siehe unten) dar. Auch für diese Problemklasse gelten zunächst die in den vorherigen Kapiteln beschriebenen Zusammenhänge allgemeiner linearer Programme. Zusätzlich lassen sich nun aber die Entscheidungsvariablen aufgrund der probabilistischen Problemstruktur in zwei Klassen einteilen [Con10]:

- First-Stage-Entscheidungen müssen vor der Realisierung der unsicheren Parameter getroffen werden ("here-and-now"). In der folgenden Notation wird der zugehörige Entscheidungsvektor mit x bezeichnet.
- Second-Stage-Entscheidungen werden nach Ausgang des Zufallsprozesses getroffen ("wait-and-see"), sie sind also szenariospezifisch. Der zugehörige Entscheidungsvektor y hängt dabei einerseits von den realisierten stochastischen Parametern $\xi(\omega)$ ab, andererseits von den bereits getroffenen Entscheidungen $y_\omega = y(\omega, x)$ der First-Stage ab (siehe Abbildung 11).

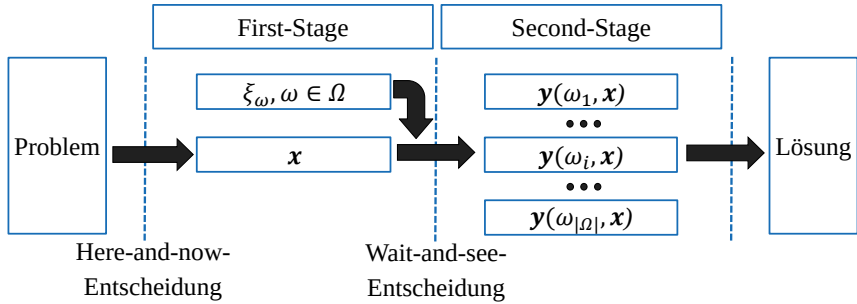


Abbildung 11: Entscheidungsfindung in zweistufigen stochastischen Programmen

Lässt sich der Ergebnisraum Ω durch eine diskrete und kompakte Menge, also durch endlich viele verschiedene Szenarien abbilden, kann das Optimierungsproblem in sein deterministisches Äquivalent überführt werden. Die sukzessive Entscheidungsfindung kann dabei so modelliert werden, dass die Entscheidungsvariablen der beiden Stufen gleichzeitig gelöst werden. Dazu wird für jede mögliche Szenarienrealisierung $\omega \in \Omega$ eine separate Kopie der Second-Stage-Variablen y_ω angelegt. In seiner extensiven Form kann das zweistufige lineare Programm durch die folgenden Gleichungen beschrieben werden [Bir11]:

$$\min_{x, y_\omega} z = c^T x + \sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega q_\omega^T y_\omega \quad (3.15)$$

$$\text{s.t.} \quad Ax = b \quad (3.16)$$

$$T_\omega x + W y_\omega = h_\omega \quad (3.17)$$

$$x \geq 0, y_\omega \geq 0, \omega \in \Omega \quad (3.18)$$

In der obigen Notation ist die Menge der unsicheren Parameter gegeben durch $\xi_\omega = (q_\omega, T_\omega, h_\omega)$, die Eintrittswahrscheinlichkeit des Szenarios ω ist gegeben durch π_ω , wobei $\sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega = 1$. Die Zielfunktion 3.15 besteht aus einem First-Stage-Anteil und einem Second-Stage-Anteil, wobei letzterer durch die Gewichtung mit der Eintrittswahrscheinlichkeit als Erwartungswert über alle Szenarien optimiert wird. Gleichung 3.16 repräsentiert die Nebenbedingungen der First-Stage, die Rekursmatrix W und der Bedarfsvektor h_ω bilden in Gleichung 3.17 die Restriktionen der Second-Stage ab. Da der durch W abgebildete Rekurs unabhängig vom jeweiligen Szenario ist, spricht man in diesem Zusammenhang von einem fixen Rekurs. Die Kopplung auf die bereits getroffenen Entscheidungen x der First-Stage erfolgt mittels der Technologiematrix T_ω . Auf diese Weise wird eine sukzessive Entscheidungsfindung modelliert, ohne diese explizit anzuwenden. Im Folgenden wird die lineare Programmierung bzw. die gemischt-ganzzahlige lineare Programmierung zur Formulierung und Lösung des stochastischen Problems verwendet. Grundsätzlich ist auch eine Formulierung als dynamisches Programm möglich, jedoch ist dieses für die hier entwickelte Problemklasse durch den immensen Arbeitsspeicherbedarf trotz der Nutzung eines Großrechners nicht darstellbar [Pac11].

3.3 Risikomanagement

In Unterabschnitt 3.2.5 wird die Berücksichtigung von Unsicherheiten in Optimierungsproblemen durch stochastische Programmierung eingeführt. Mit

$$f_\omega(x) = c^T x + \min_{y_\omega} \{q_{\omega, y_\omega}^T | T_\omega x + W y_\omega = h_\omega, y_\omega \in Y\} \quad (3.19)$$

können dort definierten Gleichungen 3.15-3.18 auch kompakt in der Form

$$\min_x \{\mathbb{E}_\omega [f_\omega(x)] | x \in X, \forall \omega \in \Omega\}, \quad (3.20)$$

also als Optimierung des Erwartungswerts $\mathbb{E}$ der Kostenfunktion $f(x, \omega)$ interpretiert werden [Con10]. Nachteilig an der alleinigen Fokussierung auf den Erwartungswert ist, dass keinerlei Informationen bezüglich des Risikos der einzelnen Szenarien in die Entscheidungsfindung mit einbezogen werden, sondern alle Szenarien risikoneutral berücksichtigt werden. In Realität ist das Risikoverhalten von Entscheidungsträgern jedoch risikoavers (siehe Unterabschnitt 2.3.4), weshalb in Abbildung 12 das Konzept des Risikos plakativ dargestellt wird. Beide Rendite-

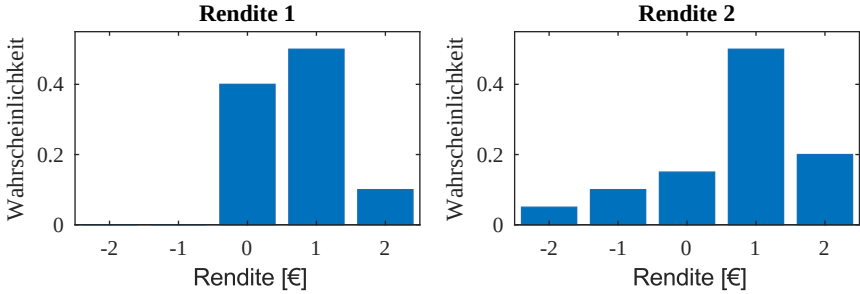


Abbildung 12: Renditeverteilungen mit gleichem Erwartungswert, jedoch geringerem (li.) bzw. höherem Risiko (re.), eigene Darstellung basierend auf [Con10]

verteilungsdichten weisen den gleichen Erwartungswert bei 0,7 Euro auf, eine risikoneutrale Optimierung ließe somit eine Differenzierung zwischen beiden Verteilungen nicht zu. Das zweite Szenario weist jedoch eine Wahrscheinlichkeit von 15 % auf, dass es eine negative Rendite gibt, im ersten Szenario ist die Wahrscheinlichkeit einer negativen Rendite hingegen 0 %. Daher würde ein risikoaverser Investor Rendite 1 ggü. Rendite 2 bevorzugen. Der Funktionalzusammenhang zwischen dem Risiko und der Rendite eines Portfolios lässt sich über Risikomaße $r_\omega \{f(x, \omega)\}$ abbilden. Risikomaße können entweder über die Integration in die Zielfunktion

$$\min_x \{ \mathbb{E}_\omega [f_\omega(x)] - \beta r_\omega [f_\omega(x)] \mid x \in X \}, \quad (3.21)$$

oder aber als Nebenbedingung in einem Optimierungsproblem

$$\min_x \{ \mathbb{E}_\omega [f_\omega(x)] \mid r_\omega [f_\omega(x)] \leq \delta, x \in X \} \quad (3.22)$$

Berücksichtigung finden. Dabei entspricht $\beta \in [0, \infty)$ der Gewichtung des Risikomaßes r_ω in Gl. 3.21 in der Zielfunktion, wobei das Risikomaß für $\beta = 0$ vernachlässigt wird, zudem steigt die Relevanz des Risikomaßes mit steigendem β . Analog dazu gibt δ die obere Schranke für die Risikobereitschaft in Gl. 3.22 an. Hier ist die Beziehung jedoch umgekehrt. Die Lösung der Optimierungsprobleme für ein gegebenes β/δ liefert Effizienzpunkte, eine Lösung mit höherer erwarteter Rendite ist ceteris paribus nicht erreichbar [Mar59]. Die Variation des Risikoparameters liefert die Effizienzgrenze, wobei die in Abbildung 13 dargestellte Effizienzgrenze aus einer endlichen Menge von Effizienzpunkten besteht und nicht notwendigerweise konvex oder konkav ist [Con10].

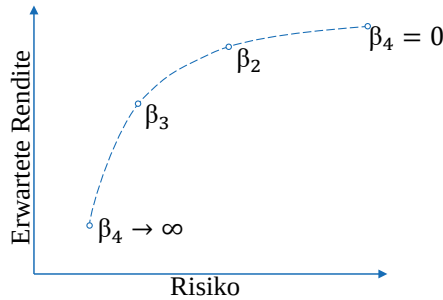


Abbildung 13: Exemplarische Effizienzgrenze (eigene Darstellung auf Basis [Con10])

3.3.1 Mean-Variance

Eine Methode das Risiko einer Kostenverteilung in einem Optimierungsproblem nach Gleichung 3.21 zu integrieren, besteht in der Berücksichtigung der Streuung der Kosten, repräsentiert über die Varianz bzw. die mittlere quadrierte Abweichung, als Risikomaß in der Zielfunktion:

$$\min_{x, \omega} \mathbb{E}_{\omega} \{f_{\omega}(x)\} - \beta \mathbb{E}_{\omega} \left\{ (f_{\omega}(x) - \varepsilon_{\omega} \{f_{\omega}(x)\})^2 \right\} \quad (3.23)$$

Dabei handelt es sich um ein über viele Jahrzehnte im Rahmen der durch Markowitz begründeten modernen Portfoliotheorie etablierten Verfahrens [Mar59]. Die Abweichungen vom Erwartungswert werden dabei symmetrisch in die Risikobewertung einbezogen, was der zentrale Nachteil dieser Methode ist. Konkret führt das dazu, dass bei einer Reduktion der Varianz der Kostenverteilung sowohl das Risiko (Abweichungen vom Erwartungswert nach oben), aber auch jegliche Potenziale (Kosten, die geringer sind als der Erwartungswert) minimiert werden.

3.3.2 Value-at-Risk

Ein vor allem im Bereich des Investmentbankings verbreitetes Risikomaß ist der Value-at-Risk (VaR) [Kre18]. Formal ist der VaR wie folgt definiert:

$$\text{VaR}^{\alpha}(x) = \max \{ \psi^{\text{VaR}} : P(\omega | f_{\omega}(x) < \psi^{\text{VaR}}) \leq 1 - \alpha \}, \forall \alpha \in (0, 1) \quad (3.24)$$

Der Parameter α ist dabei ein frei zu definierendes Konfidenzniveau, womit sich der VaR^α genau zu dem α -Quantil der zu X gehörigen Verteilungsfunktion ergibt. Für den Anwendungsfall der Kostenminimierung aus Gleichung 3.21 bezeichne die Zufallsvariable X die entstehenden Kosten in Abhängigkeit vom realisierten Szenario $\omega \in \Omega$. Der VaR^α stellt dann die Kostenschwelle dar, die auch in $100 \cdot (1 - \alpha) \%$ der schlechtesten Fälle nicht überschritten werden (siehe exemplarisch Abbildung 14).

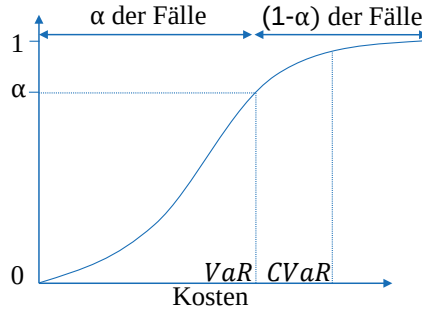


Abbildung 14: Beispielhafte Kostenverteilungsfunktion mit VaR und CVaR

Der VaR^α kann durch die Erweiterung des Optimierungsproblems aus Gl. 3.15-3.18 um eine Reihe von Nebenbedingungen in das Problem integriert werden, wobei der Term r_ω des Risikomaßes aus Gl. 3.21 durch die Entscheidungsvariable ψ^{VaR} ersetzt wird, die den VaR^α ergibt:

$$\min_x \{ \mathbb{E}_\omega [f_\omega(x)] - \beta \psi^{VaR} \}, \quad (3.25)$$

Diese Variable wird neben den Restriktionen aus 3.16-3.18 durch die folgenden Nebenbedingungen beschränkt:

$$\sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega \zeta_\omega \leq 1 - \alpha \quad (3.26)$$

$$\psi^{VaR} - (c^T x + q_\omega^T y_\omega) \leq M \zeta_\omega, \forall \omega \in \Omega \quad (3.27)$$

$$\zeta_\omega \in \{0, 1\}, \forall \omega \in \Omega \quad (3.28)$$

Die Entscheidungsvariable ζ_ω wird zu 1 gewählt (in allen anderen Fällen $\zeta_\omega = 0$), wenn die Kosten im Szenario ω oberhalb ψ^{VaR} liegen, wobei M einer hinreichend großen Zahl entspricht (sog. Big-M-Methode).

3.3.3 Conditional Value-at-Risk

Reale Kostenverteilungen folgen nicht notwendigerweise Normalverteilungen und enthalten häufig Kosten, die zwar sehr selten, aber besonders hoch sind. Diese sog. Tail-Risks kann der VaR^α nicht differenzieren, der VaR^α kann somit das sog. Fat-Tail-Risiko von Kostenverteilungen nicht bewerten [Hul18]. Der Conditional Value-at-Risk ($CVaR^\alpha$) oder auch Expected Shortfall bezieht diese Risiken durch die Integration des Erwartungswerts der Verteilung jenseits des VaR^α in die Risikobewertung mit ein (siehe Abbildung 14):

$$CVaR^\alpha(x) = \min \left\{ \psi^{VaR} - \frac{1}{1-\alpha} \mathbb{E}_\omega \left\{ \max \left\{ \psi^{VaR} - f_\omega(x), 0 \right\} \right\} \right\}, \forall \alpha \in (0,1) \quad (3.29)$$

Zur Integration des CVaR in 3.21 wird die Zielfunktion wie folgt erweitert:

$$\min_x \left\{ \mathbb{E}_\omega [f_\omega(x)] - \beta \left(\psi^{VaR} - \frac{1}{1-\alpha} \sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega s_\omega \right) \right\}, \quad (3.30)$$

Zusätzlich erfolgt eine Anpassung der Nebenbedingungen des VaR^α aus Gl. 3.26-3.28, wobei Gl. 3.26 entfällt und ζ_ω durch die kontinuierliche nichtnegative Variable s ersetzt wird.

$$\psi^{VaR} - (c^T x + q_{\omega,y_\omega}^T) \leq s_\omega, \forall \omega \in \Omega \quad (3.31)$$

$$s_\omega \geq 0, \forall \omega \in \Omega \quad (3.32)$$

3.3.4 Kohärenz

An Risikomaße zur Messung finanzieller Risiken haben sich einige notwendige Anforderungen etabliert, die diese als valides Risikomaß auszeichnen. Solche Risikomaße werden als kohärent bezeichnet, wobei sich diese Eigenschaft aus folgenden Axiomen zusammensetzt [Kre18] [Art99]:

1. Monotonie:

$$X \geq Y \Rightarrow r_\omega(X) \geq r_\omega(Y) \quad (3.33)$$

Höhere Kosten gehen mit einem höheren Risiko einher.

2. Subadditivität:

$$r_{\omega}(X + Y) \leq r_{\omega}(X) + r_{\omega}(Y) \quad (3.34)$$

Das Portfoliorisiko ist nicht größer als die Summe der Einzelrisiken.

3. Positive Homogenität:

$$r_{\omega}(\lambda X) = \lambda r_{\omega}(X) \quad (3.35)$$

Bei einer Vervielfachung der möglichen Kosten, kommt es zu einer proportionalen Vervielfachung des entsprechenden Risikos.

4. Translationsinvarianz:

$$r_{\omega}(X + a) = r_{\omega}(X) + a \quad (3.36)$$

Ein zusätzlicher konstanter Kostenterm a stellt einen sicheren Verlust dar. Er ist damit für das Risiko irrelevant und kann einfach addiert werden.

Sollte ein potentielles Risikomaß mindestens eines der Axiome nicht erfüllen, ist es also nicht kohärent. Bei der Anwendung kann es damit zu paradoxen Resultaten kommen und es sollte daher verworfen werden [Ace01]. Der Markowitz'sche Mean-Variance-Ansatz erfüllt allerdings die Axiome der Subadditivität und der Monotonie nicht und ist daher nicht kohärent [The01]. Der VaR^{α} erfüllt das sehr zentrale Axiom der Subadditivität nicht [Ace02].⁽¹⁾ Lediglich der $CVaR^{\alpha}$ erfüllt alle Axiome und ist damit kohärent. Vor allem die Axiome der Subadditivität und der positiven Homogenität sind im Optimierungskontext wichtig, da aus diesen Axiomen die Konvexität des Risikomaßes resultiert [Ahm06]. Dies gilt auch für den Fall einer diskreten und endlichen Szenarienmenge Ω . Dadurch eignet sich der $CVaR^{\alpha}$ gerade in der linearen Optimierung als Risikomaß.

3.4 Zerlegungsverfahren

Der Integration von vielen Szenarien in eine stochastische Optimierung steht ein exponentieller Zuwachs an Rechenzeit gegenüber [Kle72]. Schon deterministische Strommarktmodelle sind auf Großrechnern nur über eine Laufzeit von zum Teil mehreren Tagen lösbar [Rat20]. Das macht die Integration von Unsicherheiten über Szenarien in ein geschlossenes Optimierungsproblem, in dem mehrere Tausend

⁽¹⁾Der Delta-Normal-Value-at-Risk, eine Sonderform des Value-at-Risk, ist hingegen für $\alpha \geq 0,5$ subadditiv und damit kohärent [Kre18].

Kraftwerke mit detaillierten technischen Restriktionen abgebildet werden, praktisch unmöglich. Es existieren jedoch Zerlegungsverfahren, die es erlauben das Optimierungsproblem in kleinere Teilprobleme zu zerlegen und diese anschließend iterativ und zentral koordiniert zu lösen, bis das Optimum erreicht ist [Dan60]. Die Anwendbarkeit dieser Verfahren hängt dabei von der Problemstruktur ab. In der Modellierung von Energiesystemen über die mathematische Optimierung etablierte Zerlegungsverfahren sind die Lagrange-Relaxation, die Benders-Zerlegung und die Dantzig-Wolfe-Zerlegung.

3.4.1 Lagrange-Relaxation

Die Lagrange-Relaxation findet im Allgemeinen breite Anwendung im Bereich der Energiesystemoptimierung [Mir09] [Dre16] [Rat20] [Mue20]. Optimierungsprobleme müssen dazu eine durch die Gleichungen 3.37-3.40 beschreibbare Struktur aufweisen. Die Zielfunktion ist dabei additiv separabel bezüglich der einzelnen x_j , dennoch können die Teilprobleme $\min_{x_j} \{F_j(x_j) | A_j x_j = b_j, x \in \mathbb{R}_+^{n_j}\}$ zunächst nicht unabhängig voneinander gelöst werden, da sie über die Nebenbedingung 3.39 aufeinander gekoppelt sind.

$$\min_x L(x) = \sum_{j=1}^p F_j(x_j) \quad (3.37)$$

$$\text{s.t. } A_j x_j = b_j \quad (3.38)$$

$$Cx = d \quad (3.39)$$

$$x = (x_1, \dots, x_p)^T \in \mathbb{R}_+^{n_1} \times \dots \times \mathbb{R}_+^{n_p} \quad (3.40)$$

$$A_j \in \mathbb{R}^{m_j \times n_j}, b_j \in \mathbb{R}^{m_j}, C \in \mathbb{R}^{1 \times n}, d \in \mathbb{R}, n = n_1 + \dots + n_p$$

Die koppelnde Nebenbedingung 3.39 lässt sich jedoch durch eine teilweise Dualisierung des Problems über die Gewichtung mit der Dualvariable $\lambda \in \mathbb{R}$ in die Zielfunktion aufnehmen. Damit lassen sich anschließend die Teilprobleme, die sich aus der blockangularen Struktur in 3.38 ergeben voneinander separieren. Die duale Variable λ wird in diesem Zusammenhang auch als Lagrange-Multiplikator bezeichnet:

$$\min_x L(x, \lambda) = \sum_{j=1}^p F_j(x_j) - \lambda(Cx - d) \quad (3.41)$$

Für ein gegebenes λ können nun die p Teilprobleme nach Gleichung 3.42 getrennt voneinander gelöst werden und zum Gesamtzielfunktionswert $L(x, \lambda)$ aggregiert werden.

$$\min_{x_j} \left\{ F_j(x_j) - \lambda \left(C_j x_j - \frac{d}{p} \right) \mid A_j x_j = b_j, x_j \in \mathbb{R}_+^{n_j} \right\} \quad (3.42)$$

Auch bei der teilweisen Dualisierung gilt die in Unterabschnitt 3.2.2 vorgestellte schwache Dualität, d.h.:

$$L(x, \lambda) \leq L(x) \quad (3.43)$$

Der Zielfunktionswert des Lagrange-Terms $L(x, \lambda)$ bildet eine untere Schranke an den optimalen Zielfunktionswert des ursprünglichen Problems. Somit muss durch iterative Anpassung des Lagrange-Multiplikators λ eine Maximierung des Lagrange-Term bezüglich λ erfolgen:

$$\max_{\lambda} \{ \min_x L(x, \lambda) \} \quad (3.44)$$

Die Anpassung der Lagrange-Multiplikatoren erfolgt üblicherweise über Subgradientenverfahren oder Heuristiken bzw. eine Kombination aus beidem [Woo13]. Häufig wird der Lagrange-Multiplikator in diesen Verfahren iterativ über die Gewichtung des Subgradienten $(Cx - d)$ mit der Schrittweite Δ_t angepasst [Fis04]:

$$\lambda_{t+1} = \lambda_t + \Delta_t \cdot (Cx_t - d) \quad (3.45)$$

Darüber hinaus existieren zahlreiche weitere Gradientenverfahren, vor allem aus dem Bereich des maschinellen Lernens, die sich im Wesentlichen hinsichtlich ihres Konvergenzverhaltens (Geschwindigkeit und Robustheit) unterscheiden [Rud16]. Die Konvergenz des Verfahrens wird über die Minimierung der Dualitätslücke sichergestellt. Die Dualitätslücke ist dabei die Differenz aus dem Optimalwert des primalen- und des dualen Problems. Für gemischt-ganzzahlige Optimierungsprobleme in realskaligen Energiesystemmodellen kann im Allgemeinen sichergestellt werden, dass die Dualitätslücke marginal wird, wenngleich sie niemals gegen Null konvergieren kann [Woo13]. Üblicherweise bricht man das Verfahren somit ab einer relativen Dualitätslücke im unteren einstelligen Prozentbereich ab.

3.4.2 Dantzig-Wolfe-Zerlegung

Neben der Lagrange-Relaxation bietet die Dantzig-Wolfe-Zerlegung (auch Spaltenengenerierung) die Möglichkeit, Probleme der Struktur aus 3.37-3.40 entkoppelt zu lösen, jedoch mit der Einschränkung, dass das Optimierungsproblem keine

ganzzahligen-, sondern lediglich kontinuierliche Entscheidungsvariablen enthalten darf. Das in dieser Arbeit zu entwickelnde Problem enthält jedoch gemischt-ganzzahlige Bestandteile, weshalb die Dantzig-Wolfe-Zerlegung im Rahmen dieser Arbeit nicht anwendbar ist. Mittels des Branch-and-Price-Algorithmus, einer Erweiterung der Dantzig-Wolfe-Zerlegung ist eine Lösung von MIPs in den Subproblemen möglich [Sav01]. Der Algorithmus setzt an der “Branching”-Entscheidung, also im Kern eines Solvers, an. Derzeit existieren zwar Solver, die diesen Algorithmus auf generische, nicht aber jedoch auf große, insbesondere arbeitsspeicherintensive, Optimierungsprobleme anwenden können [Ber16].

3.4.3 Benders-Zerlegung

Für Probleme mit komplizierten bzw. koppelnden Variablen, die insbesondere häufig in stochastischen Optimierungsproblemen (siehe Unterabschnitt 3.2.5) auftreten, ist die Benders-Zerlegung ein populärer Zerlegungsansatz [Bir11]. Strukturelle Voraussetzung für die Anwendbarkeit dieser, auch als L-Shaped-Method bekannten Zerlegung, ist neben den über T_ω gekoppelten Variablen eine blockangulare Struktur der Nebenbedingungsmatrizen W des Optimierungsproblems [Sly69]:

$$\begin{bmatrix} A & & & \\ T_{\omega_1} & W & & \\ \vdots & & \ddots & \\ T_{\omega_N} & & & W \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y_{\omega_1} \\ \vdots \\ y_{\omega_{|\Omega|}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b \\ h_{\omega_1} \\ \vdots \\ h_{\omega_N} \end{pmatrix} \quad (3.46)$$

Außerdem dürfen die Entscheidungsvariablen der Teilprobleme nur rein kontinuierliche Entscheidungsvariablen enthalten, da für das Verfahren die Lösung der dualen Teilprobleme benötigt werden. Im Gegensatz zur Dantzig-Wolfe-Zerlegung dürfen die Entscheidungsvariablen des Masterproblems auch gemischt-ganzzahlige Entscheidungsvariablen enthalten.

Der Verfahrensablauf sieht zunächst vor, das Problem in ein Masterproblem (MP) und mehrere Subprobleme (SP) nach Gl. 3.46 zu separieren. Am Beispiel des zweistufigen Problems aus Gleichung 3.15-3.18 wird die First-Stage-Entscheidung dem Masterproblem und die Second-Stage-Entscheidung den Subproblemen zugewiesen. Wenn der Ergebnisraum Ω wie in Unterabschnitt 3.2.5 durch eine endliche Anzahl $N = |\Omega|$ möglicher Realisierungen abgebildet wird, ergeben sich genau N

Subprobleme, wobei jedes ein einzelnes diskretes Szenario $\omega \in \Omega$ repräsentiert. Das Masterproblem ergibt sich wie folgt [Bir11]:

$$\min_{x, \theta} c^T x + \theta \quad (3.47)$$

$$\text{s.t. } Ax = b \quad (3.48)$$

$$x \geq 0, \quad \theta \in \mathbb{R} \quad (3.49)$$

Die Zielfunktion 3.47 ist zunächst lediglich durch die Nebenbedingungen (3.48 und 3.49) beschränkt. Die Zielfunktion wird darüber hinaus um die Variable θ erweitert, die eine Approximation der Kosten der Second-Stage in Abhängigkeit der First-Stage-Variablen x (sog. Rekurskosten) darstellen. Das Verfahren verläuft iterativ indem zunächst das Masterproblem optimal gelöst wird, woraus sich die optimalen Werte für (x^l, θ^l) ergeben. Die Rekurskosten werden erst ab der zweiten Iteration in die Zielfunktion integriert, da sie zunächst unbeschränkt sind und ansonsten in der Lösung zu $\theta = -\infty$ gewählt würden [Bir11]. Der optimale Vektor der Entscheidungsvariablen x^l wird schließlich an die Subprobleme weitergegeben, die die zweite Stufe des stochastischen Entscheidungsprozesses für jede Szenarienausprägung $\xi_\omega = (q_\omega, T_\omega, h_\omega)$ abbilden und auf die soeben fixierten Entscheidung der ersten Stufe koppeln:

$$\min_{y_\omega} w_\omega = Q(x^l, \xi_\omega) = c^T y_\omega \quad (3.50)$$

$$\text{s.t. } W y_\omega = h_\omega - T_\omega x^l \quad (3.51)$$

$$y \geq 0 \quad (3.52)$$

Bei der Lösung der Subprobleme können folgende Fälle auftreten:

1. **Subprobleme optimal lösbar:** Wenn alle Subprobleme optimal lösbar sind wird zwischen zwei Fällen unterschieden.
 - a) **Konvergenz nicht erreicht:** Wenn das Konvergenzkriterium nicht erfüllt ist, wird dem Masterproblem eine Nebenbedingung (sog. Optimality-Cut) hinzugefügt, womit der Lösungsraum des Masterproblems beschränkt wird und in der Folgeiteration $l + 1$ eine Lösung generiert wird, die näher am Optimum liegt.
 - b) **Konvergenz erreicht:** Das Konvergenzkriterium (s.u.) ist erfüllt. Das Verfahren kann abgebrochen werden, und die optimale Lösung ist gegeben durch $(x^l, y_{\omega_1}^l, \dots, y_{\omega_N}^l)$.

2. **Subprobleme sind (teilweise) nicht lösbar:** Bei der Bestimmung der First-Stage-Lösung ist es möglich, dass ein Lösungsvektor x generiert wird, für den der Lösungsraum von $Q(x^l, \xi_\omega)$ für das gegebene x^l leer wird. In diesem Fall muss eine Nebenbedingung (sog. Feasibility-Cut) für das Masterproblem erzeugt werden, die die Lösung x^l für die nächste Iteration $l+1$ ausschließt.

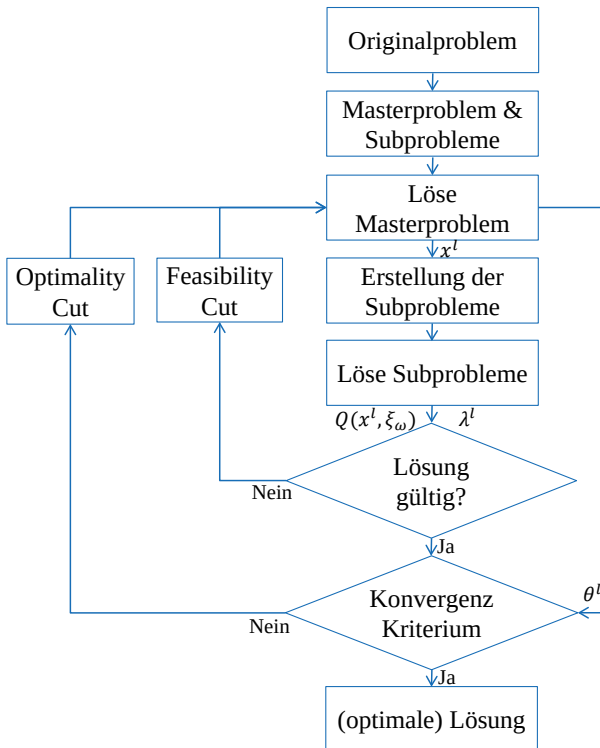


Abbildung 15: Ablauf des Benders-Algorithmus

Optimality-Cuts

Durch Optimality-Cuts lässt sich der Lösungsraum von θ in Abhängigkeit von x sukzessive einschränken. Mit θ werden die erwarteten Rekurskosten $\mathbb{E}_\omega(Q(x, \xi_\omega))$

über alle betrachteten Szenarien linear approximiert. Sie ermöglichen somit die Kommunikation zwischen dem Haupt- und dem Subproblem [Bir11]. Die Cut-Generierung erfolgt durch Nutzung der dualen Informationen der optimal gelösten Subprobleme. Sei λ_ω^l die assoziierte optimale Duallösung des Subproblems für das Szenario ω , dann gilt mit dem Satz der starken Dualität 3.14, wobei π_ω die Gewichtung der einzelnen Szenarien mit ihrer jeweiligen Wahrscheinlichkeit darstellt:

$$\sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega w_\omega^* = \sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega \lambda_\omega^{l^T} (h_\omega - T_\omega x^l) \quad (3.53)$$

Durch das Distributivgesetz und weil es sich bei den Subproblemen um Minimierungsprobleme handelt, gilt weiter:

$$\sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega w_\omega^* \geq \sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega \lambda_\omega^{l^T} h_\omega - \sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega \lambda_\omega^{l^T} T_\omega x^l \quad (3.54)$$

Um nun mit θ die erwarteten Kosten der Second-Stage abschätzen zu können, muss im Masterproblem also folgende Ungleichung eingefügt werden, die genau dem Optimality-Cut entspricht:

$$\begin{aligned} \theta &\geq e_i - E_i x \\ e_i &= \sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega \lambda_\omega^{l^T} h_\omega, \quad E_i = \sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega \lambda_\omega^{l^T} T_\omega \end{aligned} \quad (3.55)$$

In Gleichung 3.55 wird mittels der dualen Informationen aus den einzelnen Subproblemen, gewichtet mit den jeweiligen Wahrscheinlichkeiten, eine einzelne Nebenbedingung, ein sog. Single-Cut, erzeugt. Eine andere Möglichkeit der Kommunikation zwischen den Problemen bietet die Generierung von Multi-Cuts, also die explizite Erstellung von jeweils einer Nebenbedingung je Subproblem. Damit erweitert sich die Zielfunktion ebenfalls, da für jedes Subproblem ein eigenes, mit seiner Eintrittswahrscheinlichkeit gewichtetes θ_ω in die Zielfunktion des Masterproblems integriert werden muss:

$$\min_{x, \theta} z = c^T x + \sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega \theta_\omega \quad (3.56)$$

In einem Iterationsschritt wird dem Masterproblem dann für jedes Subproblem ein individueller Cut hinzugefügt:

$$\begin{aligned} \theta_\omega &\geq e_{i,\omega} - E_{i,\omega} x, \quad \omega \in \Omega \\ e_{i,\omega} &= \lambda_\omega^{l^T} h_\omega, \quad E_{i,\omega} = \lambda_\omega^{l^T} T_\omega \end{aligned} \quad (3.57)$$

Feasibility-Cuts

Die Generierung von Feasibility-Cuts im Falle eines unlösbaren Subproblems basiert auf einem analogen Dualitätskalkül. Zunächst wird dazu das nicht lösbare Subproblem um kontinuierliche, nicht-negative Schlupfvariablen für jede seiner Restriktionen erweitert, die die Nicht-Erfüllbarkeit der jeweiligen verletzten Nebenbedingung auffangen sollen. Die Zielfunktion wird dahingehend geändert, dass eine Belegung von Schlupfvariablen gesucht wird, sodass deren Summe minimal ist (Multiplikation mit dem Einheitsvektor e^T) [Bir11]:

$$Q(x^l, \xi_\omega) = \min_{y_\omega, v^+, v^-} w_\omega = e^T v^+ + e^T v^- \quad (3.58)$$

$$\text{s.t. } Wy_\omega + \mathbb{1}v^+ - \mathbb{1}v^- = h_\omega - T_\omega x^l \quad (3.59)$$

$$y, v^+, v^- \geq 0 \quad (3.60)$$

Bezeichne λ_ω^l wieder die assoziierte optimale Duallösung, so ergibt sich der Feasibility-Cut, der dem Masterproblem in der nächsten Iteration hinzugefügt wird zu:

$$\begin{aligned} 0 &\geq d_i - D_i x \\ d_i &= \lambda_\omega^{l^T} h_\omega, \quad D_i = \lambda_\omega^{l^T} T_\omega \end{aligned} \quad (3.61)$$

Konvergenzkriterium

Aufgrund der Art und Weise wie θ in den Optimality-Cuts nach Gleichung 3.55 bzw. Gleichung 3.57 definiert ist, stellt die Masterproblemlösung θ^l in jedem Iterationsschritt eine untere Schranke an den erwarteten Zielfunktionswert der Second-Stage dar [Bir11]:

$$\begin{aligned} \theta^l &\leq \mathbb{E}_\omega(Q(x^l, \xi_\omega)) \\ \text{mit } \mathbb{E}_\omega(Q(x, \xi_\omega)) &= \sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega Q(x^l, \xi_\omega) \end{aligned} \quad (3.62)$$

Formal ist daher das Abbruchkriterium im Konvergenzprozess genau dann erreicht, wenn obige Ungleichung in einer Iteration l mit Gleichheit erfüllt ist. In der Praxis kann der Benders-Algorithmus aber bereits abgebrochen werden, wenn die Lücke zwischen θ^l und $\mathbb{E}_\omega(Q(x, \xi_\omega))$, die sogenannte Konvergenzlücke, hinreichend klein ist. Die tolerierbare Konvergenzlücke ε kann dabei entweder ein absoluter Wert sein oder relativ auf die untere Schranke θ^l bezogen werden:

$$\mathbb{E}_\omega(Q(x, \xi_\omega)) - \theta^l \leq \varepsilon \quad (3.63)$$

Die Benders-Zerlegung lässt sich auch auf stochastische Probleme mit gemischt-ganzzahligen Entscheidungsvariablen anwenden, solange sich diese in der First-Stage befinden, die Variablen der Second-Stage müssen kontinuierlich sein [Sch12].

3.5 Wahl des methodischen Ansatzes

Das Gesamtverfahren wird, wie eingangs ausgeführt, sinnvollerweise mittels Methoden der mathematischen Optimierung formuliert und gelöst. Es lässt sich dabei im Systembereich durch Nutzung der Lagrange-Relaxation effizient zerlegen, so dass das Problem in zahlreiche Einzelkraftwerks-Subprobleme und einen zentralen Koordinator zerfällt [Rat20]. Das ermöglicht, die resultierenden Einzelprobleme mit unterschiedlichen Optimierungsverfahren zu lösen. Dabei bietet sich, wie in Unterabschnitt 2.3.4 ausgeführt, an, thermische Kraftwerke mittels gemischt-ganzzahliger Programmierung und hydraulische Kraftwerke mittels dynamischer Programmierung zu lösen. Die Integration eines Risikomaßes in die Optimierung erfolgt durch die Wahl des CVaRs, aufgrund der mit ihm einhergehende Kohärenz und damit auch inhärent folgenden Konvexität, sowie der Abbildung des Fat-Tail-Risikos. Dabei wird das Risikomaß in alle Subprobleme integriert, sofern sie sowohl auf dem DA-Markt, als auch auf dem ID-Markt eine Vermarktungsentscheidung treffen. Die Integration des CVaRs und des ID-Markts impliziert die Nutzung der stochastischen Optimierung für diese Kraftwerke. Dabei lassen sich die resultierenden stochastischen Subprobleme so formulieren, dass sich Optimierungsprobleme der Struktur aus Gleichung 3.46 ergeben. Somit ist es möglich, die szenariospezifischen Entscheidungen für die ID-Vermarktungsentscheidung mittels der Benders-Zerlegung von der DA-Vermarktungsentscheidung und dem CVaR zu entkoppeln.

Die Szenarien für den ID-Markt werden mittels Methoden der Zeitreihenanalyse generiert. Die sowohl autoregressive, als auch heteroskedastische Struktur ihrer stochastischen Komponente wird über ARMA-GARCH-Modelle abgebildet. Die Umsetzung der Prozesse erfolgt über die Monte-Carlo-Simulation. Im Anschluss daran erfolgt eine Dimensionsreduktion über partitionierende Clusterverfahren, die für die Aufgabe einer starken Kompression gegenüber anderen Verfahren überlegen sind.

4 Verfahrensentwicklung

Das Verfahren ist in einen mehrstufigen Prozess gegliedert. Den Kern bildet dabei eine risikoaverse, kostenminimierende Einsatzplanung von Kraftwerken im europäischen Verbundnetz. Diese nutzt Szenarien aus einer ARMA-GARCH-Simulation mit anschließender Szenariencusterung, um die Prognosefehler innerhalb der Einsatzplanung abzubilden. Der Ablauf des Verfahrens ist in Abbildung 16 dargestellt.

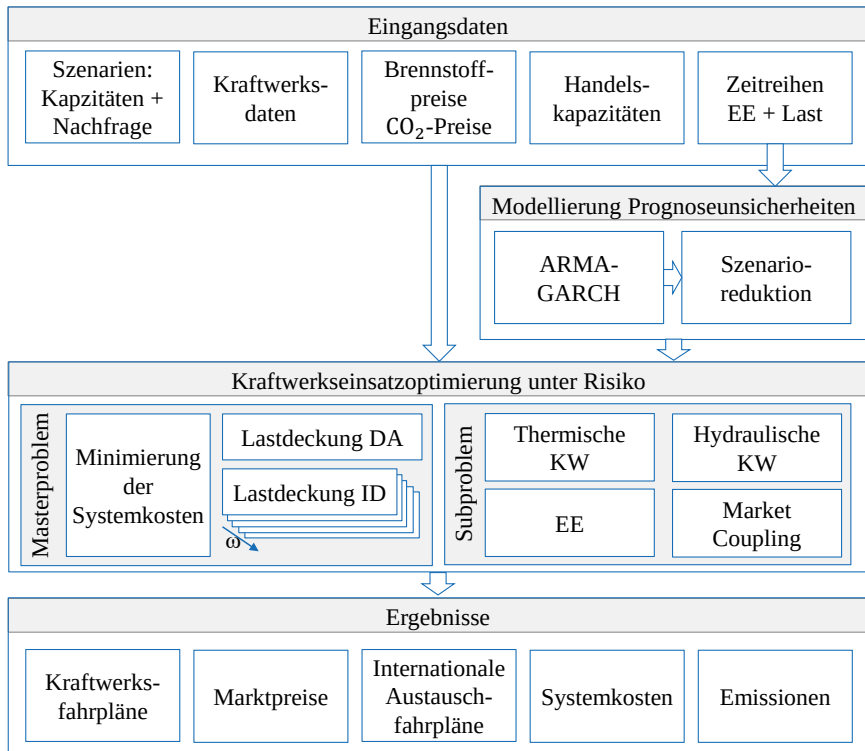


Abbildung 16: Übersicht über das Gesamtverfahren

Die Betriebsoptimierung der Einzelkraftwerke, die im Zentrum dieser Arbeit steht, soll auf Zukunftsszenarien angewendet werden. Die Zukunftsszenarien umfassen dabei Annahmen zu Erzeugungskapazitäten und elektrischer Last in den modellierten Marktgebieten – sie bilden die wesentlichen Eingangsdaten dieses Modells. Aus den aggregierten Annahmen zu den Erzeugungskapazitäten und den Informationen zu den aktuellen Kraftwerksblöcken und ihren technischen Parametern im europäischen Verbundnetz werden Annahmen zur Beschaffenheit und Verteilung von Kraftwerksblöcken in dem zu modellierenden Zukunftsszenario abgeleitet. Dazu sind darüber hinaus Annahmen zur Entwicklung von Brennstoff- und CO_2 -Preisen erforderlich. Die Kopplung der verschiedenen Marktgebiete wird über Annahmen zu den interzonalen Handelskapazitäten definiert. Dezentrale EE und die elektrischen Lasten werden nicht anlagenspezifisch abgebildet, sondern aggregiert über Zeitreihen.

Auf Grundlage dieser Zeitreihen werden Prognoseunsicherheiten für das Zukunftsszenario modelliert. Dazu werden mittels der Monte-Carlo-Simulation von ARMA-GARCH-Modellen zahlreiche relative Prognosefehler simuliert und dann durch die Anwendung von partitionierenden Clusterverfahren auf eine handhabbare Menge an Prognosefehlerzeitreihen reduziert. Durch die Multiplikation der relativen Prognosefehler mit den Prognosezeitreihen können schließlich die absoluten Prognosefehler abgebildet werden, die, jeweils additiv, verknüpft die Residuallastverteilungen für den ID-Markt darstellen.

Das Optimierungsverfahren nutzt die Eingangsdaten, um die optimalen Kraftwerksfahrpläne für thermische- und hydraulische Großkraftwerke zur Deckung der Systemlast zu bestimmen. Die Einsatzentscheidung wird dabei getroffen vor dem Hintergrund einer a priori bekannten DA-Last und einer Residuallastverteilung am ID-Markt unter Berücksichtigung risikoaversen Verhaltens der Marktteilnehmer. Die mathematische Komplexität des Modells erfordert die Nutzung verschachtelter mathematischer Zerlegungsverfahren.

Optimierungsergebnis sind die optimalen Fahrpläne aller abgebildeten Kraftwerksblöcke, sowie ihre Gebotsverteilung auf dem DA- und ID-Markt. Daraus resultieren die DA-Marktpreise bzw. die ID-Marktpreisverteilungen in den betrachteten Marktgebieten sowie die Handelsfahrpläne zwischen den Marktgebieten. Es lässt sich zusätzlich extrahieren, wie hoch die gesamt-systemischen Betriebskosten für die Bereitstellung der Elektrizität sind und welche Emissionen unter dem betrachteten Szenario resultieren.

4.1 Modellierung der Prognoseunsicherheiten

4.1.1 Modellierung der stochastischen Prozesse

Die Untersuchung der empirischen Prognosefehler, wie in Abschnitt 2.3 dargestellt, zeigt, dass weder der Wind-, der PV- noch der Last-Prognosefehler deterministische Komponenten im Sinne der Zeitreihenanalyse aufweisen und der Prognosefehler lediglich über stochastische Prozesse beschrieben werden kann. Alle Prozesse enthalten jedoch folgende stochastische Eigenschaften, die adäquat gefiltert bzw. modelliert werden müssen [Nob19b]:

- **Abhängige Momente:** Der Erwartungswert und vor allem die Standardabweichung bzw. Streuung der normierten Prognosefehler sind abhängig von der Prognosehöhe der zugrundeliegenden Zeitreihen.
- **Autoregression:** Die Höhe des Prognosefehlers ist abhängig von den vergangenen Prognosefehlern. Eine Abhängigkeit des Prognosefehlers einer Größe, zum Beispiel von Wind, zum Prognosefehlers einer anderen Größe (Kreuzkorrelation), zum Beispiel PV, ist jedoch nicht feststellbar.
- **Heteroskedastizität:** Nach der Filterung der durch die Prognosehöhe bedingten Standardabweichung verbleibt ein nicht varianzstationärer Prozess, also eine Zeitreihe mit zeitabhängiger Standardabweichung.

Die Prognosefehlerverteilungen werden durch die Subtraktion des Erwartungswerts und die Division der Standardabweichung weiter normiert. Dabei ist insbesondere wichtig, die Abhängigkeit der vorgenannten Verteilungsmomente von der Prognosehöhe adäquat zu filtern. Hierzu werden die Methoden der MARS verwendet, die im vorliegenden Fall aus einem Polygonzug bestehen. Der Regressand ist die Höhe der prognostizierten Einspeisung bzw. Last. Ein optimales Ergebnis wird bei der Wahl von 12 Basisfunktionen, jeweils für Wind, PV und Last, erreicht. Eine weitere Erhöhung der Basisfunktionen führt zu einem nicht-monotonen Verhalten der resultierenden Polygonzüge, was kontraintuitiv erscheint. Die Parameterschätzung liefert die Koeffizienten der Basisfunktionen und die Parameter der zugehörigen Hockeystickfunktionen des MARS-Modells, die für die spätere Dekonvolution der simulierten Prognosefehler verwendet werden. Für PV hat sich darüber hinaus gezeigt, dass Tages- bzw. Jahreszeitreihen relevant sind, da Prognoseabweichungen insbesondere beim Nacht-Tag- bzw. Tag-Nacht-Wechsel besonders hoch sind. Um diese Randeffekte korrekt zu erfassen, muss sowohl in der Filterung als auch später in der Modellierung die Tages- und Jahreszeit als weiterer Regressand hinzugefügt werden.

Für die resultierenden Daten ohne die o.g. stückweise-lineare Abhängigkeit werden anschließend ARMA-Modelle nach Gleichung 3.2 geschätzt, um die Autokorrelation des MARS-Residuums abzubilden. Als Gütekriterium zur Ermittlung der optimalen Anzahl an ARMA-Parametern wird das SBC aus Gleichung 3.4 gewählt und der qualitativen Bestimmung über die *ACF* bzw. *PACF* aus Tabelle 3.1 vorgezogen. Es resultieren ein ARMA(21,15)-Modell für Wind, ein ARMA(3,3)-Modell für PV und ein ARMA(40,10)-Modell für die Last. Somit ist der gemessene Einfluss der vergangenen Stunden mit 3 Stunden bei PV am kürzesten. Dahingegen weist der vergangene Prognosefehler bei Wind einen Einfluss von ca. einem Tag und bei der Last sogar von ca. zwei Tagen auf. Der Ljung-Box-Portmanteau-Test der resultierenden Störterme aus Gleichung 3.5 bestätigt die notwendige Bedingung der unkorrelierten Störterme u_t .

Die Schätzung von AR-Parametern $\{\xi_1^{AR}, \dots, \xi_P^{AR}\}$ liefert nicht notwendigerweise stabile stochastische Prozesse. Die Stabilität ist sichergestellt, wenn die Wurzeln z_p des charakteristischen Polynoms, bzw. die z-Transformierte

$$1 - \sum_{p=1}^P \xi_p^{AR} z^p = 0, \quad (4.1)$$

außerhalb des Einheitskreises liegen

$$|z_p| > 1 \quad \forall p = \{1, \dots, P\}, \quad (4.2)$$

was sich für die modellierten Prozesse über Abbildung 17 nachvollziehen und bestätigen lässt [Box13].

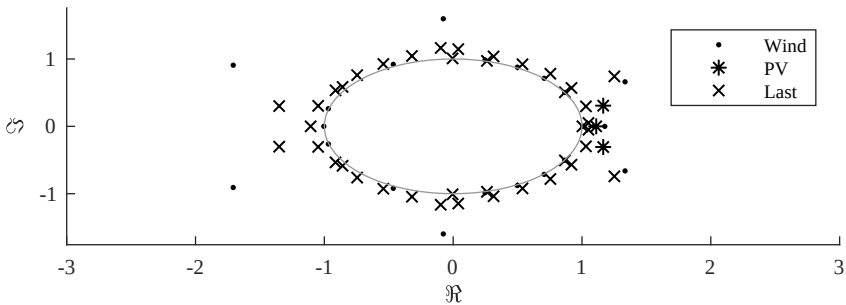


Abbildung 17: Stabilität der AR-Prozesse

Der ARCH-Test bestätigt zudem heteroskedastische Störterme, sodass eine Modellierung der Störterme über ein GARCH-Modell erfolgt. Als grundsätzlich überlegene Modellordnung hat sich in der Literatur ein GARCH(1,1)-Modell herausgestellt [Han05]. Durch die Monte-Carlo-Simulation der oben parametrisierten ARMA-GARCH-Modelle werden n Szenarien erzeugt, die die Grundgesamtheit möglichst gut abbilden. Die Abbildungsgüte kann über den Abstand der simulierten Verteilung und der empirischen Verteilung ermittelt werden. Eine Metrik, die die Gleichheit zweier Verteilungsfunktionen $\Omega_{1,2}$ mit k Elementen misst, ist die Hellinger-Distanz [Gib02]:

$$HD = \frac{1}{\sqrt{2}} * \sqrt{\sum_{i=1}^k (\sqrt{\Omega_{1,i}} - \sqrt{\Omega_{2,i}})^2}. \quad (4.3)$$

In Abbildung 18 (li.) sind Hellinger-Distanzen (bezogen auf die Hellinger-Distanz bei einer Simulation) für eine unterschiedliche Anzahl von Monte-Carlo-Simulationen dargestellt. Die optimale Simulationsanzahl kann über das sog. Ellbogenkriterium ermittelt werden, das den Knickpunkt der Hellingerfunktion als beste Abwägung zwischen der Anzahl an Simulationen und der Abbildungsgenauigkeit wählt [Bac16]: Links des Knickpunkts ist mit der Zunahme von weiteren Szenarien eine signifikante Verbesserung der Güte gegeben, rechts des Knickpunkts erfolgt eine weniger signifikante Verbesserung der Güte. Damit ergibt sich, dass 1000 Monte-Carlo-Simulationen für alle drei Größen die optimale Abwägung darstellen.

4.1.2 Szenarioreduktion

Zur Reduktion der n Szenarien wird der k-Means-Algorithmus aus der Klasse der partitionierenden Clusterverfahren gewählt. Dieser wählt k Cluster so, dass die euklidische Distanz zwischen den Szenarien und den resultierenden Clusterschwerpunkten minimal wird. Üblicherweise werden die resultierenden Clusterschwerpunkte als Archetyp für den Cluster gewählt und weiterverwendet. Die Clusterschwerpunkte verzerren jedoch die oben modellierten Eigenschaften wie die bedingten Momente, die Autokorrelation und die Heteroskedastizität derart, dass sie obsolet würden. Daher wird als Archetyp des Clusters das Szenario gewählt, dessen euklidische Distanz zum Clusterschwerpunkt am geringsten ist. Es ergibt sich mittels der relativen Hellinger-Distanz aus Abbildung 18 (re.) und des Ellbogenkriteriums, dass 20 Cluster die optimale Abwägung darstellen.

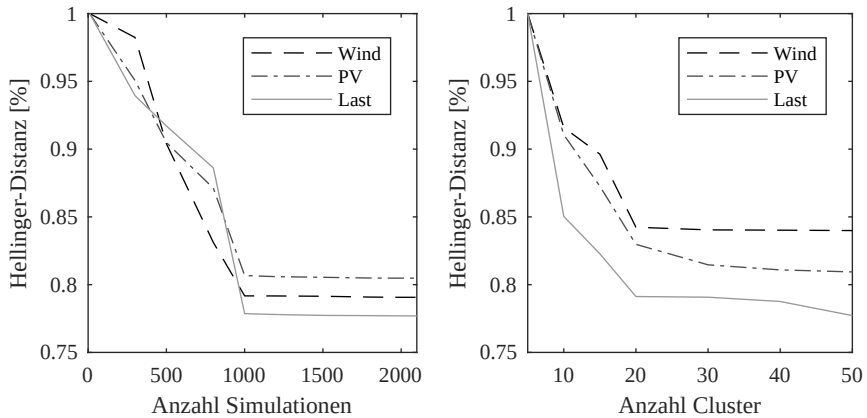


Abbildung 18: Relative Hellinger-Distanz zwischen der Anzahl der Monte-Carlo-Simulationen (li.) bzw. der Anzahl der Cluster (re.) und der empirischen Grundgesamtheit

4.2 Gesamtoptimierungsproblem

4.2.1 Übersicht über das Optimierungsproblem

Die Abbildung des DA-Markts und eines unsicherheitsbehafteten ID-Markts erfolgt auf Grundlage eines bestehenden deterministischen Fundamentalmodells zur Simulation des Spotmarkts innerhalb des europäischen Verbundnetzes. Ziel des Modells ist die Generierung optimaler Fahrpläne in stündlicher Auflösung für alle Großkraftwerke im europäischen Verbundnetz, sowie die endogene Bestimmung der Austauschfahrpläne zwischen den Marktgebieten, üblicherweise für ein Zukunftsjahr. Es konnte gezeigt werden, dass dies durch eine Lagrange-Relaxation, welche die Marktgebiete über das Gradientenverfahren koppelt, möglich ist. Der Ablauf des Verfahrens ist schematisch in Abbildung 19 dargestellt. [Rat20]

Durch die Integration von Unsicherheiten in die Kraftwerkseinsatzplanung ändert sich das Entscheidungskalkül dahingehend, dass die Kraftwerksbetreiber zunächst eine Vermarktungsentscheidung für den DA-Markt treffen und dabei quantifizieren müssen, welche Mengen sie zurückhalten, um sie anschließend am ID-Markt anbieten zu können. Dies erfolgt auf Grundlage der prognostizierten ID-Last, also den prognostizierten EE- und Lastprognosefehlern. Im Anschluss

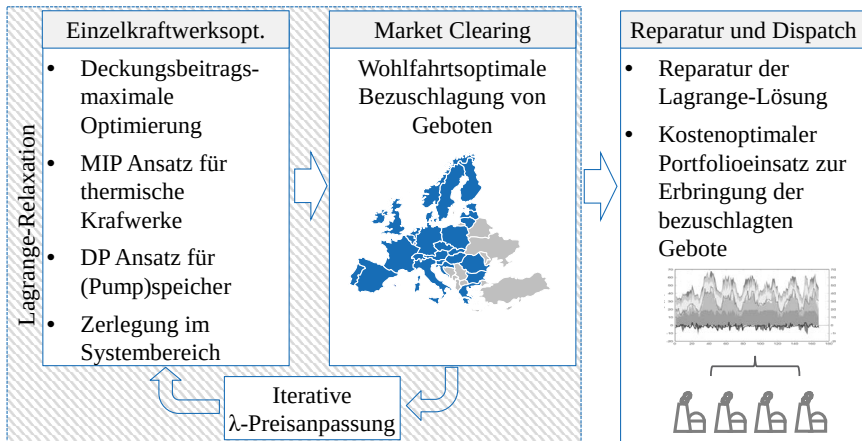


Abbildung 19: Schematischer Ablauf des deterministischen Strommarktmodells

daran erfolgt die Entscheidungsfindung am ID-Markt, die einerseits von den realisierten Prognosefehlern, aber auch von den bereits erfolgten und daher nicht mehr änderbaren DA-Entscheidungen abhängt. Dieses Entscheidungskalkül lässt sich als zweistufiges stochastisches Optimierungsproblem nach Gleichung 3.15-3.18 beschreiben.

Das resultierende Optimierungsproblem wird anschließend in drei Dimensionen zerlegt.

1. Zunächst erfolgt über die Lagrange-Relaxation die Zerlegung im Systembereich, die eine Entkopplung der Einzelkraftwerksprobleme ermöglicht.
2. Anschließend werden die Einzelkraftwerksprobleme im Zeitbereich in Zeitscheiben zerlegt, die sukzessiv gelöst werden können. Dabei haben die resultierenden Zeitscheiben einen überlappenden Zeitbereich, um Verzerrungen an den Rändern zu vermeiden. Wasserkraftwerke werden zusätzlich von einer Jahresenergieplanung überlagert, die die Füllstände an den Zeitscheibenrändern vorgibt.
3. Zusätzlich werden die thermischen Kraftwerke über eine Benders-Zerlegung hinsichtlich ihrer Szenarien entkoppelt, sodass jedes Szenario einzeln gelöst werden kann.

4.2.2 Entscheidungsvariablen und Zielfunktion

Die Entscheidungsvariablen der DA-Marktstufe können somit als First-Stage-Variablen modelliert werden, jene der ID-Marktstufe als Second-Stage-Variablen (s. Unterabschnitt 3.2.5). In der First-Stage wird die Entscheidung getroffen, ob ein Kraftwerk eingeschaltet ist $v_{c,k,t}^{\text{DA}}$ und welche Menge $P_{c,k,t}^{\text{DA}}$ es am DA-Markt veräußert. Die mathematische Modellierung dieses sog. Unit-Commitments (UC) erfolgt mittels binärer Schaltvariablen, wobei $v_{c,k,t}^{\text{DA}} = 1$ den Ein-Zustand eines Kraftwerks repräsentiert, $v_{c,k,t}^{\text{DA}} = 0$ dementsprechend den Aus-Zustand. Abhängig davon, ob ein eingeschaltetes Kraftwerk in der Vorperiode an war oder – falls nicht – wie lange es in den Vorperioden aus war, ergeben sich verschiedene Startkosten, die über die kontinuierliche Variable $suc_{c,k,t}^{\text{DA}}$ abgebildet werden. In der Second-Stage erfolgt die Entscheidung mit welchem Leistungsgebot $P_{c,k,t,\omega}^{\text{ID}}$ ein Kraftwerk im Szenario ω am ID-Markt bietet. Während $P_{c,k,t}^{\text{DA}}$ und $P_{c,k,t,\omega}^{\text{ID}}$ reine Vermarktungsmengen von elektrischer Leistung in der jeweiligen Marktstufe darstellen, repräsentiert $P_{c,k,t,\omega}^{\text{Phy}}$ als Summe der beiden die tatsächliche physikalische Leistung im entsprechenden Szenario ω , die sich innerhalb der technischen Grenzen des Kraftwerks befinden muss. Über die ID-Gebote $P_{c,k,t,\omega}^{\text{ID}}$ kann durch einen positiven und negativen Definitionsbereich eine Make-or-Buy-Entscheidung der Kraftwerksbetreiber abgebildet werden. Ein negatives Gebot für $P_{c,k,t,\omega}^{\text{ID}}$ entspricht dem Zukauf von Energie am ID-Markt zur Deckung der bereits am DA-Markt veräußerten Energie für den Fall, dass die Strompreise im entsprechenden ID-Szenario geringer sind als die Grenzkosten für eine Eigenproduktion. Damit erlaubt das Modell die Berücksichtigung von wohlfahrtsoptimierenden Arbitragegeschäften zwischen den Marktstufen. Bei hydraulischen Kraftwerken wird die physikalische Fahrplanleistung $P_{c,k,t,\omega}^{\text{Phy}}$ zwischen Turbinier- und Pumpleistung differenziert.

Dies mündet in folgendes Zielfunktional, welches die Minimierung der Erzeugungskosten des Gesamtsystems verfolgt:

$$\min_x \sum_{c \in C} \sum_{k \in K_c} \sum_{t \in T} \underbrace{(a_{c,k} v_{c,k,t}^{\text{DA}} + suc_{c,k,t}^{\text{DA}})}_{\text{DA-Kosten } K^{\text{DA}}(x_{c,k,t}^{\text{DA}})} + \sum_{c \in C} \sum_{k \in K_c} \sum_{t \in T} \sum_{\omega \in \Omega} \underbrace{\pi_{\omega} (m_{k,c} P_{c,k,t,\omega}^{\text{Phy}})}_{\text{Erwartete ID-Kosten } \mathbb{E}(K^{\text{ID}}(x_{c,k,t,\omega}^{\text{ID}}))} \quad (4.4)$$

C :	Menge der simulierten Länder	x :	Vektor der EV
K_c :	Menge der Kraftwerke in Land c	$a_{c,k}$:	Fixkostenterm
T :	Menge der simulierten Zeitschritte	$m_{k,c}$:	Linearer var. Kostenterm
Ω :	Menge der möglichen Szenarien	π_{ω} :	Eintrittsw'keit Szenario ω

4.2.3 Restriktionen

Die zentrale Restriktion in einer fundamentalen Strommarktsimulation ist die Lastdeckungsnebenbedingung. Diese stellt sicher, dass die statisch nachgefragte Verbraucherlast – also die nicht innerhalb des Modells optimierte Last – zu jedem Zeitpunkt und in jedem betrachteten Marktgebiet gedeckt ist. Für den DA-Markt entspricht dies der prognostizierten Last $D_{c,t}^{DA}$ für jedes Marktgebiet c und jeden Zeitschritt t . Für den ID-Markt entspricht die Last dem kumulierten Prognosefehler, also der Summe aus dem Wind-, dem PV- und dem Lastprognosefehler. Aufgrund des stochastischen Prognosefehlers ergibt sich für jedes Szenario eine ID-Lastdeckungsnebenbedingung $D_{c,t,\omega}^{ID}$, die im Falle einer Unterschätzung der Einspeisung auch negative Werte annehmen kann:

$$D_{c,t}^{DA} = \sum_{k \in K_c} P_{c,k,t}^{DA} + EE_{c,t}^{DA} + Imp_{c,t}^{DA} - Exp_{c,t}^{DA}, \quad c \in C, t \in T \quad (4.5)$$

$$D_{c,t,\omega}^{ID} = \sum_{k \in K_c} P_{c,k,t,\omega}^{ID} + Imp_{c,t,\omega}^{ID} - Exp_{c,t,\omega}^{ID}, \quad c \in C, t \in T, \omega \in \Omega \quad (4.6)$$

Die Variablen Imp und Exp stellen die für ein Land gültigen Import- bzw. Exportleistungen dar, die aus dem in Abschnitt 4.5 näher beschriebenen Market Clearing hervorgehen und an dieser Stelle zunächst als exogen vorgegeben betrachtet werden können. Analog verhält es sich mit der Erzeugung EE aus den erneuerbaren Energien.

Neben diesen koppelnden Nebenbedingungen, die sich über das ganze Optimierungsproblem erstrecken, gibt es für die Einzelanlagen individuelle technische und wirtschaftliche Randbedingungen. Thermische Kraftwerksblöcke müssen Mindest- und Maximalleistungen, Leistungsgradienten, sowie Mindestbetriebs- und -stillstandszeiten in ihrem Fahrplan berücksichtigen. Darüber hinaus wird ihr Einsatz durch fixe Lieferverpflichtungen (Must-Run) sowie geplante oder ungeplante Ausfälle eingeschränkt. Ergänzend dazu erfolgt eine mathematische Kopplung der DA-Entscheidungsvariablen auf die ID-Entscheidungsvariablen in jedem Szenario. Für eine mathematische Formulierung dieser Nebenbedingungen sei auf den Anhang A.1 dieser Arbeit verwiesen.

Im Gegensatz zu den zahlreichen Nebenbedingungen der thermischen Kraftwerke, sind hydraulische Speicherkraftwerken vor allem durch die Füllstandsgrenzen ihrer Wasserspeicherbecken und den – exogen vorgegebenen – natürlichen Zufluss beschränkt. Pumpspeicherkraftwerke bieten durch ihre Pumpen die Möglichkeit, auch negative Gebote an den Markt zu geben bzw. dem System Energie zu entnehmen. Analog zu den thermischen Kraftwerken erfolgt eine Kopplung zwischen den

DA- und den ID-Variablen. Die mathematische Formulierung der hydraulischen Anlagen ist dem Anhang A.2 zu entnehmen.

Anschaulich lässt sich diese blockangulare Struktur der Nebenbedingungsmatrix des Gesamtproblems über die Abbildung 20⁽¹⁾ darstellen.

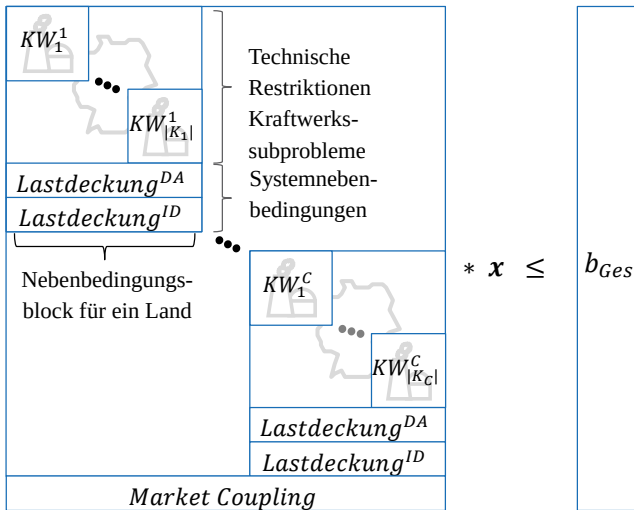


Abbildung 20: Blockdarstellung der Nebenbedingungsmatrix des Gesamtsystems

4.2.4 Entkopplung der Einzelkraftwerksprobleme

Für jedes Kraftwerk nimmt die Anzahl der Entscheidungsvariablen und Nebenbedingungen mit der Anzahl der betrachteten Zeitschritte linear zu, während die Komplexität gleichzeitig quadratisch steigt. Diese Probleme werden zudem für jedes Kraftwerk repliziert und, sofern der ID-Markt betrachtet wird, nochmals für jedes ID-Szenario (zumindest für den ID-Teil des Problems) jeweils ebenfalls repliziert. Zusätzlich enthält das lineare Optimierungsproblem erschwerende

⁽¹⁾Die Restriktionen werden hier, sowie in den weiteren Darstellungen als einseitig (rechtsseitig) über Ungleichungen beschränkt dargestellt. Grundsätzlich lassen sich sowohl zweiseitig beschränkte Nebenbedingungen, als auch gleichheits-beschränkte Nebenbedingungen über einfache arithmetische Operationen in die hier dargestellte, allgemeine Form überführen.

ganzzahlige Entscheidungsvariablen, weshalb eine geschlossene Lösung des Gesamtmodells nur mit erheblichem Rechen- und Speicheraufwand möglich ist bzw. sogar unlösbar ist. Deshalb wird zunächst das gesamteuropäische Optimierungsmodells im Systembereich zerlegt. Die Kraftwerkssubprobleme, die durch die technischen Restriktionen der einzelnen Kraftwerke gegeben sind, sind prinzipiell für sich alleine lösbar und nur über die koppelnden Lastdeckungsnebenbedingungen (Gleichung 4.5 bzw. 4.6) miteinander verbunden. Aus diesem Grund werden die Kraftwerkssubprobleme mittels einer Lagrange-Relaxation der Lastdeckungsnebenbedingungen entkoppelt und das Gesamtmodell anschließend in kleinere Einzelkraftwerksmodelle aufgespalten. Mit dem Vorgehen aus Unterabschnitt 3.4.1 ergibt sich die folgende Zielfunktion des relaxierten Gesamtproblems:

$$\begin{aligned}
 \max_{\lambda_{c,t}^{\text{DA}}, \lambda_{c,t,\omega}^{\text{ID}}} \left\{ \min_x \sum_{c \in C} \sum_{k \in K_c} \sum_{t \in T} (a_{c,k} v_{c,k,t}^{\text{DA}} + \text{suc}_{c,k,t}^{\text{DA}}) + \sum_{c \in C} \sum_{k \in K_c} \sum_{t \in T} \sum_{\omega \in \Omega} \pi_{\omega} m_{c,t} P_{c,k,t}^{\text{Phy}} \right. \\
 \left. - \sum_{c \in C} \sum_{t \in T} \lambda_{c,t}^{\text{DA}} \left(\sum_{k \in K_c} P_{c,k,t}^{\text{DA}} + EE_{c,t}^{\text{DA}} + \text{Imp}_{c,t}^{\text{DA}} - \text{Exp}_{c,t}^{\text{DA}} - D_{c,t}^{\text{DA}} \right) \right. \\
 \left. - \sum_{c \in C} \sum_{t \in T} \sum_{\omega \in \Omega} \pi_{\omega} \lambda_{c,t,\omega}^{\text{ID}} \left(\sum_{k \in K_c} P_{c,k,t,\omega}^{\text{ID}} + EE_{c,t,\omega}^{\text{ID}} + \text{Imp}_{c,t,\omega}^{\text{ID}} - \text{Exp}_{c,t,\omega}^{\text{ID}} - D_{c,t,\omega}^{\text{ID}} \right) \right\} \\
 \lambda_{c,t}^{\text{DA}}, \lambda_{c,t,\omega}^{\text{ID}} \in \mathbb{R}: \text{Lagrange-Multiplikator DA bzw. ID}
 \end{aligned} \tag{4.7}$$

Die EE-Zeitreihen, die Im- und Exporte sowie die Lastzeitreihen, haben innerhalb einer Lagrange-Iteration keinen Einfluss auf die Entscheidungsvariablen, sondern verschieben den Zielfunktionswert lediglich linear, weshalb sie in der Optimierung vernachlässigt werden können. Damit lässt sich die Zielfunktion nach den Einzelproblemen der Kraftwerke $Z_{c,k}(x)$ separieren:

$$\max_{\lambda_{c,t}^{\text{DA}}, \lambda_{c,t,\omega}^{\text{ID}}} \left\{ \min_x \sum_{c \in C} \sum_{k \in K_c} Z_{c,k}(x) \right\} \tag{4.8}$$

$$Z_{c,k}(x) = \sum_{t \in T} (a_{c,k} v_{c,k,t}^{\text{DA}} + \text{suc}_{c,k,t}^{\text{DA}} - \lambda_{c,t}^{\text{DA}} P_{c,k,t}^{\text{DA}}) + \sum_{t \in T} \sum_{\omega \in \Omega} \pi_{\omega} (m_{c,t} P_{c,k,t}^{\text{Phy}} - \lambda_{c,t,\omega}^{\text{ID}} P_{c,k,t,\omega}^{\text{ID}})$$

Die Lagrange-Multiplikatoren λ sind innerhalb eines Marktgebiets einheitlich. Sie entsprechen der dualen Variable bzw. dem Schattenpreis der Lastdeckung und lassen sich folglich als Marktpreise innerhalb des jeweiligen Marktgebiets interpretieren (siehe Unterabschnitt 3.2.2). Für den ID-Markt existiert für jedes Szenario ω ein separater Preis. Aus Sicht der Einzelkraftwerke ergibt sich eine Maximierung

ihres Deckungsbeitrags ggü. einem in der Lagrange-Iteration fixierten Marktpreis. Die Einzelkraftwerksprobleme werden dabei lediglich durch ihre individuellen Nebenbedingungen, die in der Restriktionsmatrix KW_k^c (s. Abschnitt A.1) zusammengefasst werden, eingeschränkt. Die Lagrange-Multiplikatoren werden nach jeder Lagrange-Iteration in einem iterativen Subgradientenverfahren angepasst und der Gesamtzielfunktionswert nähert sich so sukzessive seinem Optimum. Die Einzelkraftwerksprobleme können nach Abbildung 20 entkoppelt voneinander gelöst werden. Dies löst einerseits die Problematik der quadratisch wachsenden Komplexität der Optimierungsprobleme, zudem lassen sich die Einzelprobleme parallel lösen.

Zusätzlich erfolgt eine Zerlegung der Kraftwerkssubprobleme im Zeitbereich, um weitere Laufzeitvorteile zu erzielen. Dies erfolgt durch eine Aufteilung des Betrachtungszeitraums in äquidistante Intervalle, die sich an ihren Rändern überlappen, um Randverzerrungen zu vermeiden. Die Dimensionierung des Intervalls muss dabei hinreichend groß sein, damit zeitkoppelnde Nebenbedingungen wie Mindestbetriebs- bzw. -stillstandszeiten abbildbar sind. Zusätzlich darf durch die Intervallbildung die Einsatzentscheidung nicht verzerrt werden. So kann ein Kraftwerk beispielsweise in Zeitschritten mit niedrigen Preisen Verluste in Kauf nehmen, um in der darauffolgenden Periode mit hohen Preisen betriebsfähig zu sein und so in der Summe einen Gewinn zu erwirtschaften. Eine empirisch ermittelte sinnvolle Größe für ein solches Optimierungsintervall ist ein Zeitraum von etwa einer Woche mit einer rollierenden Überlappung von ca. drei Tagen. Die Entscheidungen der einzelnen Zeitscheiben hängen voneinander ab und müssen daher sequentiell getroffen werden, indem am Ende jedes Simulationsintervalls der Optimierung des nächsten Intervalls eine Information über den genauen Betriebszustand des Kraftwerks (Ein/Aus, Physikalische Leistung) übergeben wird. Da dabei insbesondere die physikalischen Leistungen vom jeweiligen realisierten ID-Szenario abhängen, können sich die Anfangswerte eines Zeitintervalls so je nach Szenario unterscheiden.

Im Folgenden wird zur Vereinfachung der Lesbarkeit auf die kennzeichnenden Indizes c und k verzichtet, da sich die separierten Kraftwerkssubprobleme nicht in ihrer Modellierung unterscheiden.

4.2.5 Integration der Risikobewertung

Die Zielfunktion $Z(x)$ eines Kraftwerkssubproblems nach Gleichung 4.8 führt, wie in Abschnitt 3.3 ausgeführt, zu einer im Erwartungswert optimalen Entschei-

und unterstellt damit risikoneutrales Verhalten des Kraftwerksbetreibers. Sei $f(x, \omega)$ der Zielfunktionswert, der sich in einem konkreten Szenario ω ergibt:

$$z(x, \omega) = \underbrace{\sum_{t \in T} (a \cdot v_t^{\text{DA}} + \text{suc}_t^{\text{DA}} - \lambda_t^{\text{DA}} P_t^{\text{DA}})}_{\text{DA-Anteil}} + \underbrace{\sum_{t \in T} (b \cdot P_{t,\omega}^{\text{Phy}} - \lambda_{t,\omega}^{\text{ID}} P_{t,\omega}^{\text{ID}})}_{\text{ID-Anteil}} \quad (4.9)$$

Damit folgt für $Z(x)$ nach Gl 3.19-3.20 risikoneutrales Verhalten:

$$Z_{\mathbb{E}}(x) = \mathbb{E}(z(x, \omega)) \quad (4.10)$$

Die Integration des CVaR als Risikomaß mit dem individuellen Konfidenzniveau α bzw. dem individuellen Risikoavversionsparameter β führt nach Gleichung 3.21 zu:

$$Z_{\text{CVaR}}(x) = \mathbb{E}(f(x, \omega)) + \beta \cdot \text{CVaR}^\alpha(f(x, \omega)) \quad (4.11)$$

Gemäß der Translationsinvarianz des CVaRs (s. Gleichung 3.36) kann der szenariounabhängige Teil der Zielfunktion, also der DA-Anteil, nach Gewichtung mit β als konstanter Term auf den bereits bestehenden Term addiert werden und es ergibt sich die folgende zu minimierende Zielfunktion:

$$\begin{aligned} Z_{\text{CVaR}}(x) = & (1 + \beta) \sum_{t \in T} (a \cdot v_t^{\text{DA}} + \text{suc}_t^{\text{DA}} - \lambda_t^{\text{DA}} P_t^{\text{DA}}) \\ & + \sum_{\omega \in \Omega} \sum_{t \in T} \pi_\omega \left(b \cdot P_{t,\omega}^{\text{Phy}} - \lambda_{t,\omega}^{\text{ID}} P_{t,\omega}^{\text{ID}} \right) + \beta \cdot \text{CVaR}^\alpha \end{aligned} \quad (4.12)$$

CVaR_α bezieht sich nach Abspaltung des sicheren DA-Anteils nun nur noch auf die unsicheren ID-Kosten und die Modellierung kann in der geschlossenen Formulierung mittels folgender zusätzlicher linearer Nebenbedingungen erfolgen [Roc00]:

$$\text{CVaR}^\alpha = \text{VaR}^\alpha + \frac{1}{1 - \alpha} \sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega \eta_\omega \quad (4.13)$$

$$\eta_\omega \geq \sum_{t \in T} \left(b \cdot P_{t,\omega}^{\text{Phy}} - \lambda_{t,\omega}^{\text{ID}} P_{t,\omega}^{\text{ID}} \right) - \text{VaR}^\alpha, \quad \omega \in \Omega \quad (4.14)$$

$$\text{VaR}^\alpha \in \mathbb{R}, \eta_\omega \geq 0 \quad (4.15)$$

VaR^α sowie η_ω sind dabei pro Kraftwerksmodell neu einzuführende Hilfsvariablen. Während VaR_α als endogene, zu minimierende Entscheidungsvariable den Value-at-Risk (s. Abschnitt 3.3) misst, bildet η_ω alle ID-Zielfunktionswerte ab,

deren Kosten höher liegen als der VaR, und integriert ihre Summe gemäß Gleichung 3.29.

4.3 Thermische Kraftwerke

Die Nebenbedingungsmatrix KW_k^c der entkoppelten Kraftwerkssubprobleme in der zweistufigen stochastischen Problemformulierung weist eine in Abbildung 21 skizzierte blockangulare Struktur auf. Die deterministische DA-Stufe (First-Stage)

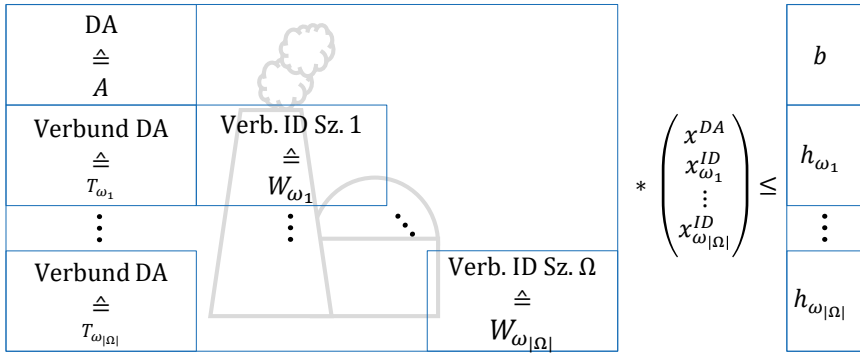


Abbildung 21: Blockdarstellung des zweistufigen Kraftwerkssubproblems

ist dabei unterteilt in Nebenbedingungen A , die lediglich dieser Stufe zugehören und Nebenbedingungen T_{ω} (sog. Technologiematrizen), die die Nebenbedingungen W (sog. Rekursmatrix) der stochastischen ID-Stufe (Second-Stage) koppelt. Sofern alle ganzzahligen Entscheidungen in der First-Stage getroffen werden, entspricht diese Struktur der Problemstruktur aus Gleichung 3.46, die mittels einer Benders-Zerlegung gelöst werden kann. Es hat sich jedoch gezeigt, dass eine herkömmliche Benders-Zerlegung nach Unterabschnitt 3.4.3 aufgrund der Mitberücksichtigung des Risikomaßes CVaR zu keinem robusten Konvergenzverhalten über alle Kraftwerkstypen führt. Lediglich eine Erweiterung der herkömmlichen Benders-Formulierung ermöglicht die Integration des CVaRs in das Optimierungsproblem [Noy12].

4.3.1 Integration des CVaRs in Benders-Zerlegung

Das geschlossene Kraftwerkssubproblem wird zunächst analog zum Vorgehen in Unterabschnitt 3.4.3 in ein Masterproblem und je ein Subproblem für jedes ID-Szenario ω aufgeteilt. Die Zuordnung der Entscheidungsvariablen und Restriktionen erfolgt so, dass das Masterproblem alle reinen DA-Variablen und Nebenbedingungen enthält, während jedes Subproblem nur die Variablen und Kopplungsnebenbedingungen des jeweiligen Szenarios enthält. Damit ergeben sich die Subprobleme als rein kontinuierliche lineare Programme. Die binäre Ein/Aus-Entscheidung befindet sich als DA-Variable im Masterproblem, welches folglich ein MILP ist. Das Masterproblem enthält neben der Hilfsvariable $\theta^{\mathbb{E}}$, welche die erwarteten Rekurskosten über alle ID-Szenarien abschätzt, nun außerdem eine weitere Hilfsvariable θ^{CVaR} . Diese soll in ähnlicher Weise eine lineare Approximation des durch die ID-Entscheidungen entstehenden CVaRs der zweiten Entscheidungsstufe abbilden, indem sie iterativ durch eine eigene Klasse von Optimality-Cuts beschränkt wird. Dazu werden auch hier die dualen Informationen der Subprobleme genutzt, die in jeder Benders-Iteration mit den fixierten DA-Entscheidungsvariablen aktualisiert und anschließend gelöst werden. Für das problemspezifische Masterproblem ergibt sich damit ausgehend von der geschlossenen Zielfunktion nach Gleichung 4.12 die folgende Formulierung:

$$\min_{x^{\text{DA}}, \theta^{\mathbb{E}}, \theta^{\text{CVaR}}, \text{VaR}_i^{\alpha}, \eta_{i,\omega}} (1 + \beta) \sum_{t \in T} (a \cdot v_t^{\text{DA}} + \text{suc}_t^{\text{DA}} - \lambda_t^{\text{DA}} P_t^{\text{DA}}) + \theta^{\mathbb{E}} + \beta \cdot \theta^{\text{CVaR}} \quad (4.16)$$

$$s.t. \quad Ax^{\text{DA}} \leq b \quad (4.17)$$

$$\theta^{\mathbb{E}} \geq e_i - E_i x^{\text{DA}}, \quad i = 1, \dots, \tau \quad (4.18)$$

$$\theta^{\text{CVaR}} \geq \text{VaR}_i^{\alpha} + \frac{1}{1 - \alpha} \sum_{\omega \in \Omega} \pi_{\omega} \eta_{i,\omega}, \quad i = 1, \dots, \tau \quad (4.19)$$

$$\eta_{i,\omega} \geq \hat{e}_{i,\omega} - \hat{E}_{i,\omega} x^{\text{DA}} - \text{VaR}_i^{\alpha}, \quad i = 1, \dots, \tau, \omega \in \Omega \quad (4.20)$$

$$\eta_{i,\omega} \geq 0, \quad i = 1, \dots, \tau, \omega \in \Omega \quad (4.21)$$

$$\text{VaR}_i \in \mathbb{R}, \quad i = 1, \dots, \tau \quad (4.22)$$

$$0 \geq d_j - D_j x^{\text{DA}}, \quad j = 1, \dots, \sigma \quad (4.23)$$

$$x^{\text{DA}} = (v^{\text{DA}}, \text{suc}^{\text{DA}}, p^{\text{DA}})^T \quad (4.24)$$

σ und τ bezeichnen in obigen Gleichungen die Anzahl der Feasibility- bzw. Optimality-Cuts, die bis zur aktuellen Benders-Iteration erzeugt wurden. Die Problemformulierung des Masterproblems ist in der Implementierung bereits gerade so gewählt, dass auf Feasibility-Cuts nach 4.23 weitestgehend verzichtet werden kann. Durch die Antizipation und Vorwegnahme eventuell benötigter Feasibility-Cuts kann die Rechenzeit deutlich reduziert werden. In jeder Iteration mit lösbaren Subproblemen wird ein gesonderter Optimality-Cut sowohl für $\theta^{\mathbb{E}}$ als auch für θ^{CVaR} generiert (Gleichung 4.18 bzw. 4.19). Der CVaR-Cut wird durch die Hilfsnebenbedingungen 4.20 - 4.22 ergänzt, die auf Gleichungen 4.13-4.15 zurückzuführen sind. Die absoluten Kostenrealisierungen der ID-Szenarien in Abhängigkeit der DA-Entscheidung werden dabei mittels der aus den Subproblemlösungen stammenden Koeffizienten $\hat{e}_{i,\omega}$ und $\hat{E}_{i,\omega}$ stückweise approximiert. Eine weitere Besonderheit dieser Benders-Variation im Vergleich zum Standardverfahren ist die Einführung jeweils separater Instanzen der Hilfsvariablen VaR_i^α und $\eta_{i,\omega}$ mit jedem Optimality-Cut i . Insofern wird das Zeilengenerierungsverfahren (neue Nebenbedingungen) des Benders-Algorithmus also um eine zusätzliche Spaltengenerierung (neue Variablen) erweitert.

Nachdem das Masterproblem gelöst wurde, wird der Lösungsvektor x^{DA^l} der optimalen DA-Variablen fixiert und an die $|\Omega|$ Subprobleme für jedes ID-Szenario weitergereicht. Ausgehend von der getroffenen DA-Entscheidung und den szenariospezifischen ID-Lagrange-Multiplikatoren bestimmen diese dann die optimale ID-Vermarktung und den konkreten physikalischen Fahrplan des Kraftwerks:

$$\min_{y_\omega^{\text{ID}}} Q(x^{\text{DA}^v}, \omega) = \sum_{t \in T} \left(m \cdot P_{t,\omega}^{\text{ID}} - \lambda_{t,\omega}^{\text{ID}} P_{t,\omega}^{\text{Phy}} \right) \quad (4.25)$$

$$s.t. \quad W y_\omega^{\text{ID}} \leq h_\omega - T_\omega x^{\text{DA}^l} \quad (4.26)$$

$$y_\omega^{\text{ID}} = (P_\omega^{\text{ID}}, P_\omega^{\text{Phy}})^T \quad (4.27)$$

Mit den optimalen dualen Lösungen ρ_ω^l lassen sich die Koeffizienten der zwei Optimality-Cuts aus Gleichungen 4.18 und 4.19 (bzw. 4.20) berechnen zu:

$$e_i = \sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega \rho_\omega^{l^T} h_\omega \quad E_i = \sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega \rho_\omega^{l^T} T_\omega \quad (4.28)$$

$$\hat{e}_{i,\omega} = \rho_\omega^{l^T} h_\omega \quad \hat{E}_{i,\omega} = \rho_\omega^{l^T} T_\omega \quad (4.29)$$

Das Benders-Verfahren wird nach Abbildung 15 iterativ so lange durchgeführt, bis das Konvergenzkriterium erfüllt ist (aus Gründen der Übersichtlichkeit siehe hierzu A.3).

4.3.2 Single-Cuts und Multi-Cuts

Die ausgeprägte Heterogenität der ID-Szenarien führt über die damit einhergehenden divergierenden ID-Lagrange-Multiplikatoren zu teils stark abweichenden dualen Lösungen für jedes Szenario-Subproblem. Daher ist es sinnvoll, die durch das Lösen der Subprobleme gewonnenen dualen Informationen dezidiert durch eine Multi-Cut-Variante der Benders-Implementierung in die Schnittebenengenerierung einfließen zu lassen. Bei der rein wahrscheinlichkeitsgewichteten Schnittebenenberechnung der Single-Cut-Variante gehen oftmals zu viele Informationen über besonders extreme Szenarien verloren, was dazu führt, dass mehr Iterationen benötigt werden, um die Benders-Hilfsvariablen $\theta^{\mathbb{E}}$ und θ^{CVaR} zu approximieren.

Aus diesem Grund wird die Implementierung um eine Multi-Cut-Formulierung der Optimality-Cuts erweitert. Gleichungen 4.18 und 4.19 ändern sich infolgedessen zu:

$$\theta_{\omega}^{\mathbb{E}} \geq \hat{e}_{i,\omega} - \hat{E}_{i,\omega} x^{\text{DA}}, \quad i = 1, \dots, \tau, \omega \in \Omega \quad (4.30)$$

$$\theta_{\omega}^{\text{CVaR}} \geq \text{VaR}_i^{\alpha} + \frac{1}{1-\alpha} \eta_{i,\omega}, \quad i = 1, \dots, \tau, \omega \in \Omega \quad (4.31)$$

Darüber hinaus wird $\theta^{\mathbb{E}}$ durch $\sum_{\omega \in \Omega} \pi_{\omega} \theta_{\omega}^{\mathbb{E}}$ und θ^{CVaR} durch $\sum_{\omega \in \Omega} \pi_{\omega} \theta_{\omega}^{\text{CVaR}}$ in der Zielfunktion 4.16 des Masterproblems ersetzt.

4.3.3 Beschleunigung des Verfahrens

Es hat sich gezeigt, dass es Konstellationen gibt – insbesondere bei wenigen ID-Szenarien, oder je nach Ausprägung der Modellkoeffizienten – in denen einige wenige Kraftwerksprobleme geschlossen schneller lösbar sind, als über die Benders-Zerlegung. Daher prüft das Verfahren dynamisch, ob die Benders-Zerlegung für das vorliegende Kraftwerksproblem zielführend ist oder ob eine geschlossene Lösung hinsichtlich der Lösungsdauer dem überlegen ist. Dazu wird das Problem zunächst mittels der Benders-Zerlegung gelöst. Wenn die Anzahl der benötigten Benders-Iterationen eine empirisch bestimmte Schwelle σ von 3 Benders-Iterationen überschreitet, in der die geschlossene Lösung performanter wird, so wechselt das Verfahren für das entsprechende Subproblem innerhalb der Zeitscheibe hin zu einer geschlossenen Lösung (siehe Abbildung 22).⁽²⁾ Der Wechsel hin zur geschlossenen Lösung tritt jedoch nur ca. ein Prozent der Fälle auf. Die

⁽²⁾Schon in der vierten Iteration ist die Benders-Zerlegung im Schnitt ca. 75 % langsamer, als die geschlossene Lösung.

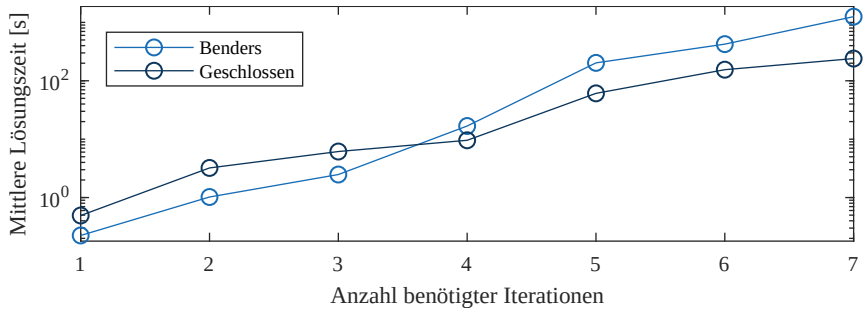


Abbildung 22: Blockdarstellung des zweistufigen Kraftwerkssubproblems

Hybridisierung führt jedoch zu einer Laufzeitverbesserung von ca. 44 % (siehe Unterabschnitt 5.1.2).

Neben dem Hybridisierungskonzept, das einen möglichst optimalen Wechsel zwischen geschlossener Lösung und der Zerlegung gewährleisten soll, wird der Zerlegungsalgorithmus durch die Implementierung von MIP-Starts und Branch-and-Bound-Cutoffs bei der Lösung des Masterproblems beschleunigt. Hierzu sei auf den Anhang A.4 verwiesen.

4.4 Hydraulische Kraftwerke

Hydraulische Kraftwerke weisen im Gegensatz zu thermischen Kraftwerken andere Eigenschaften auf, was sich entscheidend auf die Modellierung auswirkt. Wie aus Unterabschnitt 2.2.2 hervorgeht, erfordern hydraulische Kraftwerke keine ganzzahligen Entscheidungsvariablen, jedoch ist die Abbildung von Jahreszeiteffekten essentiell. Daher werden die Speicher für den DA-Einsatz geschlossen für ein ganzes Jahr über die dynamische Programmierung abgebildet. Zur Integration des ID-Markts ist es nicht möglich, das Gesamtproblem in ein zweistufiges stochastisches (lineares) Problem zu transformieren, da eine Zerlegung im Zeitbereich Jahreszeiteffekte unberücksichtigt ließe und ein nicht-zerlegtes LP aufgrund der komplexen zeitkoppelnden Nebenbedingungen nicht handhabbar ist. Daher wird ein zweistufiger Ansatz verfolgt. Das Lösungsverfahren ist in Abbildung 23 schematisch dargestellt.

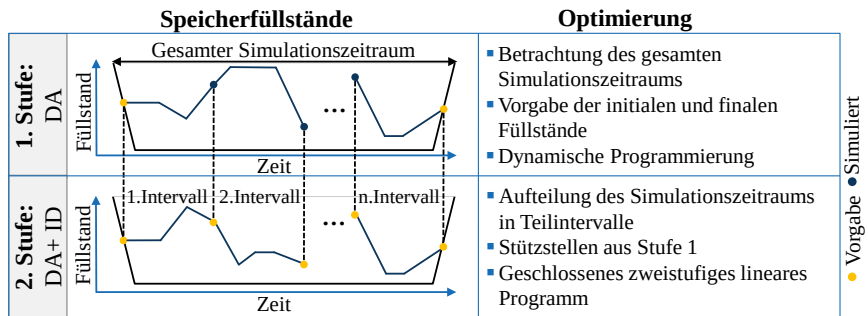


Abbildung 23: Schematischer Ablauf des zweistufigen Lösungsverfahrens hydraulischer Kraftwerke

Zunächst erfolgt mittels dynamischer Programmierung eine Jahresenergieplanung des Speichers über den gesamten Simulationszeitraum. Ergebnis der Einsatzplanung sind neben den konkreten Turbinier- bzw. Pumpleistungen der Speicherkraftwerke in den einzelnen Stunden auch die daraus resultierenden Verläufe der Füllstände der Speicherbecken. In der zweiten Stufe werden die Füllstände an den Anfangs- und Endpunkten von Teilintervallen des Simulationszeitraums fixiert und als Randwerte einem linearen Optimierungsmodell unter Einbeziehung von ID-Entscheidungen übergeben. Die hydraulischen Kraftwerke können damit im Rahmen der fixierten Speichergrenzen ihre Fahrpläne an die Vermarktungsmöglichkeiten auf beiden Märkten anpassen. Somit bleiben die Füllstände der Speicherbecken an den Stützstellen zwar gleich, können dazwischen aber variiert werden. Es hat sich gezeigt, dass für diese Probleme eine Benders-Zerlegung keine Vorteile hinsichtlich der Lösungsgeschwindigkeit bietet, was dadurch zu erklären ist, dass reine LPs trotz der Hinzunahme des ID-Marktes als geschlossenes lineares Programm gemäß dem Aufbau in Abbildung 21 durch Solver sehr effizient gelöst werden können.

4.5 Markträumung und Subgradientenverfahren

Die Gebote aus der Optimierung der thermischen und hydraulischen Kraftwerke, sowie der ex-ante optimierten dezentralen Anlagen⁽³⁾ bestehend aus Preis-Mengen-Tupeln (p_i, q_i) in stündlicher Auflösung werden in einem Markträumungsalgorithmus in Anlehnung an den EUPHEMIA-Algorithmus zusammengebracht und wohlfahrtsoptimal unter Einbezug der Handelskapazitäten (NTC bzw. FBMC) zwischen den Marktgebieten allokiert [Eup19] [Rat20]. Die Tupel bestehen dabei im Wesentlichen aus der Menge, die das Kraftwerk bereit ist, zum Marktpreis, also dem gültigen Lagrange-Multiplikator der entsprechenden Stunde, zu bieten, wobei das Preisgebot über kleine stochastische Anpassungen zwischen den Kraftwerken adjustiert wird, um Indifferenzen des Solvers in der Lösungsfindung zu vermeiden. Das Optimierungsproblem bestimmt den Grad der Bezuschlagung $[0,1]$ der Gebotstupel.

Zur Integration des ID-Markts in das o.g. Verfahren aus [Rat20], wird ein zweistufiger Ansatz, analog zur Realität, angewandt, in dem zunächst das Clearing für den DA-Markt durchgeführt wird. Anschließend wird mit den noch ungenutzten grenzüberschreitenden Kapazitäten, die sich aus der Differenz der handelbaren Kuppelkapazität $NTC_{i,j}^{DA}$ und der DA genutzten Kuppelkapazität $P_{i,j}$ zu

$$NTC_{i,j,\omega}^{ID} = NTC_{i,j}^{DA} - P_{i,j}, \quad i, j \in C, \omega \in \Omega \quad (4.32)$$

bestimmt, das Clearing für den ID-Markt explizit für jedes Szenario durchgeführt. Im Unterschied zu den DA-Gebotstupeln, können EE- und Lastgebote, sowie Kraftwerksgebote bedingt durch Make-or-Buy-Entscheidungen, auch negative Gebotsmengen enthalten (s. Unterabschnitt 4.2.2) .

Alle Gebote, die durch den Markträumungsalgorithmus keine Vollbezuschlagung, also $v_i < 1$, erhalten, indizieren Fehlanreize im Lagrangeverfahren.⁽⁴⁾ Diese Fehlmengen Δ werden daher aggregiert als Information im Subgradientenverfahren verwendet, um die Lagrange-Multiplikatoren der nächsten Iteration zu verbessern. Die DA- und ID-Lagrange-Multiplikatoren werden hierbei je nach Vorzeichen der Fehlmenge um eine über die Iterationen degressiv abnehmende Schrittweite

⁽³⁾Dezentrale Anlagen bzw. Flexibilitäten werden, wie grundsätzlich in fundamentalen Strommarktmodellen üblich, nicht modellendogen optimiert. Die Vernachlässigung dieser Flexibilität ermöglicht häufig erst die Lösbarkeit des Modells. Die modell-endogene Optimierung wäre jedoch grundsätzlich innerhalb des Frameworks analog zu [Nob19a] möglich

⁽⁴⁾Wenn Lasten nicht voll bezuschlagt wurden, dann gibt es zu wenige Anreize diese zu decken. Wenn Kraftwerke zum aktuell gültigen Marktpreis bieten, aber in der Marktkopplung nicht (ausreichend) genutzt werden, dann sind die Marktanreize zu hoch gesetzt.

S nach oben oder unten angepasst, um für die nächste Lagrange-Iteration einen adäquateren Preisanreiz an die Kraftwerksbetreiber zur Deckung der bestehenden Fehlmenge darzustellen. Im Falle einer Überversorgung ($\Delta > 0$) muss der Preismultiplikator nach unten korrigiert werden, im Falle einer Unterversorgung ($\Delta < 0$) dementsprechend nach oben⁽⁵⁾. Die verwendeten Berechnungsformeln zur Anpassung der DA- oder ID-Multiplikatoren für die nächste Lagrange-Iteration $IT + 1$ sind durch Gleichungen 4.33 - 4.35 gegeben. Die in Tabelle 4.1 abgebildeten Parametrierungen wurden empirisch für eine optimale Konvergenz des vorliegenden Marktmodells bestimmt, wobei $|T|$ der Anzahl der simulierten Zeitschritte ($|T| = 8760$ für einen Jahreslauf) entspricht.

$$\lambda_{c,t}^{\text{DA},IT+1} = \lambda_{c,t}^{\text{DA},IT} - S^{IT} \cdot \left(\frac{\Delta_{c,t}^{\text{DA},IT}}{\|\Delta_c^{\text{DA},IT}\|} \right), \quad c \in C, t \in T \quad (4.33)$$

$$\lambda_{c,t,\omega}^{\text{ID},IT+1} = \lambda_{c,t,\omega}^{\text{ID},IT} - S^{IT} \cdot \left(\frac{\Delta_{c,t,\omega}^{\text{ID},IT}}{\|\Delta_{c,\omega}^{\text{ID},IT}\|} \right), \quad c \in C, t \in T, \omega \in \Omega \quad (4.34)$$

$$S^{IT} = \frac{\delta^a}{\delta^b + (\delta^c \cdot (IT + IT_{\text{Offset}}))\delta^d} \quad (4.35)$$

Tabelle 4.1: Parametrierung der Schrittweitenkoeffizienten

Koeffizient	DA-Update	ID-Update
δ^a	$45 \cdot \sqrt{\frac{ T }{168}}$	$45 \cdot \sqrt{\frac{ T }{168}}$
δ^b	0,45	0,45
δ^c	0,032	0,032
δ^d	5	5
IT_{Offset}	0	15 (ab $IT = 70$: 0)

Das dargestellte Subgradientenverfahren hat sich für das vorliegende Problem ggü. anderen Verfahren aus Unterabschnitt 3.4.1 als überlegen erwiesen hinsichtlich der Güte und der Geschwindigkeit der Lagrange-Konvergenz.

⁽⁵⁾Bei einer negativen ID-Last tritt ein positiver Gradient auf, wenn betragsmäßig weniger negative ID-Leistung vermarktet wird als der Betrag des Prognosefehlers, ein negativer Gradient dementsprechend im umgekehrten Fall.

4.6 Repair und Dispatch

Nach dem Erreichen der Konvergenz des Lagrange-Verfahrens (siehe A.3) verbleibt in MIPs verfahrensimmanent eine Abweichung zwischen der Systemlast und dem Kraftwerkseinsatz [Woo13]. Diese Abweichung bewegt sich im vorliegenden Verfahren jedoch im Schnitt bei lediglich 1-3 % in Bezug auf die Systemlast [Rat20]. Die Abweichung zwischen dem Angebot und den marktgebiets-individuellen Systemlasten kann entweder positiv oder negativ sein, wenngleich das Verfahren so parametrisiert ist, dass tendenziell ein Überangebot $\Delta_{c,t}^{\text{DA},IT_{\text{end}}} > 0$ angestrebt wird. Reicht aggregierte Leistung der eingeschalteten Kraftwerke im Anschluss an das Lagrange-Verfahren in einzelnen Stunden nicht aus, die Last zu decken, wird für diese Zeiträume ein heuristischer Reparaturmechanismus verwandt, der das Ziel hat, möglichst kostenoptimal weitere Kraftwerke einzuschalten. Die Integration der ID-Stufe erweitert die Kriterien jedoch zu

$$1. \quad \Delta_{c,t}^{\text{DA},IT_{\text{end}}} \geq 0, \quad c \in C, t \in T \quad (4.36)$$

$$2. \quad \Delta_{c,t,\omega}^{\text{ID},IT_{\text{end}}} \geq 0, \quad \text{falls } D_{c,t,\omega}^{\text{ID}} > 0, \quad c \in C, t \in T, \omega \in \Omega \quad (4.37)$$

$$3. \quad \Delta_{c,t,\omega}^{\text{ID},IT_{\text{end}}} \leq 0, \quad \text{falls } D_{c,t,\omega}^{\text{ID}} < 0, \quad c \in C, t \in T, \omega \in \Omega \quad (4.38)$$

Dies macht es erforderlich das Verfahren aus [Rat20] zu erweitern. Die detaillierten mathematischen Anpassungen des Verfahrens können in A.5 nachvollzogen werden.

Wenn die Bedingungen aus Gleichung 4.36-4.38 erfüllt sind, folgt der sog. Economic Dispatch, der zum Ziel hat, die Einspeisungen der Kraftwerke kostenoptimal zu reduzieren. Dazu sind nun keine Anpassungen des Zustands (an/aus) mehr notwendig, weshalb die Ein/Aus-Entscheidungen der Kraftwerke fixiert werden können und sich das Problem auf ein LP vereinfacht.

5 Validierung des Verfahrens

Das Verfahren wird im Folgenden zunächst hinsichtlich seiner Performance validiert. Dazu werden die Lösungsgeschwindigkeit und der Ressourcenbedarf des Modells und speziell die Einzelkraftwerksmodelle untersucht. Anschließend wird die Ergebnisgüte des Verfahrens mit Hilfe eines Backtests für das Jahr 2014 bewertet.

5.1 Ressourceneffizienz des Verfahrens

Bereits deterministische Strommarktmodelle haben im Regelfall einen so großen Ressourcenbedarf, dass diese nur auf Großrechnern mit hohen Laufzeiten gelöst werden können. Die Erweiterung dieser Modellklassen bezüglich der Integration stochastischer Größen führt somit schnell zu Modellen, die geschlossen formuliert um Größenordnungen komplexer sind als ihre deterministischen Basisvarianten. Daher ist im Fokus der Arbeit die Entwicklung und Implementierung möglichst effizienter Algorithmen, die es ermöglichen, diesen Ressourcenaufwand zu minimieren. Da die Integration der Stochastik im Wesentlichen Kraftwerkssubprobleme betrifft und diese den dominanten Anteil an der Gesamtlaufzeit des Verfahrens ausmachen, wird im Folgenden der Einfluss der erweiterten Benders-Implementierung untersucht. Hierzu werden zunächst verschiedene Benders-Varianten hinsichtlich ihres Lösungsverhaltens/-dauer miteinander verglichen und schließlich die Lösungszeit der zerlegten Variante mit der der geschlossenen Variante für einen exemplarischen Fall verglichen.

5.1.1 Konvergenzverhalten des Zerlegungsalgorithmus

Die Lösung des Kraftwerkssubproblems wurde über ein Zerlegungsverfahren, das auf dem Benders-Algorithmus aufbaut, formuliert. Die Kommunikation zwischen dem Subproblem und dem Masterproblem findet über die sog. Cuts (siehe Unterabschnitt 4.3.2) statt. Dazu stehen zwei verschiedene Varianten – Single-Cut und Multi-Cut – zur Verfügung, die hier miteinander verglichen werden. Das Verfahren

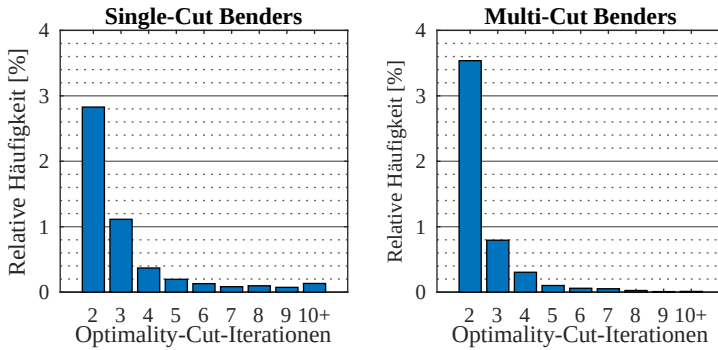


Abbildung 24: Anzahl der notwendigen Optimality-Cuts bis zur Konvergenz für Single-Cut und Multi-Cut

konvergiert iterativ gegen das Konvergenzkriterium.⁽¹⁾ Das Verfahren konvergiert für die überwiegende Mehrheit der Fälle (94,97 % bzw. 95,11 %) in beiden Varianten bereits nach einem Cut. Daher ist in Abbildung 24 die Häufigkeitsverteilung der zur Konvergenz benötigten Optimality-Cuts ab dem zweiten Cut dargestellt. Im schlechtesten Fall werden in der Single-Cut-Variante 58 Cuts und in der Multi-Cut-Variante 22 Cuts zur Konvergenz benötigt. Die Multi-Cut-Variante benötigt somit weniger Iterationen bis zur Konvergenz. Das ist plausibel, da insbesondere bei heterogenen Szenarien ein individueller Optimality-Cut für jedes dieser Szenarien (Multi-Cut-Variante) mehr Informationen an das Masterproblem übergibt als ein über alle Szenarien wahrscheinlichkeitsgewichteter Cut (Single-Cut-Variante). Auf diese Weise wird der Lösungsraum des Masterproblems effizienter und schneller eingengt.

Durch jede weitere Iteration wird eine zusätzliche Lösung der Subprobleme sowie ein erneutes Lösen des sukzessiv komplexer werdenden Masterproblems notwendig. Damit lässt sich ein positiver Zusammenhang zwischen der Iterationsanzahl und der Lösungsdauer ableiten. Sollten mehrere Iterationen notwendig werden, ist eine Reduktion der Iterationsdauer wünschenswert. Dies wird mittels einer Solveroptimierung durch die Erstellung von Startlösungen und Schnittebenen für das MIP des Masterproblems (siehe Unterabschnitt 4.3.3) erreicht. Die durch-

⁽¹⁾ Als Toleranzgrenze bzw. Abbruchkriterium fungiert nach (A.25) eine relative Konvergenzlücke von 3 % bzw. eine absolute Konvergenzlücke von 10 €.

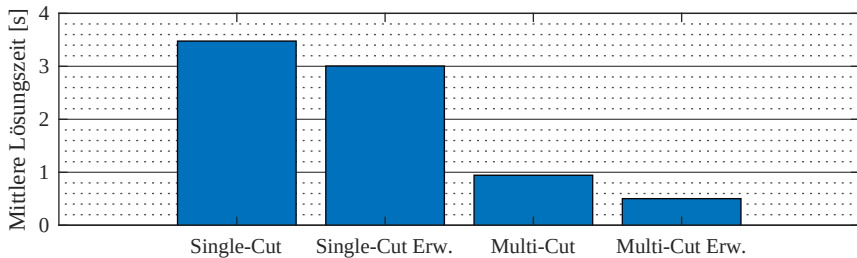


Abbildung 25: Vergleich der durchschnittlichen Rechenzeiten der verschiedenen Benders-Varianten mit/ohne Solveroptimierung

schnittlichen Lösungsdauern⁽²⁾ der Kraftwerksprobleme in der Single- und der Multi-Cut-Variante, jeweils mit und ohne Solveroptimierung, sind in Abbildung 25 dargestellt. Im Schnitt weist die Multi-Cut-Variante einen Laufzeitvorteil von ca. 73 % ggü. der Single-Cut-Variante auf. Die Solveroptimierung führt für beide Varianten zu einer Laufzeitoptimierung. Während die Single-Cut-Variante um ca. 14 % beschleunigt wird, führt die Verbesserung der Masterproblemlösung in der Multi-Cut-Variante zu einer Reduktion der Rechenzeit von ca. 47 %.

5.1.2 Geschlossene- vs. zerlegte Formulierung

Zentrales Ziel bei der Zerlegung der Kraftwerkssubprobleme ist es, die Rechenzeit im Vergleich zur geschlossenen Formulierung zu reduzieren. Deshalb wird im Folgenden die Performanz der um die Solveroptimierung erweiterten Multi-Cut-Variante (s.o.) mit der geschlossenen Lösung verglichen. Anschließend wird darüber hinaus ein Hybrid aus der geschlossenen und der zerlegten Lösung (siehe Unterabschnitt 4.3.3) hinsichtlich seiner Lösungsgeschwindigkeit untersucht.

Die implementierte Zerlegung führt zu einem Laufzeitvorteil von ca. 8 % (siehe Tabelle 5.1). Die Nutzung der Hybridisierung ermöglicht durch das geschlossene Lösen von wenigen Kraftwerksproblemen, die für den Zerlegungsalgorithmus nicht geeignet sind, eine Reduktion der Rechenzeit um ca. 44 %.

⁽²⁾Die Lösungsdauer ist hier bezogen auf die Lösung eines Kraftwerksproblems für ein Intervall. Das Optimierungsproblem wird dabei für thermische Kraftwerke in 120 Intervallen mit jeweils 145 Stunden Optimierungshorizont zerteilt, wobei in jedem Intervall eine Überlappung von 3 Tagen enthalten ist.

Tabelle 5.1: Vergleich der durchschnittlichen Rechenzeiten des Benders-Verfahrens mit der geschlossenen Referenzlösung

	Geschlossen	Benders	
		Ohne Hybridisierung	Mit Hybridisierung
Lösungsdauer	0,697 s	0,641 s	0,390 s
Laufzeitvorteil	-	8,03 %	44,05 %

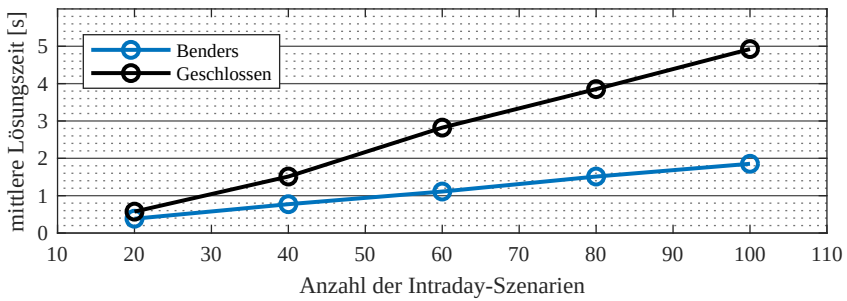


Abbildung 26: Durchschnittliche Lösungszeit in Abhängigkeit der Anzahl der verwendeten ID-Szenarien

Die vorgestellte Validierung und die folgenden exemplarischen Untersuchungen werden für den Fall der Berücksichtigung von 20 ID-Szenarien durchgeführt, da sich dieser Wert in Abschnitt 4.1 als der optimale herausgestellt hat. Abschließend wird der Einfluss der Hinzunahme weiterer ID-Szenarien auf die Lösungsgeschwindigkeit für Einzelkraftwerke dargestellt (siehe Abbildung 26). Die Lösungszeit steigt demnach für beide Varianten, jedoch ist der Rechenzeitzuwachs in der zerlegten Variante geringer als in der geschlossenen Variante. So lässt sich der Laufzeitvorteil von 44 % bei 20 Szenarien auf 62 % bei 100 Szenarien signifikant ausbauen.

5.2 Lösungsgüte

Die Anwendung von Strommarktmodellen auf Szenarien für die Vergangenheit bietet die Möglichkeit, das Verhalten des Modells mit empirischen Marktergebnissen zu vergleichen und somit die Güte der Modellergebnisse zu validieren. Deshalb wird das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren im Folgenden mittels Daten aus dem Jahr 2014 parametrisiert und gerechnet.⁽³⁾ Hierzu wird der in [Rat20] erstellte Datensatz zu installierten Kraftwerkskapazitäten, EE-Zeitreihen, Last-Zeitreihen, NTC-Handelskapazitäten sowie Verfügbarkeitszeitreihen und thermischen Lieferverpflichtungen von Kraftwerken genutzt [Rat20]. Des Weiteren wird im Vorlauf zur Optimierung die in Abschnitt 4.1 entwickelte Methode genutzt, um Szenarien für die Prognosefehlerzeitreihen aus 2014 zu generieren. Dem Modell wird – analog zum Status Quo in 2014 – keine Möglichkeit gegeben, am ID-Markt endogen marktgebietsübergreifend zu handeln. Neben dem in dieser Arbeit entwickelten stochastischen Verfahren wird zusätzlich ein etabliertes deterministisches Fundamentalmodell aus [Rat20] auf Grundlage der gleichen Eingangsdaten angewendet. Zunächst werden die resultierenden Marktpreise aus den beiden Modellrechnungen mit den empirischen Marktpreisen von 2014 verglichen und anschließend das Kraftwerksverhalten validiert.

5.2.1 Analyse der Marktpreise

Marktpreise stellen, sofern es sich um eine Einheitspreisauktion handelt sowohl im vorliegenden Modell als auch im realen Strommarkt, einen zentralen Koordinationsparameter zur Allokation von Erzeugungsanlagen mit dem Ziel der Nachfragedeckung dar. Daher stehen sie im Fokus der folgenden und der in diesem Kapitel noch folgenden Auswertungen. In Tabelle 5.2 sind zunächst der durchschnittliche Preis bzw. der Preismittelwert sowie die Standardabweichung des Preises am DA- und am ID-Markt aus der Empirie, dem stochastischen Modell und seinem deterministischen Pendant dargestellt.

Die modellierten DA-Preise und ID-Preise unterschätzen den realen Marktpreis im Mittelwert. Der ID-DA-Spread des Modells ist dagegen analog zu dem ID-DA-Spread der Empirie leicht positiv. Die modellierte Standardabweichung ist ebenso geringer als die reale Standardabweichung, was typisch für Modellpreise ist. Auch hier ist zwischen dem ID- und dem DA-Markt ein positiver Spread in der Empirie

⁽³⁾In der folgenden Rechnung wird ein Konfidenzniveau $\alpha = 90\%$ sowie ein Risikogewichtungsfaktor $\beta = 1$ auf Grundlage der Erkenntnisse in Abschnitt 6.2 bzw. [Thi20] gewählt.

Tabelle 5.2: Mittelwerte und Standardabweichungen modellierter und realer Marktpreise

	Mittelwert		Standardabweichung	
	DA	ID	DA	ID
Empirie [€/MWh]	32,76	33,14	12,77	13,40
Stoch. Modellierung [€/MWh]	31,37	31,76	7,73	9,14
Determ. Modellierung [€/MWh]	31,72	-	7,02	-

und im Modell erkennbar. Das hier entwickelte Verfahren ist somit dazu in der Lage, die gleichen zentralen Momente der Preisverteilung am DA-Markt zu erzeugen wie sein bereits etabliertes deterministisches Pendant [Rat20] [Nob20b]. Darüber hinaus zeigen die zusätzlichen ID-Preisverteilungsparameter einen Preis-Spread, der sich analog zu dem aus der Empirie verhält.

Das Marktvolumen am ID-Markt wird, wie in Abschnitt 2.1 analysiert, dominiert von Prognoseabweichungen, die zwischen der Vortagsprognose und kurz vor der physikalischen Erbringung nachgehandelt werden. Damit führt eine Prognoseabweichung zu einer Preisabweichung zwischen dem ID-Markt und dem DA-Markt, also einem ID-DA-Preis-Spread. Bei einer positiven Prognoseabweichung ist damit der Preis-Spread positiv und bei einer negativen Prognoseabweichung ist der Preis-Spread negativ. Dieser Zusammenhang ist in der bivariaten Verteilung in Abbildung 27 dargestellt. Darüber hinaus ist darin der gleiche Zusammenhang für empirische Preis-Spreads und empirische Prognoseabweichungen dargestellt. Während in den modellierten Preis-Spreads dieser Zusammenhang deutlich erkennbar ist, ist dieser Zusammenhang in der Empirie ebenfalls vorhanden, jedoch durch weitere Effekte überlagert. Diese Effekte könnten durch den kontinuierlichen Handel mit kontinuierlichen Prognoseupdates, einer endlichen Markttiefe, aber auch spekulativem Verhalten erklärt werden.

5.2.2 Analyse des Kraftwerksverhaltens

Die Möglichkeit, Leistung sowohl am DA- als auch am ID-Markt handeln zu können, wird von den verschiedenen Kraftwerkstechnologien jeweils unterschiedlich genutzt. Die Verteilung der Vermarktung auf die Handelsstufen, die in Summe jederzeit der physikalischen Leistung des Kraftwerks entsprechen muss (siehe

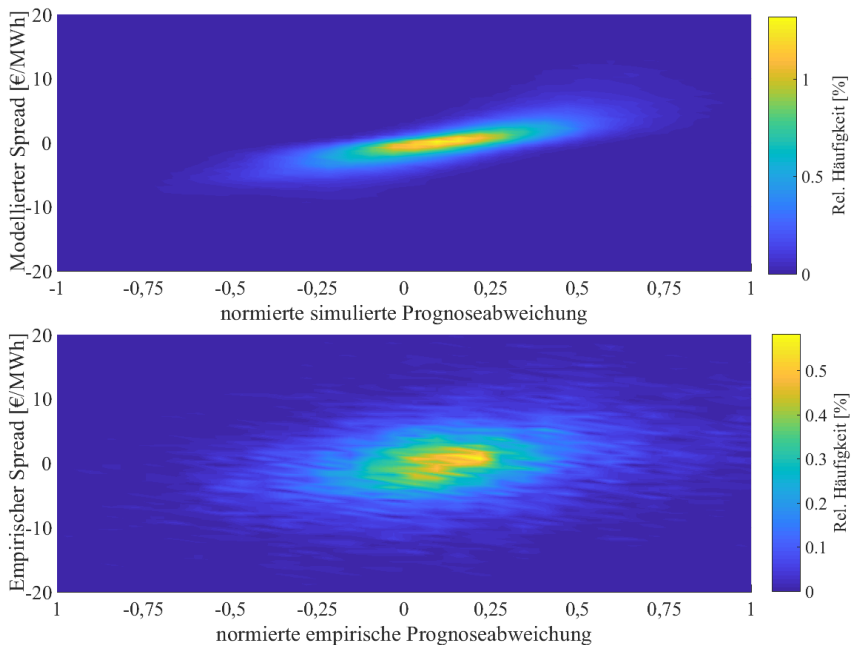


Abbildung 27: Bivariate Verteilung der Auftretswahrscheinlichkeit eines Preis-Spreads zu einer Prognoseabweichung aus dem Modell (oben) und der Empirie (unten)

Unterabschnitt 4.2.2), hängt dabei neben der allgemeinen Risikoaversion des Kraftwerksbetreibers maßgeblich vom jeweiligen Kraftwerkstyp ab. Im Vordergrund stehen dabei ökonomische Abwägungen, die im Wesentlichen durch die Grenzkosten, aber auch durch Startkosten des Kraftwerks getrieben sind. So bieten z.B. Braunkohlekraftwerke, die vergleichsweise geringe Grenzkosten aufweisen, keine wesentlichen Anteile ihrer Kraftwerksleistung am ID-Markt, obwohl dieser im Schnitt zu höheren Erlösen führt als der DA-Markt. Dies ist über die Risikoaversion des Kraftwerksbetreibers zu begründen, da dieser Kraftwerkstyp schon am DA-Markt vergleichsweise hohe Deckungsbeiträge realisieren kann. Der Zugewinn an unsicherem Deckungsbeitrag am ID-Markt ist dabei häufig in Relation zum sicheren Deckungsbeitrag am DA-Markt gering, sodass nur in Ausnahmefällen bzw. in geringem Umfang Leistung am DA-Markt zurückgehalten wird, um sie am ID-Markt veräußern zu können. Im Gegensatz dazu zeichnen sich Gaskraftwerke durch vergleichsweise hohe Grenzkosten und damit vergleichsweise geringe De-

ckungsbeiträge aus. Für diesen Kraftwerkstyp ist der entgangene sichere Gewinn am DA-Markt im Verhältnis zu unsicheren aber ggf. deutlich höheren Erlösen am ID-Markt deutlich weniger dominant. Darüber hinaus sind Gaskraftwerke im Gegensatz zu Braunkohlekraftwerken in der Lage, ihren kompletten Leistungsbereich innerhalb kurzer Zeit zu durchfahren, während Braunkohlekraftwerke dafür mehrere Stunden benötigen. Diese Unterschiede führen dazu, dass Braunkohlekraftwerke in der Regel als Grundlastkraftwerke eine möglichst konstante Fahrweise im Bereich ihrer vollen installierten Leistung anstreben. Gaskraftwerke hingegen können als Spitzenlastkraftwerke in kurzer Frist schnell zusätzlich benötigte Leistung bereitstellen.

Die bivariate Verteilung der Gebotsaufteilung auf dem DA- und den ID-Markt ist in Abbildung 28 für Braunkohlekraftwerke und Gaskraftwerke exemplarisch dargestellt. Es sind jeweils alle Fahrplangebote der deutschen Braunkohlekraftwerke bzw. der deutschen Gaskraftwerke dargestellt. Die Vermarktungsmengen sind nach oben durch die installierte Kraftwerksleistung P^{max} begrenzt. Darüber hinaus können die Vermarktungsmengen am ID-Markt auch negativ sein, was es möglich macht, "Make-or-Buy"-Entscheidungen abzubilden, also den Zukauf von Leistung am ID-Markt, die vorher am DA-Markt veräußert wurde. Für die Braunkohlekraftwerke ergeben sich zwei dominante Arbeitspunkte: Zum einen in ca. 64 % der Zeitpunkte die volle Vermarktung der verfügbaren Leistung am DA-Markt ($P^{DA} = 100\%$, $P^{ID} = 0\%$), sowie in ca. 14 % aller Zeitpunkte der Aus-Zustand des Kraftwerks ($P^{DA} = 0\%$, $P^{ID} = 0\%$).⁽⁴⁾ Es zeigt sich, dass Braunkohlekraftwerke ihre physikalische Fahrplanleistung jenseits dieser Arbeitspunkte in bestimmten Mustern auf beide Märkte aufteilen. Dabei treten sie auf dem ID-Markt sowohl als Verkäufer ($P^{ID} < 0\%$) wie auch als Käufer ($P^{ID} > 0\%$) auf. Häufig ergibt sich ein Arbeitspunkt, in dem ein Braunkohlekraftwerk seine volle physikalische Leistung fährt, diese aber in unterschiedlichem Verhältnis auf den beiden Marktstufen verteilt (obere Hüllgerade in gelb). Auch Gaskraftwerke zeigen lokale Häufigkeitsmaxima: Zum einen sind sie in knapp 50 % der Fälle ausgeschaltet ($P^{DA} = 0\%$, $P^{ID} = 0\%$) sowie auf mehrere lokale Maxima auf der Gerade $P^{ID} = 0\%$ im Bereich der maximalen Startrampe der Kraftwerke aufgeteilt.⁽⁵⁾

Gaskraftwerke geben, sofern sie in Betrieb sind, präferiert Gebote entweder in physikalischer Volllast ab, oder schalten nach der initialen Startrampe sofort wieder ab. Dieses Verhalten ist durch die oben beschriebene Kostenstruktur der Spitzenlastkraftwerke zu begründen. Aus Vermarktungssicht ergibt sich damit die Möglichkeit

⁽⁴⁾ Um insbesondere selten auftretende Vermarktungsentscheidungen in der Grafik darstellbar zu machen, ist die Farbskala nicht auf 64 %, sondern auf 0,05 % begrenzt.

⁽⁵⁾ Auch hier ist die Farbskala analog zum Vorgehen bei den Braunkohlekraftwerken angepasst.

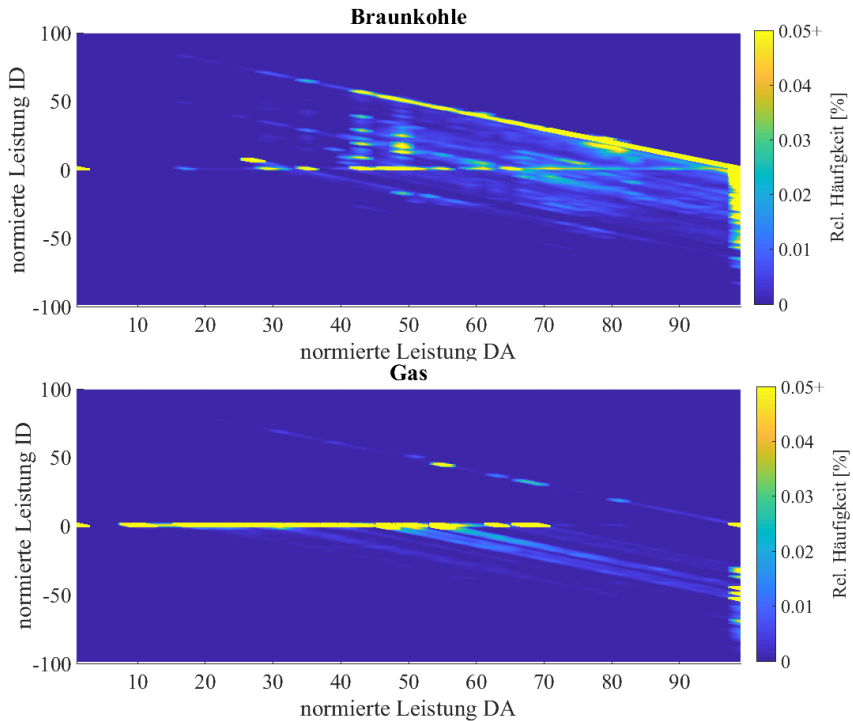


Abbildung 28: Bivariate Verteilung der Aufteilung der Vermarktungsmengen auf den DA- und den ID-Markt (jeweils bezogen auf die Nennleistung) für Braunkohlekraftwerke (oben) und Gaskraftwerke (unten)

die volle Leistung auf der oberen Hüllkurve aufzuteilen oder mehr Leistung als die Starttrampe zulässt am DA-Markt zu verkaufen und die Differenz am ID-Markt zuzukaufen (unterer Bereich der Verteilung). Generell lassen sich bei beiden Kraftwerkstypen eine Ansammlung diskreter Arbeitspunkte oder -geraden erkennen, die in Summe eine konstante physikalische Leistung ergeben. Die physikalische Fahrweise in Form diskreter Leistungszustände ist durch die Bestimmung der Fahrpläne mit Mitteln der linearen Optimierung erklärbar. Sobald ein Kraftwerk durch die Preismultiplikatoren einen ausreichend hohen Anreiz erhält, wird es stets versuchen, unter Einhaltung der erlaubten Leistungsrampen seine maximale Leistung zu vermarkten. Die Leistungsrampen werden dabei voll ausgeschöpft.

6 Exemplarische Untersuchungen von Zukunftsszenarien

Das Modell wird im Folgenden auf Szenarien für das europäische Energiesystem (ENTSO-E) für die Jahre 2023 und 2035 unter Berücksichtigung des deutschen Kernenergieausstiegs bzw. des Kohleausstiegs analog zu [Nob20a] angewandt. Es werden zunächst die Ergebnisse der Marktsimulationen aus systemischer Sicht untersucht. Der Marktpreis als zentraler Koordinationsparameter dient dabei als Vergleichsindikator. Zunächst wird der Einfluss der Risikofaktoren für ein Szenario dargestellt. Dazu wird das Szenario für das Jahr 2035 ausgewählt, da dieses den größten Anteil an erneuerbaren Energien enthält und die erwarteten Auswirkungen daher hier am stärksten ins Gewicht fallen. Anschließend werden für beide Szenarien detailliertere Auswertungen bezüglich der zeitlichen Charakteristik des Marktpreises und dem Einfluss der Marktkopplung zu einen festen Risikoparametersatz vorgenommen. Die Ergebnisanalyse schließt mit einer Bewertung der Modellergebnisse aus Akteurssicht.

6.1 Definition des Szenariorahmens

Die Annahmen zu den installierten Kraftwerkskapazitäten in Deutschland basieren im Allgemeinen auf dem deutschen Netzentwicklungsplan 2030, Version 2019, Szenario B [NEP19]. Die Annahmen zu den Kohlekapazitäten für Deutschland werden dabei hinsichtlich der Beschlüsse der Kohlekommission angepasst [KK19], so dass die Stilllegung aller Kohlekraftwerke in Deutschland, die spätestens im Jahr 2038 erfolgen wird, bereits im Jahr 2035 angenommen wird. Die installierten Kapazitäten für die anderen Marktgebiete der ENTSO-E sind dem Mid-term Adequacy Forecast 2018 [ENT18a] und dem Ten Year Network Development Plan (TYNDP) 2018 [ENT18b] entnommen. Für das Szenariojahr 2023 werden die Kapazitäten aus dem Szenario “Best Estimation” für 2023 (als Interpolation der TYNDP-Szenariojahre 2020 und 2025) und für das Szenariojahr 2035 dem Szenario “Sustainable Transition” für 2035 (als Interpolation der TYNDP-Szenariojahre 2030 und 2040) generiert. Die TYNDP-Kapazitäten werden entsprechend der nationalen Energie- und Klimapläne sowie individuellen Projektinformationen aktualisiert, z.B. “La Programmation pluriannuelle de l’énergie” in Frankreich sowie

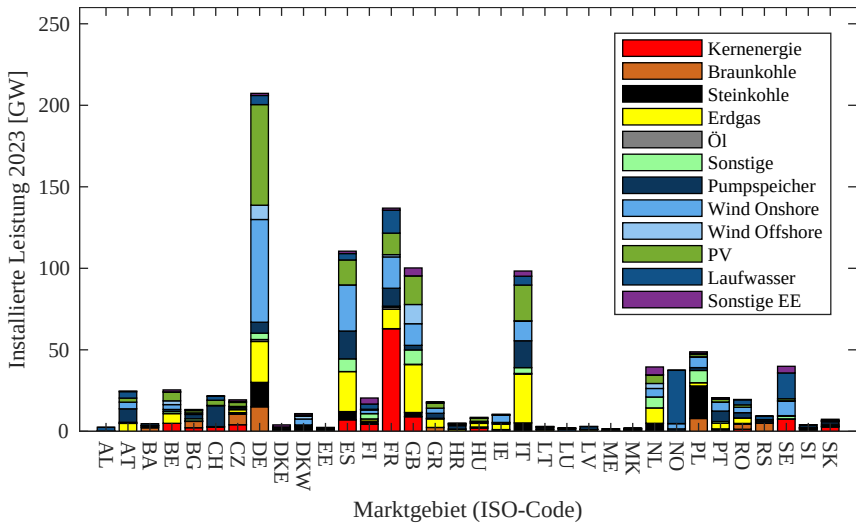


Abbildung 29: Installierte Kraftwerksleistung je Land in 2023 [Nob20a]

Nuklearprogramme in Großbritannien und Belgien. Die sich daraus ergebenden Kapazitäten sind in Abbildung 29 und Abbildung 30 angegeben. Mittels der Platts World Electric Power Plants Database [Pla16], die den Status Quo der in Betrieb befindlichen Kraftwerksblöcke erfasst, werden über eine Zu-/Rückbauheuristik Kraftwerksblöcke zu- bzw. zurückgebaut, sodass die Szenariovorgaben erfüllt werden.

Zur Erzeugung der Einspeisung aus erneuerbaren Energien werden historische Wetterdaten aus dem Jahr 2012 herangezogen, mit denen Einspeisezeitreihen der EE generiert werden. Die Lastzeitreihen sind den ENTSO-E-Profilen für 2012 entnommen und skaliert, sodass sie den Energiemengen und den prognostizierten Maximalleistungen der Szenarios entsprechen. Darüber hinaus basiert die Nachfragestruktur in Deutschland auf [Sch14] und dem in [Mue19] beschriebenen Bottom-Up-Modellierungsansatz, um eine veränderte Laststruktur aufgrund des Ausbaus von Kraft-Wärme-Kopplungssystemen zu berücksichtigen.

Die NTC zwischen den Marktzoneen werden aus [ENT18a][ENT18b][NEP19] abgeleitet. Die AC-Kapazitäten werden durch Interpolation abgeleitet, während die DC-Kapazitäten für jedes in Planung befindliche Projekt spezifisch bestimmt

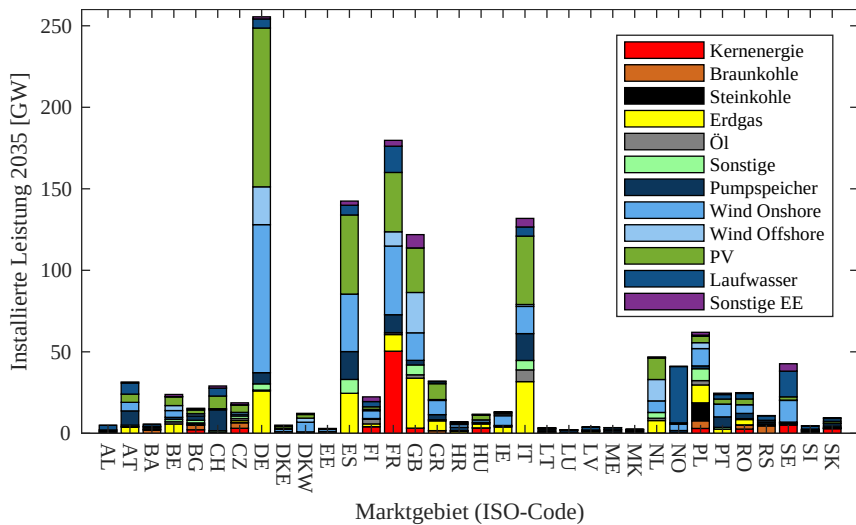


Abbildung 30: Installierte Kraftwerksleistung je Land in 2035 [Nob20a]

werden. Die Brennstoffpreisannahmen für thermische Kraftwerke entstammen dem Szenario “Rivalry” IHS Long-Term Planning and Energy Scenarios [Vid15], mit Ausnahme der Braunkohlepreise, die aus [BMU17] übernommen werden. Die CO_2 -Preisannahmen basieren auf [NEP19].

Die in dieser Fallstudie betrachteten Marktgebiete für ID- und DA-Märkte sind in Abbildung 31 dargestellt. Die DA-Marktgebiete werden durch die ENTSO-E-Gebiete und die ID-Märkte durch die Cross-Border-ID (XBID)-Marktgebiete definiert.⁽¹⁾

⁽¹⁾Die Beibehaltung des aktuellen Marktkopplungs-Layouts (XBID) ermöglicht eine direkte vergleichende Analyse der empirischen Daten und der betrachteten Szenarien.

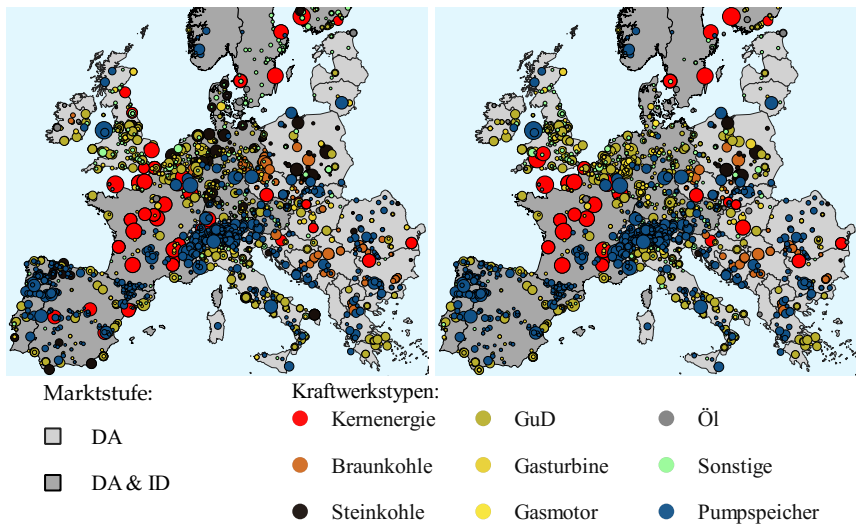


Abbildung 31: Geographische Verteilung der installierten hydrothermischen Kraftwerkskapazität für das Szenario 2023 (l) und das Szenario 2035 (r) [Nob20a]

6.2 Einfluss der Risikoaversionsparameter

Der Einfluss des CVaR innerhalb des über das Optimierungsproblem künstlich nachgebildeten Entscheidungskalküls, wie in (Unterabschnitt 4.2.5) beschrieben, wird durch das Konfidenzniveau α und den Risikogewichtungsfaktor β gesteuert. Der Einfluss dieser Parameter auf das Modellergebnis wird im folgenden Unterabschnitt untersucht. Die Marktpreise stellen den zentralen Koordinator zwischen den einzelnen Kraftwerkeinsatzentscheidungen dar und werden daher als aggregierter Benchmark-Parameter zwischen den modellierten Szenarien verwendet. Die Sensitivität des Risikoparameters β wird durch die Wahl von $\beta \in \{0,5; 1; 2; 5\}$ ermittelt.⁽²⁾ Die Sensitivität des Konfidenzniveaus auf das aggregierte Marktergebnis wird durch die Variation von $\alpha \in \{80\%, 90\%\}$ bestimmt.⁽³⁾

⁽²⁾Ein Risikoparameter von $\beta = 1$ stellt nach (4.11) eine Gleichgewichtung des Erwartungswertes und des eingebauten Risikos dar.

⁽³⁾Eine weitere Erhöhung des Konfidenzniveaus α auf 95 % oder 99 % würde eine Erhöhung der Anzahl der Szenarien erfordern. Dies bedingt jedoch eine signifikante Erhöhung der Berechnungskomplexität, für die es nach dem Ellbogenkriterium (siehe Abschnitt 4.1) keine Rechtfertigung gibt. Außerdem ist der CVaR inhärent insensitive gegenüber einer weiteren Erhöhung von Alpha (siehe Auswertung).

Es folgt, dass der ID-Preis aufgrund der Risikoaversion der Marktteilnehmer erwartungsgemäß im Durchschnitt höher ist als der DA-Preis (siehe Abbildung 32). Zu $\alpha = 0,8$ und $\beta = 0,5$, d.h. der Erwartungswert der Zielfunktion wird doppelt so hoch gewichtet wie der CVaR, ergibt sich ein ID-Preis von 50,17 €/MWh und ein DA-Preis von 48,34 €/MWh. Durch die Verschiebung des CVaR-Quantils von 0,8 auf 0,9 steigt der ID-Preis erwartungsgemäß marginal auf 50,52 €/MWh, während der DA-Preis gleichzeitig geringfügig auf 48,26 €/MWh sinkt. Im Gegensatz dazu führt eine Erhöhung der Risikoaversion der Marktteilnehmer durch die Erhöhung von β zu einem logarithmisch steigenden Durchschnittspreis am ID-Markt. Die Konvergenz des ID-Preises bzw. des ID-DA-Spreads ist plausibel, da ab einer bestimmten Gewichtung des CVaRs die Nutzenfunktion bereits über den CVaR dominiert wird. Auf einem Beta-Niveau über fünf hinaus verändert ein weiterer Anstieg des Risikoaversionsniveaus daher den Preisspread nur noch geringfügig. Darüber hinaus erhöht die stärkere Gewichtung von Beta nicht nur den Spread zwischen ID und DA, sondern auch den Abstand zwischen den Spreads bei einem Konfidenzniveau von 80 % bzw. 90 % (siehe Abbildung 32 rechts). Das heißt,

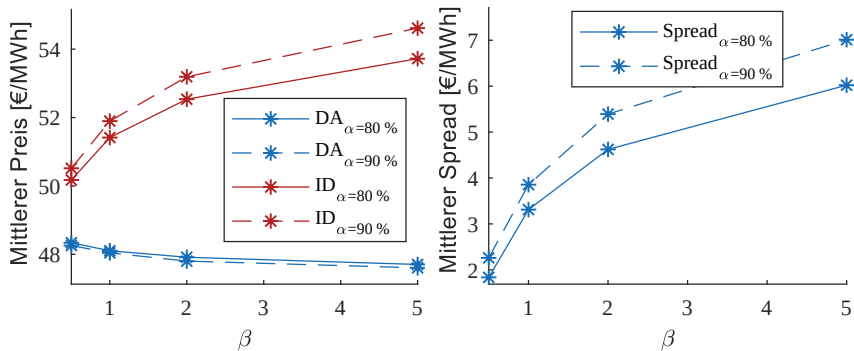


Abbildung 32: Auswirkung von α und β auf den mittleren Marktpreis (l) und den mittleren Spread zwischen ID und DA (r), in Deutschland [Nob20a]

dass der Einfluss der Variation des Konfidenzniveaus α besonders stark ist, wenn das Risiko in der Zielfunktion stark gewichtet wird (β). Im Allgemeinen hat das Modellergebnis, hier repräsentiert durch den resultierenden durchschnittlichen Marktpreis, eine höhere Sensitivität gegenüber der Wahl von β als gegenüber der Wahl von α . Dieses Ergebnis spiegelt die Eigenschaften des gewählten Risikomaßes CVaR zum Teil wider. Zu einem gegebenen Konfidenzniveau α berücksichtigt der CVaR bereits alle Verteilungsinformationen, die über den VaR hinaus gehen. Im Gegensatz dazu ist somit für den VaR als Risikomaß zu erwarten, dass die

Wahl von α einen stärkeren Einfluss hat, insbesondere auf der Grundlage einer diskreten Verteilung. In den vorliegenden Ergebnissen hat die Variation von α keinen Einfluss, und die Variation von β nur einen untergeordneten Einfluss auf die DA-Preise. Der marginale Preisrückgang auf dem DA-Markt resultiert aus der Verschiebung günstigerer Erzeugungskapazitäten vom ID-Markt auf den DA-Markt. Je höher der Deckungsbeitrag eines Kraftwerks, d.h. je niedriger die Grenzkosten eines Kraftwerks im Vergleich zum Marktpreis sind, desto höher ist das Risiko für ein solches Kraftwerk auf dem ID-Markt. Daher wird der ID-Markt mit zunehmender Risikogewichtung uninteressanter, insbesondere für Kraftwerke mit einem durchschnittlich hohen Deckungsbeitrag im DA-Markt. Nur wenn der (risikogewichtete) Spread zwischen den Märkten im Vergleich zum Deckungsbeitrag auf dem "sicheren" DA-Markt deutlich höher ist, wird eine Partizipation auf dem ID-Markt attraktiv. Daher kann der Spread auch als Risikoprämie interpretiert werden. Dieses Phänomen gibt es so auch an realen Rohstoffmärkten [Sch00]. Die Preisspanne zwischen Futures-Quotierungen und den erwarteten unsicheren DA-Preisen beinhaltet normalerweise einen Risikoaufschlag.

Beim Vergleich der Gesamtkosten für die Stromerzeugung - sowohl für das gesamte Energiesystem (ENTSO-E) als auch für die deutsche Marktzone (siehe Abbildung 33) - zeigt die Variation der Risikoparameter eine ähnliche Auswirkung (steigende Kosten am ID-Markt und sinkende Kosten am DA-Markt bei der Erhöhung von β). Aber während die ID-Kosten innerhalb der ENTSO-E um 7,3/8,5 % steigen (8,7/9,7 % in DE), sinken die Kosten für die DA-Erzeugung innerhalb der ENTSO-E nur geringfügig um 0,6/0,7 % (1,2/1,4 % in DE).

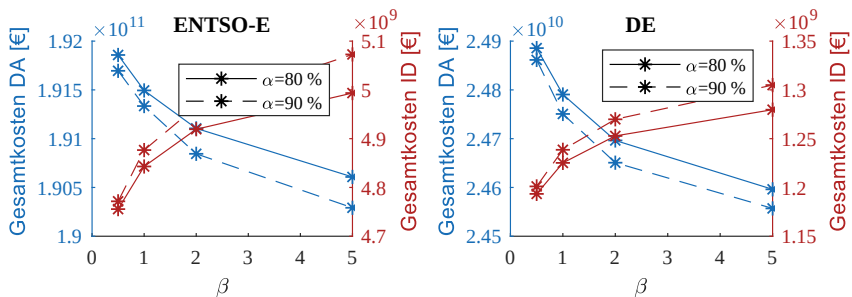


Abbildung 33: Gesamtkosten der Stromerzeugung aufgeteilt nach DA-Markt und ID-Markt innerhalb der ENTSO-E (l) und Germany (r) [Nob20a]

6.3 Auswertungen für den Gesamtmarkt

Im Folgenden wird eine detailliertere Analyse der Optimierungsergebnisse hinsichtlich der Marktpreise und des Market-Couplings für die Szenarien 2023 und 2035 durchgeführt. Die Analyse wird dabei zu einem festen Risikoparametersatz durchgeführt, wobei sich ein Konfidenzintervall von $\alpha = 0,9$ und eine Risikogewichtung $\beta = 1$ als geeignet erwiesen haben [Thi20].

6.3.1 Preischarakteristika

Die durchschnittliche Marktpreisentwicklung von heute über 2023 bis 2035 ist in Abbildung 34 für das deutsche Marktgebiet dargestellt. Aufgrund der sukzessiven Stilllegung von Kohlekraftwerken, steigender Preise für Rohstoffe und Emissionszertifikate und einer zunehmenden unsicheren Einspeisung aus den fluktuierenden EE ist sowohl ein allgemeiner Anstieg des Strompreises als auch eine steigender Spread zwischen DA-Markt und ID-Markt zu beobachten. Der durchschnittliche DA-Preis steigt von 28,98 €/MWh (2016) über 34,82 €/MWh (2023) auf 47,83 €/MWh (2035). Der durchschnittliche ID-Preis steigt dagegen von 29,25 €/MWh (2016) über 35,27 €/MWh (2023) auf 51,84 €/MWh (2035). Der ID-Preis schwankt dabei stochastisch um den DA-Preis. Obwohl sich der Spread mittelfristig nur geringfügig von 0,27 €/MWh (2016) auf 0,45 €/MWh (2023) vergrößert, steigt der Spread bis 2035 auf 4,02 €/MWh. Darüber hinaus steigt der absolute Spread, also der Mittelwert der absoluten Abweichung zwischen dem DA- und dem ID-Preis, von 3,62 €/MWh (2016) über 5,57 €/MWh (2023) auf 17,83 €/MWh (2035). Dies deutet auf erhebliche wirtschaftliche Potentiale hin, insbesondere für Technologien, die einen Preisspread zwischen den Märkten in beide Richtungen ausnutzen können, wie z.B. Speichertechnologien.

Die Jahresdauerlinien der Strompreise (JDL) für den DA- und den ID-Preis bzw. die Preisspreads ermöglichen durch die Sortierung der Preise eine übersichtliche Analyse bzw. einen Vergleich verschiedener Szenarien der stündlich aufgelösten Strompreise, die eine Zeitreihe so nicht bieten kann. Die JDL der empirischen und der modellierten Strompreise sind in Abbildung 35 dargestellt. Das Szenario 2023 weist im Vergleich zu den dargestellten empirischen Preisen eine ähnliche Verteilung der Strompreise auf. Dies entspricht der Erwartungshaltung, da das Szenario und die Empirie sich hinsichtlich der Erzeugungskapazitäten nicht grundsätzlich unterscheiden. Dies ist neben den Ausführungen in Abschnitt 5.2 ein weiterer qualitativer Indikator für die Güte des Modells. Außerdem zeigt die JDL

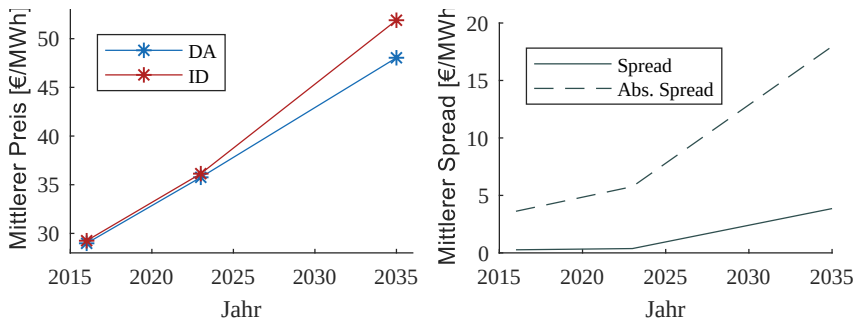


Abbildung 34: Durchschnittlicher Preis auf dem DA- bzw. dem ID-Markt (l) und mittlerer (absoluter) ID-DA-Spread (r) 2016 (Empirie) sowie 2023/2035 (Modell) [Nob20a]

leicht steigende Preise zwischen der Empirie und dem Szenario für 2023 in einem weiten Bereich, mit Abweichungen an den Rändern. Die im Durchschnitt höheren Preise sind darauf zurückzuführen, dass bis 2023 der vollständige Ausstieg aus der Kernenergie innerhalb Deutschlands erfolgt ist und folglich die Grenzkosten des Kraftwerksparks steigen werden. Die niedrigeren Spitzenpreise sind durch die preisdämpfende Wirkung der EE zu erklären, die bis 2023 einen höheren Anteil an der Stromversorgung einnehmen werden. Die höhere Anzahl negativer Preise ist ebenfalls durch den steigenden Anteil der EE erklärbar, die weitgehend durch die Marktprämie subventioniert werden und damit einen Anreiz haben, ihren Strom auch bei negativem Marktpreis anzubieten.⁽⁴⁾ Die Preise für das Szenario 2035 zeigen in der JDL eine starke Parallelverschiebung nach oben, die auf den nun zusätzlich angenommenen vollständigen Ausstieg aus der Kohle zurückzuführen ist. Das bedeutet, dass nur noch Gaskraftwerke mit höheren Grenzkosten im deutschen konventionellen Kraftwerkspark verbleiben. Darüber hinaus führt die Annahme eines weiteren deutlichen Anstiegs der EE zu einer deutlich volatileren Restlast und zu mehr Preisspitzen (Kraftwerksstarts) und negativen Preisen (negative Residuallast). Damit wird auch der Spread, wie in Abbildung 35 dargestellt, deutlich steiler und die Preise grundsätzlich volatiler.

Neben diesen aggregierten und sortierten Messgrößen ist der zeitliche Verlauf des Strompreises interessant, um einen qualitativen Abgleich mit empirischen Strompreisen zu ermöglichen und damit Vertrauen in die modellierten Preise

⁽⁴⁾EE werden mit Marktprämien im Bereich zwischen 0 €/MWh bis 50 €/MWh modelliert, so dass sie in Zeiten negativer Restlast / negativer Preise schrittweise vom Markt genommen werden.

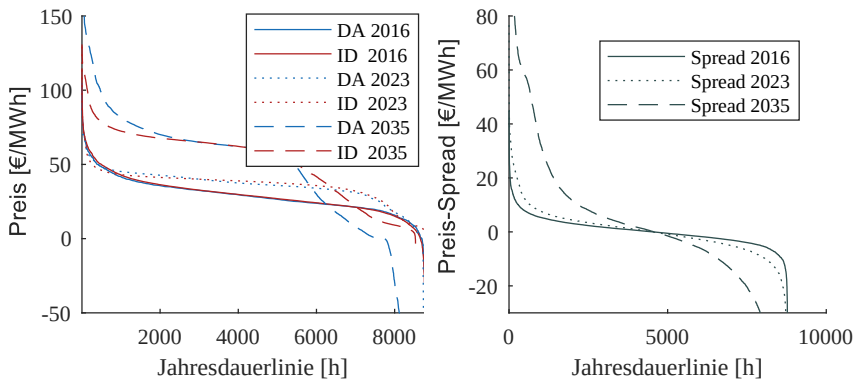


Abbildung 35: Jahresdauerlinie des DA- und des ID-Preises (l) und der ID-DA-Spread (r) für das deutsche Marktgebiet [Nob20a]

zu schaffen. Preise aus Strommarktmodellen sind häufig durch wiederholende Preisniveaus, sowie länger andauernde Plateaus gekennzeichnet. Die modellierten Strompreise weisen hingegen einen realitätsnahen Verlauf, dargestellt in einem Ausschnitt zur besseren Veranschaulichung in Abbildung 36, was insbesondere durch die endogene Marktkopplung ermöglicht wird [Nob20b].⁽⁵⁾ Für den ID-Preis wird der gewichtete Mittelwert dargestellt, die in Abbildung 36 dargestellten Quantilwerte für das 10 %-Quantil und das 90 %-Quantil verschaffen indes einen Eindruck von der Volatilität der zugrundeliegenden ID-Preisverteilung.

6.3.2 Einfluss der Intraday-Marktkopplung

Die endogene Marktkopplung auf dem DA-Markt (PCR) wurde mit dem Ziel der Wohlfahrtsmaximierung eingeführt (siehe Abschnitt 2.1.1). Dieser Mehrwert wurde sowohl durch Modelle als auch durch empirische Analyse mittels statistischer Methoden nachgewiesen [Hob15] [Lam17]. Die ID-Kopplung (XBID) befindet sich aktuell noch in der mehrstufigen Umsetzung, weshalb noch keine breite empirische Basis vorhanden ist, die eine Analyse des Mehrwerts von XBID erlaubt. Derzeit gibt es lediglich eine statistische Analyse, die sich mit dieser Fragestellung auseinandersetzt und zu dem Ergebnis kommt, dass XBID zwar einen Einfluss auf grenzüberschreitende Handelsmengen, jedoch keinen Einfluss auf die Marktpreise

⁽⁵⁾Der Verlauf über das ganze Simulationsjahr ist im Anhang in Abschnitt A.6 dargestellt.

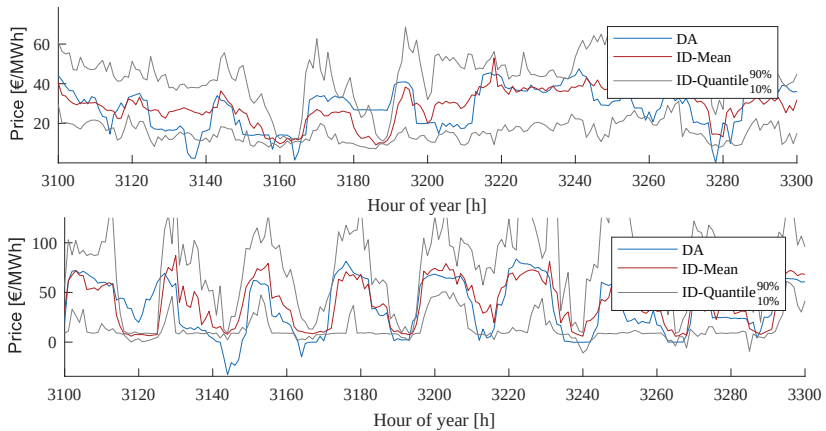


Abbildung 36: Stündlicher DA- und ID-Preis für einen Ausschnitt des Betrachtungs-jahr 2023 (oben) und 2035 (unten) [Nob20a]

hat [Kat19]. Im Folgenden wird daher als Indikator für die Effizienz von XBID für beide Szenarien der Einfluss von XBID auf den grenzüberschreitenden Handel, die resultierenden Marktpreise und die gesamtökonomischen Kosten untersucht.

Handelsmengen

In Abbildung 37 sind die kumulierten Handelsmengen zwischen dem deutschen Marktgebiet und seinen Anrainern für das Simulationsjahr 2023, sowohl für den DA-Markt als auch für den ID-Markt dargestellt. Dabei ist die Bedeutung des grenzüberschreitenden ID-Handels ggü. dem grenzüberschreitenden DA-Handel, insbesondere für die Kopplung zwischen Frankreich und Deutschland bzw. den Niederlanden und Deutschland, offensichtlich. Dieses Ergebnis entspricht damit den Untersuchungsergebnissen in der Literatur [Kat19].

Die Erkenntnisse zum Einfluss von XBID auf realisierte Handelsmengen setzen sich ebenso für das Szenario für 2035 fort, sodass für die Auswertungen dieses Szenarios auf den Anhang verwiesen wird (siehe Abschnitt A.7).

Tabelle 6.1: Durchschnittlicher DA- und ID-Preis in Deutschland

	2023		2035	
	XBID	ohne XBID	XBID	ohne XBID
durchschn. DA-Preis [€/MWh]	35,83	35,91	47,83	47,30
durchschn. ID-Preis [€/MWh]	35,96	38,14	51,85	58,39

Ökonomische Effizienz von XBID

Für das deutsche Marktgebiet weist XBID damit ein Kostensenkungspotential von ca. 2 % für 2023 und von 10 % für 2035 auf.⁽⁶⁾ Auch im europäischen Verbundnetz lässt sich eine Effizienzsteigerung feststellen, wenngleich diese eher marginal ist. Der Unterschied im Einfluss auf die Kosten im Gesamtsystem in 2023 ggü. dem Einfluss auf die Kosten isoliert im deutschen Marktgebiet, insbesondere in 2035, ist im Anteil fluktuierender EE bzw. ihrer Prognosefehler an der Gesamterzeugung / dem Gesamtbedarf begründet. Dieser Anteil ist in Deutschland sehr viel höher als in nicht-deutschen ENTSO-E-Marktgebieten. Somit ist auf Grundlage dieser Ergebnisse insbesondere Deutschland Profiteur der ID-Marktkopplung.

Tabelle 6.2: Ökonomische Effizienz der ID-Marktkopplung dargestellt als Kosten-spread zwischen XBID und ungekoppelten ID-Märkten

	Kosten-Spread [%]		Kosten-Spread [Mrd. €]	
	2023	2035	2023	2035
DE	2,3	10,0	0,43	2,78
ENTSO-E	0,1	1,5	0,19	2,99

⁽⁶⁾Der dargestellte Kostenspread ergibt sich aus der Differenz der Kosten für die Stromversorgung in der Rechnung mit- und in der Rechnung ohne XBID. Die Kosten der Stromversorgung sind die Summe des Produkts aus der elektrischen Last und dem Marktpreis.

6.4 Auswertungen für Einzelanlagen

Positive Deckungsbeiträge⁽⁷⁾ (DB) von Kraftwerken sind wesentlich für einen wirtschaftlichen Kraftwerksbetrieb, da diese notwendig sind, um insbesondere die Investitionskosten zu bedienen. Um Investitionen anzureizen, sollte der Deckungsbeitrag daher die annuitätischen Investitionskosten überschreiten. In Abbildung 38 sind die Bandbreiten⁽⁸⁾ der DB thermischer Kraftwerke, die sich aus der Optimierung ergeben, für das deutsche Marktgebiet dargestellt. Hierzu wurde die gleiche Risikoparametrierung wie in Abschnitt 6.3 gewählt. Dabei sind ausschließlich Kraftwerke ausgewertet, die nur am Strommarkt aktiv sind. Kraftwerke hingegen, die sog. “Must-Run-Verpflichtungen” aufweisen, sind durch ihre Lieferverpflichtung – zum Beispiel von Wärme – nicht marktpreisgetrieben und würden daher diese Auswertung – insbesondere bei Gaskraftwerken – stark verzerren. Zusätzlich sind die annuitätischen Investitionskosten⁽⁹⁾ der jeweiligen Kraftwerkstechnologien als roter Balken dargestellt.

Für das Simulationsjahr 2023 weisen Braunkohlekraftwerke im Vergleich zu allen anderen Technologien besonders hohe DB von im Median 13.161 €/MW auf. Ein Viertel der Braunkohlekraftwerke erwirtschaftet sogar einen DB von 34.186 €/MW. Bis auf wenige Ausnahmen sind Braunkohlekraftwerke abgeschrieben, sodass es sich bei diesen DB um Reingewinne handelt. Alle anderen Kraftwerkstechnologien erlösen im gleichen Simulationsjahr bei vergleichsweise geringer Varianz im Schnitt einen DB zwischen 1.376 €/MW und 6.241 €/MW. Lediglich Steinkohlenkraftwerke weisen eine höhere Streuung hin zu positiven DB mit 15.678 €/MW im dritten Quartil auf. Die trotz der relativ geringen Grenzkosten von Steinkohlenkraftwerken häufig geringen DB resultieren aus geringen Off-Peak-Preisen in der Simulation. Die DB liegen für alle Kraftwerkstechnologien deutlich unterhalb der annuitätischen Investitionskosten. Daraus lässt sich schließen, dass sich mittelfristig auf Grundlage eines “Energy-Only-Markts” keine Investitionsanreize für Kraftwerksneubauten ergeben.

Im Simulationsjahr 2035 steigen im Allgemeinen die DB aller Technologien, nicht zuletzt wegen des höheren Preisniveaus. Aufgrund des Kohleausstiegs existieren für Braun- und Steinkohle keine DB-Verteilungen. Die Steigerung des Deckungsbeitrags führt dazu, dass Gaskraftwerke, anders als derzeit und im Szenario 2023, DB erwirtschaften, die einen Zubau rechtfertigen könnten. Ein Viertel der offenen

⁽⁷⁾Der Deckungsbeitrag setzt sich aus der Differenz der Stromvermarktungserlöse und den kurzfristigen Brennstoffkosten (sowie Startkosten) zusammen.

⁽⁸⁾Die Bandbreite zeigt das erste und dritte Quartil, sowie den Median der Deckungsbeitragsverteilung.

⁽⁹⁾siehe hierzu Tabelle A.1 im Anhang

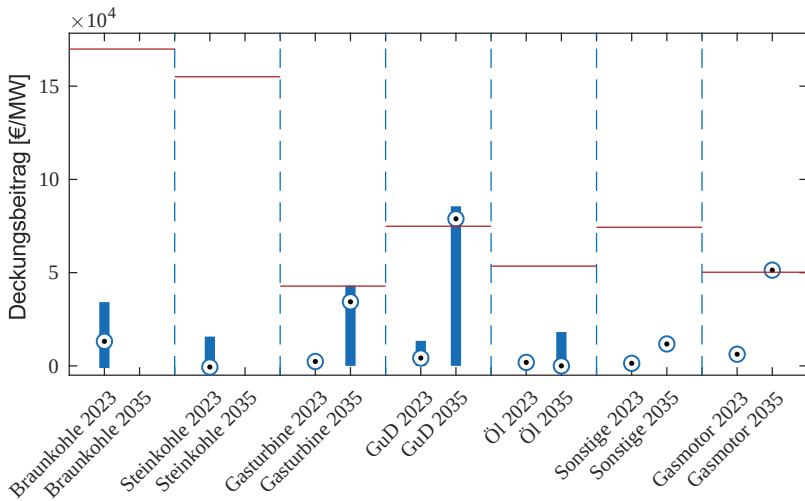


Abbildung 38: Bandbreite der auf die installierte Leistung normierten Deckungsbeiträge in 2023 und 2035 für strommarktgetriebenen Kraftwerke im deutschen Marktgebiet (blau), sowie annuitätische Investitionskosten (rot)

Gasturbinen erwirtschaftet demnach DB oberhalb der annuitätischen Investitionskosten. GuD und Gasmotorenkraftwerke weisen sogar im Median DB auf oberhalb der annuitätischen Investitionskosten. Die Schlüsse hinsichtlich des Investitionspotenzials sind mit Ausnahme von GuD auch auf das Ausland⁽¹⁰⁾ übertragbar (siehe Abbildung 46 bzw. Abbildung 47 im Anhang). Darüber hinaus sind in Abbildung 48 im Anhang die DB-Verteilungen über alle Kraftwerke abgebildet, also auch jene, die (im Regelfall) Wärmelieferverpflichtungen haben. Dies betrifft vor allem offene Gasturbinen und Kraftwerke, die unter “Sonstige” zusammengefasst sind. Abbildung 48 zeigt ferner, dass für diese Kraftwerke der Verlust am Strommarkt teils immens ist und von 2023 nach 2035 weiter ansteigt, da solche Kraftwerke auch zu marktseitig sehr ungünstigen Zeitpunkten Elektrizität einspeisen. Das bedeutet, dass die Einnahmen auf der Wärmeseite dieser Kraftwerke ansteigen müssen, um sie zu finanzieren.

⁽¹⁰⁾ Sonstige Marktgebiete, die sich am XBID-Projekt beteiligen.

7 Zusammenfassung und Ausblick

7.1 Zusammenfassung

Die Dekarbonisierung des Energiesystems, die aus den nationalen und europäischen Klimazielen folgt, führt zu einem stetigen Zuwachs von im Wesentlichen WEA und PV. Die Marktintegration dieser EE stellt eine zentrale Aufgabe zur effizienten Ressourcenallokation dar. Solche fluktuierenden EE zeichnen sich insbesondere durch ihre dargebotsabhängige Erzeugung aus. Ihre Einspeisung ist damit DA unsicher. Der zunehmende Anteil fluktuierender EE führt am Strommarkt zu einem steigenden Mengen- und damit auch Preisrisiko. Nicht nur auf der Angebotsseite sind die Mengen ex-ante unsicher, auch die Nachfrage, also die elektrische Systemlast, ist in Teilen stochastisch. Somit ist es auf dem DA-Markt, dem zentralen Ort der physikalischen Stromvermarktung, nicht möglich, EE vollständig zu vermarkten, ebenso ist es dort nicht möglich, die Nachfrage vollständig zu decken. Abweichungen von der Vortagsprognose, die zuvor über Ausgleichsenergie gedeckt werden mussten, können seit 2007 am ID-Markt bis fünf Minuten vor Erfüllung nachgehandelt werden. Im Regelfall werden Prognoseabweichungen am ID-Markt von flexiblen Gaskraftwerken ausgeglichen, für die diese Marktstufe aufgrund sinkender Deckungsbeiträge am DA-Markt eine wichtige Erlösquelle darstellt. Die Handelsvolumina am ID-Markt verzeichnen in den letzten Jahren einen signifikanten Anstieg, der sich vor dem Hintergrund der EE-Zubauziele voraussichtlich weiter fortsetzen wird.

In der Energiesystemplanung finden fundamentale Strommarktmodelle – in der Regel auf Basis mathematischer Optimierung – Anwendung, die das Betriebsverhalten aller (Groß-)Kraftwerke im europäischen Verbundnetz unter Berücksichtigung detaillierter technischer- und wirtschaftlicher Anlageneigenschaften abbilden sollen. Trotz der wachsenden Dominanz von Prognoseunsicherheiten an Energiemärkten können bisherige Verfahren diese in real-skaligen Systemen nicht abbilden. Durch die erhebliche Komplexitätssteigerung bei der Integration von stochastischen Größen in mathematische Optimierungsprobleme finden solche Verfahren lediglich für kleine Testsysteme oder, unter Vernachlässigung wesentlicher Anlageneigenschaften, auf mittelskalige Systeme Anwendung. Neben der reinen Berücksichtigung von stochastischen Größen ist die Berücksichtigung von Risikoaversion bei der Entscheidungsfindung unter Unsicherheit essentiell, da

sonst das reale Entscheidungskalkül nicht abgebildet wird. Das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren ermöglicht es als erstes Prognoseunsicherheiten von EE sowie der elektrischen Systemlast in ein fundamentales Strommarktmodell auf Grundlage eines Unit-Commitment-Problems unter gleichzeitiger Berücksichtigung individueller Risikoaversion für das blockscharf modellierte pan-europäische Energiesystem zu integrieren. Die Verifikation des Verfahrens erfolgt über einen Backtest mit einer anschließenden Anwendung auf zwei Zukunftsszenarien.

Das Optimierungsverfahren macht die Modellierung von Prognosefehlern notwendig. Hierzu wird auf Methoden der Zeitreihenanalyse zurückgegriffen. Die empirischen Verteilungen und weitere stochastische Eigenschaften wie die Autokorrelation und die Heteroskedastizität der Prognosefehler sind über theoretische Prozesse ihrem empirischen Pendant nachempfunden. Mittels der Monte-Carlo-Simulationen werden diese theoretischen Prozesse in zahlreiche Szenarien ausgerollt, die mittels Clusterverfahren auf wenige repräsentative Szenarien reduziert werden.

Das nachgelagerte Optimierungsmodell bestimmt den kostenminimalen Kraftwerksfahrplan aller Kraftwerksblöcke, die zur Deckung der deterministischen DA-Systemlast und der aus dem Zeitreihenmodell resultierenden unsicheren ID-Last notwendig sind. Dabei werden alle relevanten technischen und wirtschaftlichen Randbedingungen des Kraftwerksbetriebs berücksichtigt und jeder Kraftwerksblock größer 10 MW innerhalb des europäischen Verbundnetzes explizit modelliert. Die Auskopplung von Wärme durch Wärmelieferverpflichtungen und andere sog. Must-Run-Verpflichtungen werden den Kraftwerken individuell als weitere Randbedingung vorgegeben. Die Entscheidungsfindung, wie die angebotene Kraftwerksleistung auf DA- und ID-Märkte aufgeteilt wird, ist dabei unter Berücksichtigung von Risikoaversion mittels des CVaR abgebildet. Darüber hinaus wird die Marktkopplung auf dem DA-Markt (PCR) und auf dem ID-Markt (XBID) implizit berücksichtigt.

Durch die Vielzahl von Anlageneigenschaften, die zum Teil kontinuierliche und zum Teil diskrete Entscheidungsvariablen benötigten, die Vielzahl von Einzelanlagen und Marktgebieten, sowie die stündliche Auflösung für ein ganzes Betrachtungsjahr resultiert ein hochkomplexes Optimierungsproblem, das mit aktuellen Lösungsverfahren als geschlossenes Optimierungsproblem selbst auf Hochleistungsrechnern nicht lösbar ist. Daher wurden systemisch-koppelnde Nebenbedingungen im Optimierungsproblem mittels der Lagrange-Relaxation aufgelöst, was eine entkoppelte Lösung der Einzelanlagen ermöglicht. Dies erlaubt zudem die Anwendung verschiedener Lösungsalgorithmen, wie dem Branch-and-Cut-Algorithmus für thermische Kraftwerke und die dynamische Programmierung

bzw. die lineare Programmierung für Wasserkraftwerke. Darüber hinaus ermöglicht ein weiteres Zerlegungsverfahren auf Basis des Benders-Algorithmus die Kopplung der Einsatzentscheidung zwischen den Szenarien aufzulösen und folglich die Einsatzentscheidung für die Einzelszenarien getrennt voneinander zu treffen. In Einzelfällen kann es vorkommen, dass die geschlossene Lösung des Einzelkraftwerksproblems der Lösung mittels Zerlegungsverfahren hinsichtlich der Lösungsgeschwindigkeit überlegen ist. Daher ist zudem ein Hybridisierungs-konzept implementiert, das mittels Heuristiken versucht, diese Fälle zu identifizieren und jeweils die vorteilhafte Lösungsvariante zu wählen. Damit wird es zum einen ermöglicht, das Optimierungsproblem lösbar zu machen und darüber hinaus gegenüber einer teil-geschlossenen Lösung einen signifikanten Vorteil in der Lösungsdauer und dem Ressourcenbedarf zu erreichen.

Das stochastische Verfahren dieser Arbeit wird für 20 ID-Szenarien angewendet. Es wird gezeigt, dass das entwickelte Zerlegungsverfahren der geschlossenen Lösung durch einen Laufzeitvorteil von 44 % überlegen ist – eine weitere Erhöhung der Szenarien würde diesen Laufzeitvorteil auf 62 % bei 100 Szenarien sogar noch weiter ausbauen. Neben der Performanz ist die Güte der Ergebnisse mittels einer Parametrierung an Markteingangsdaten für das Jahr 2014 validiert. Dabei wird gezeigt, dass das Modell realitätsnahe Marktpreise und nachvollziehbares Einzelkraftwerksverhalten liefert. Anschließend erfolgt die Anwendung des Verfahrens auf ein Zukunftsszenario für das Jahr 2023 – unter Berücksichtigung des Kernenergieausstiegs in Deutschland – und ein Zukunftsszenario für das Jahr 2035 – unter Berücksichtigung des vollständigen Kohleausstiegs in Deutschland. Die Modellergebnisse werden sowohl auf systemischer als auch auf akteursindividueller Ebene analysiert:

- **Sensitivität der Risikoparameter:** Zentrale Parameter zur Risikosteuerung innerhalb des Optimierungsmodells sind das Konfidenzniveau α und die Gewichtung des Risikoterms in der Zielfunktion β . Zur Bewertung des Einflusses der beiden Parameter auf das Marktergebnis wird eine Parametervariation durchgeführt. Dabei wird zu den Konfidenzniveaus $\alpha = 80\%$ und $\alpha = 90\%$ die Risikogewichtung über $\beta = \{0,5,1,2,5\}$ variiert. Das Marktergebnis wird zunächst durch den Marktpreis als zentrale Marktkoordinationsparameter dargestellt. Die Variation des Konfidenzniveaus hat nur eine untergeordnete Bedeutung auf das Marktergebnis, da der CVaR inhärent die Kostenverteilung jenseits des VaR berücksichtigt. Die Variation der Risikogewichtung führt zu steigenden ID-Preisen und marginal fallenden DA-Preisen. Dieses Verhalten ist plausibel, da bei höherer Risikogewichtung der Deckungsbeitrag am ID-Markt im Verhältnis zum Deckungsbeitrag am DA-Markt steigen muss. Für günstige Erzeugungsleistung wird die Parti-

zipation am ID-Markt so sukzessive weniger sinnvoll, sodass die Preise am DA-Markt tendenziell sinken. Analog zu den Marktpreisen verhalten sich die Gesamtsystemkosten, sowohl für das deutsche- als auch für das gesamteuropäische Energiesystem.

- **Preischarakteristika:** Der Ausstieg aus der Kernenergie, gefolgt vom Ausstieg aus der Kohleverstromung, führt zu einem steigenden Marktpreisniveau, sowohl am DA, als auch am ID-Markt. Durch den stark steigenden Anteil volatiler EE steigt der ID-DA-Spread. Der Preis wird zwischen dem Szenario für 2023 und dem Szenario für 2035 deutlich volatiler, behält aber charakteristische Peak-Offpeak-Zyklen bei. Trotz des im Mittel höheren ID-Preises schwankt dieser in den Szenarien deutlich um den DA-Preis. Die Szenarien weisen untereinander eine starke Volatilität auf.
- **Sensitivität der ID-Marktkopplung:** Das Ziel einer Marktkopplung ist die Erhöhung von Liquidität und schließlich die Maximierung der Wohlfahrt. Der volkswirtschaftliche Mehrwert der noch jungen ID-Marktkopplung im XBID-Projekt wird zuletzt durch empirische Untersuchungen angezweifelt. Das Verfahren zeigt jedoch in einem direkten Vergleich einer vorhandenen und einer unterdrückten Marktkopplung, dass XBID einen signifikanten positiven Effekt auf die Effizienz des Strommarkts hat. Dieser ökonomisch positive Effekt schlägt sich insbesondere auf das deutsche Marktgebiet nieder, das vor allem durch sinkende Preise und damit sinkende Systemkosten profitiert.
- **Entwicklung der Deckungsbeiträge je Technologie:** Aus den Modellrechnungen folgen steigende Deckungsbeiträge über alle Kraftwerkstechnologien (exklusive Kohlekraftwerke, aufgrund des Kohleausstiegs) von 2023 bis 2035. Für Gaskraftwerke – also Gasturbinen, GUD und Gasmotoren – steigen diese sogar massiv an. Das führt dazu, dass es im Szenario für 2035 Investitionsanreize für GuD, Gasmotoren und nicht ganz so deutlich, aber dennoch auch Gasturbinen gibt. Im Gegensatz dazu kann in 2023 keine Technologie Deckungsbeiträge erwirtschaften, die an die zugehörigen annuitätischen Investitionskosten heranreichen.

7.2 Ausblick

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit sind Anknüpfungspunkte methodischer und analytischer Art für weitere wissenschaftliche Arbeiten entstanden, die im Folgenden zusammengefasst sind.

Der in dieser Arbeit implementierte Hybridisierungsansatz zwischen der geschlossenen und einer Benders-Lösung ermöglicht durch eine empirisch bestimmte Iterationsschwelle die Vermeidung von Ausreißern in der Laufzeit. An dieser Stelle könnten Modelle, beispielsweise des Machine Learnings, auf Grundlage einer ausreichend großen Datenbasis dafür sorgen, Laufzeiten ex-ante einschätzen und das beste Verfahren bereits vor Überschreiten der Iterationsschwelle auswählen zu können.

Im Fokus des Optimierungsverfahrens steht die gekoppelte Entscheidungsfindung von hydro-thermischen Großkraftwerken an einem sicheren DA-Markt und einem unsicheren ID-Markt. Dezentrale Kraftwerke bzw. in sog. virtuellen Kraftwerken (VPP) aggregierte dezentrale Kraftwerke werden im vorliegenden Verfahren nicht über einen solchen gekoppelten Entscheidungsprozess an beiden Marktstufen abgebildet. Jedoch entsteht ein großer Teil der Prognosefehler, die am ID-Markt nachgehandelt werden müssen, in volatilen EE, die in Realität häufig über VPP vermarktet werden. Der ID-Markt hat somit auch eine Rückwirkung auf das Vermarktungsverhalten von VPP. Wenn VPP nun also nicht – wie in dieser Arbeit modelliert – naiv ihre Prognosefehler an den ID-Markt geben, sondern ggf. Erzeugungsanlagen abregeln (o.ä.), hat dieses veränderte Verhalten wiederum eine Rückwirkung auf den ID-Markt und damit auf das Kraftwerksverhalten. Zudem ist die Bereitstellung von Flexibilität aus dezentralen PV-Batterien bzw. dem bidirektionalen Laden von Elektroautos eine potentielle Quelle von Flexibilität, die im aktuellen Modell unberücksichtigt ist. Deshalb ist die Integration von VPP in das vorliegende Modell, z.B. über ein Verfahren analog zu [Thi20], eine Weiterentwicklung, die weitere Erkenntnisse verspricht.

Das entwickelte Verfahren berücksichtigt Prognoseabweichungen von Wind und PV als Quellen von Unsicherheit am Spotmarkt. Daneben existieren weitere Unsicherheiten, die das Marktverhalten und damit das Marktergebnis beeinflussen. Diese lassen sich im Wesentlichen als weitere Preisunsicherheiten der Kraftwerksbetreiber zusammenfassen. Dazu zählt für thermische Kraftwerke der Marktpreis für Erdgas, der untertägig gehandelt wird und somit im Gegensatz zu Kohle- und Ölpreisen am Vortag ein Unsicherheitsfaktor ist. Für virtuelle Kraftwerke ist dagegen der AE-Preis ein wesentlicher Risikofaktor. Die Abbildung des AE-Preises in

einem Fundamentalmodell erfordert jedoch die fundamentale Modellierung von Regelleistung, da sich der AE-Preis direkt (ex-post) aus den Kosten für Regelleistung ableitet.

Derzeit lässt Abbildung von thermischen Kraftwerken in der Benders-zerlegten UC-Formulierung eine Entscheidung zum Kraftwerksstart lediglich am DA-Markt zu. Ein DA-Start ist für alle ID-Szenarien bindend. Ist das Kraftwerk DA nicht in Betrieb, dann ist ein ID-Start in einem isolierten bzw. in mehreren Szenarien nicht möglich. Dies liegt daran, dass die ID-Handelsentscheidungen im Subproblem der Benders-Formulierung getroffen werden, die verfahrensbedingt nur kontinuierliche EV enthalten darf, da die Benders-Cuts über die dualen Lösungen des Subproblems generiert werden. Damit kann der ID-Markt nur einen Kraftwerksstart induzieren, sofern ausreichend viele Szenarien mit hohen Preisen vorhanden sind, sodass sich der Start im Erwartungswert darüber refinanziert. Wenn aber in einem isolierten Szenario ein Anreiz für einen ID-Start besteht, während andere Szenarien diesen Anreiz nicht bieten, ist in diesem Szenario kein Start möglich, was in letzter Konsequenz zu einer Verzerrung der modellierten Preise führen könnte. Es existieren Verfahren, die eine duale Lösung eines MIP approximieren und damit die Abbildung von ID-Starts ermöglichen können [Liu10].

In Realität optimieren Kraftwerksbetreiber den Betrieb eines Portfolios mehrere Kraftwerke gemeinsam und nicht getrennt voneinander den Betrieb der Einzelblöcke (sofern sie mehr als ein Kraftwerk betreiben). Der gemeinsame Betrieb von Kraftwerken schafft mehr Freiheitsgrade für den Betreiber und minimiert die Risikoexposition durch die potenzielle Ausnutzung von Portfolioeffekten. Solche Portfolioeffekte können zum Beispiel der Ausgleich von ungeplant wegfallender Erzeugungsleistung sein (Ausfall eines Kraftwerksblocks, Änderung der lokalen Wetterlage bei fluktuierenden EE). Dies lässt sich in das vorliegende Verfahren integrieren, in dem man die Entscheidungsfindung über alle Anlagen im Verbund des Kraftwerksbetreibers gemeinsam trifft.

Das vorliegende Modell wird in dieser Arbeit für zwei in der Erzeugungskapazität sehr heterogenen Szenarien angewandt. Den zum Teil sehr dominanten EE liegen dabei Wetterzeitreihen aus einem repräsentativen historischen Wetterjahr vor, aus denen ihre Einspeisezeitreihen generiert werden. Die generierten Aussagen könnten in weiteren Untersuchung hinsichtlich ihrer Robustheit bezüglich der Variation der zugrunde liegenden Wetterjahre bewertet werden.

Literaturverzeichnis

- [Abb17] Abbaspourtorbati, F.; Conejo, A. J.; Wang, J.; Cherkaoui, R.: Three- or Two-Stage Stochastic Market-Clearing Algorithm?, *IEEE Transactions on Power Systems* 32.4, 2017, S. 3099–3110.
- [AbLaV16] Bundesregierung: Verordnung über Vereinbarungen zu abschaltbaren Lasten, 2016.
- [Abr15] Abrell, J.; Kunz, F.: Integrating Intermittent Renewable Wind Generation - A Stochastic Multi-Market Electricity Model for the European Electricity Market, *Networks and Spatial Economics* 15.1, 2015, S. 117–147.
- [Ace01] Acerbi, C.; Nardio, C.; Sirtori, C.: Expected Shortfall as a Tool for Financial Risk Management, *arXiv*, 2001, S. 1–10.
- [Ace02] Acerbi, C.; Tasche, D.: Expected Shortfall : A Natural Coherent Alternative to Value at Risk, *Economic Notes* 31.2, 2002, S. 379–388.
- [Adi15] Adigbli, P.: Direktvermarktung der erneuerbaren Energien an der Europäischen Strombörse - Ein Erfahrungsbericht zur deutschen und französischen Energiewende, *Deutsch-französisches Büro für erneuerbare Energien*, 2015.
- [Ahm06] Ahmed, S.: Convexity and decomposition of mean-risk stochastic programs, *Mathematical Programming* 106.3, 2006, S. 433–446.
- [Alb09] Albert, K.; Apelt, O.; Bär, G.: Elektrischer Eigenbedarf, *Energietechnik in Kraftwerken und Industrie*, Berlin: VDE, 2009.
- [All93] Allaz, B.; Vila, J. L.: Cournot competition, forward markets and efficiency, 1993.
- [Art99] Artzner, P.; Delbaen, F.; Eber, J.-M.; Heath, D.: Coherent measures of risk, *mathematical Finance* 9.3, 1999, S. 203–228.

- [Ast11] Asteriou, D.; Hall, S. G.: Applied Econometrics, London: Palgrave Macmillan, 2011.
- [Ave12] Aven, T.: Foundations of Risk Analysis, Stavanger: John Wiley & Sons Ltd, 2012.
- [Avi97] Avis, D.; Bremner, D.; Seidel, R.: How good are convex hull algorithms?, Computational Geometry 7.5-6, 1997, S. 265–301.
- [Bac16] Backhaus, K.; Erichson, B.; Plinke, W.; Weiber, R.: Multivariate Analysemethoden - Eine anwendungsorientierte Einführung, Berlin: Springer, 2016.
- [Bah13] Bahadori, A.; Zahedi, G.; Zendehboudi, S.: An overview of Australia 's hydropower energy : Status and future prospects, Renewable and Sustainable Energy Reviews 20, 2013, S. 565–569.
- [Bal19] Balardy, C.: Auction and continuous market for power: organization and microstructure, Dissertation, Dauphine, 2019.
- [Bar06] Barth, R.; Brand, H.; Meibom, P.; Weber, C.: A stochastic unit-commitment model for the evaluation of the impacts of integration of large amounts of intermittent wind power, 2006 9th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, PMAPS, 2006.
- [Bel57] Bellman, R. E.: Dynamic Programming, Princeton: Princeton University Press, 1957.
- [Ber13] Berndt, R.; Fantapie Altobelli, C.; Schuster, P.: Handbuch der Betriebswirtschaftslehre 1, Springer-Verlag, 2013, S. 505.
- [Ber16] Bergner, M.; Lübbecke, M. E.; Witt, J. T.: A Branch-Price-and-Cut Algorithm for Packing Cuts in Undirected Graphs, ACM Journal of Experimental Algorithmics 21.1, 2016, S. 1–16.
- [Bir11] Birge, J. R.; Louveaux, F.: Introduction to Stochastic Programming, New York: Springer, 2011, S. 510.

- [BMU17] Bundesumweltministerium: Projektionsbericht 2017 für Deutschland gemäß Verordnung (EU) Nr. 525/2013, Bundesumweltministerium, 2017.
- [BMWi10] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie: Energiekonzept: für eine umweltschonende, zuverlässige und bezahlbare Energieversorgung, 2010.
- [BMWi18] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie: Zeitreihen zur Entwicklung der erneuerbaren Energien in Deutschland unter Verwendung von Daten der Arbeitsgruppe Erneuerbare Energien-Statistik (AGEE-Stat), 2018.
- [BNA12] Bundesnetzagentur: Weiterentwicklung des Ausgleichsenergiepreis-Abrechnungssystems, 2012.
- [BNA17b] Bundesnetzagentur und Bundeskartellamt: Monitoringbericht 2017 Elektrizitätsmarkt-Systemdienstleistungen, 2017.
- [BNA18] Bundesnetzagentur: Kraftwerksstilllegungsanzeigenliste der Bundesnetzagentur, 2018.
- [BNA19a] Bundesnetzagentur und Bundeskartellamt: Monitoringbericht 2018 - Elektrizitätsmarkt, 2019.
- [BNA19b] Bundesnetzagentur: Festlegung zur Anpassung des 80 %-Kriteriums in der Berechnungsmethode zur Bildung des Ausgleichsenergiepreises, 2019.
- [Bol86] Bollersev, T.: Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics* 31.3, 1986, S. 307–327.
- [Bou05] Bouffard, F.; Galiana, F. D.; Conejo, A. J.: Market-clearing with stochastic security, *IEEE Transactions on Power Systems* 20.4, 2005, S. 1818–1826.
- [Bow00] Bower, J.; Bunn, D. W.: Model-Based Comparisons of Pool and Bilateral Markets for Electricity 21.3, 2000, S. 1–29.

- [Box13] Box, G. E. P.; Jenkins, G. M.; Reinsel, G. C.: Time Series Analysis - Forecasting and Control, Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc., 2013.
- [Bra04] Brand, H.; Weber, C.; Meibom, P.; Barth, R.; Swider, D. J.: "A Stochastic Energy Market Model for Evaluating the Integration of Wind Energy", *6th IAAE European Conference 2004 on Modelling in Energy Economics and Policy*, 2004, S. 1–6.
- [Bru18] Bründlinger, T.; König, J. E.; Frank, O.; Gründig, O.; Jugel, C.; Kraft, P.; Krieger, O.; Mischinger, S.; Prein, P.; Seidl, H.; Siegemund, S.; Stolte, C.; Teichmann, M.; Willke, J.; Wolke, M.: dena-Leitstudie Integrierte Energiewende, 2018.
- [Bub13] Bublitz, A.; Genoese, M.; Fichtner, W.: Agentenbasierte Modellierung von Elektrizitätsmärkten: Grundlegende Aspekte der agentenbasierten Modellierung und eine Anwendung auf den deutschen Strommarkt, *Wirtschaftswissenschaftliches Studium*, 2013, S. 371–378.
- [Car11] Carrasco, F.: Introduction to Hydropower, The English Press, 2011.
- [Cha98] Chang, C.; Fu, W: Stochastic: multiobjective generation dispatch of combined heat and power systems, *IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution* 145.5, 1998, S. 583–591.
- [Coh88] Cohen, J.: Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences, New York: Lawrence Erlbaum Associates, 1988.
- [Con10] Conejo, A. J.; Carrión, M.; Morales, J. M.: Decision Making Under Uncertainty in Electricity Markets, Bd. 153, *International Series in Operations Research & Management Science*, Boston, MA: Springer US, 2010.
- [Con16] Conejo, A. J.; Baringo, L.; Kazempour, S. J.; Siddiqui, A. S.: Investment in Electricity Generation and Transmission - Decision Making under Uncertainty, Springer, 2016.
- [Con18] Conejo, A. J.; Baringo, L.: Power System Operations, Cham: Springer, 2018.

- [Cor01] Cormen, T. H.; Leiserson, C. E.; Rivest, R. L.; Stein, C.: Introduction to Algorithms, Cambridge: McGraw-Hill Book Company, 2001.
- [Cri07] Crino, S.; Brown, D. E.: Global optimization with multivariate adaptive regression splines, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics 37.2, 2007, S. 333–340.
- [Dan60] Dantzig, G. B.; Wolfe, P.: Decomposition Principle for Linear Programs, Operations Research 8.1, 1960, S. 101–111.
- [DLR04] Nitsch, J.; Krewitt, W.; Nast, M.; Viebahn, P.; Gaertner, S.; Pehnt, M.; Reinhardt, G.; Schmidt, R.; Uihlein, A.; Scheurlen, K.; Barthel, C.; Fishedick, M.; Merten, F.: Ökologisch optimierter Ausbau der Nutzung erneuerbarer Energien in Deutschland, Stuttgart, Heidelberg, Wuppertal, 2004.
- [Dre16] Drees, T.: Simulation des europäischen Binnenmarktes für Strom und Regelleistung bei hohem Anteil erneuerbarer Energien, Dissertation, Aachen: Aachen, 2016.
- [Dre77] Dreyfuss, S. E.; Law, A. M.: The Art and Theory of Dynamic Programming, New York: Academic Press, 1977.
- [Dup03] Dupacova, J.; Growe-Kuska, N.; Romisch, W.: Scenario reduction in stochastic programming, Mathematical Programming 511, 2003, S. 493–511.
- [EEAV17] Bundesregierung: Verordnung zur Ausführung der Erneuerbare-Energien-Verordnung, 2017.
- [EEG12] Bundesregierung: Gesetz für den Vorrang Erneuerbarer Energien, 2012.
- [EEG18] Bundesregierung: Gesetz für den Ausbau erneuerbarer Energien, 2018.
- [EEV17] Bundesregierung: Verordnung zur Durchführung des Erneuerbare-Energien-Gesetzes und des Windenergie-auf-See-Gesetzes, 2017.
- [EEX19] European Energy Exchange: Kontraktsspezifikationen, 2019.

- [EEX20] European Energy Exchange: Transparency end of day data, published online: https://mis.eex.com/eod/transparency_data, 2020.
- [Ehr19] Ehrenmann, A.; Henneaux, P.; Bruce, J.; Schumacher, L.: The future electricity intraday market design, Brüssel: Publications Office of the European Union, 2019.
- [Eis93] Eisenführ, F.; Weber, M.: Rationales Entscheiden, Berlin, Heidelberg, 1993.
- [Ene19] Enervis: Mittelfristprognose zur deutschlandweiten Stromerzeugung aus EEG geförderten Kraftwerken für die Kalenderjahre 2020 bis 2024, 2019.
- [Eng12] Engels, K.; Harasta, M.; Braitsch, W.; Moser, A.; Schäfer, A.: Machine concept optimization for pumped-storage plants through combined dispatch simulation for wholesale and reserve markets, La Houille Blanche 3, 2012, S. 37–43.
- [Eng82] Engle, R. F.: Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation, Econometrica, 50.4, 1982, S. 987–1007.
- [ENT18a] ENTSO-E: Mid-Term Adequacy Forecast 2018, 2018.
- [ENT18b] ENTSO-E: TYNDP 2018 Executive Report, 2018.
- [ENWG18] Bundesregierung: Gesetz über die Elektrizitäts- und Gasversorgung, 2018.
- [EPX14] EPEX SPOT SE: Introduction of Smart block bids - Linked block orders and Exclusive block orders, 2014.
- [EPX18] EPEX Spot SE: Annual Report 2017, 2018.
- [EPX19a] EPEX Spot SE: Annual Report 2018, 2019.
- [EPX19b] EPEX Spot SE: Blocks parameters in ETS, 2019.
- [EPX19c] EPEX Spot SE: EPEX Spot Operational Rules, 2019.
- [EPX20] EPEX Spot SE: Auction Parameters, 2020.

- [EUC15] Europäische Kommission: Verordnung (EU) 2015/1222 der Kommission vom 24. Juli 2015 zur Festlegung einer Leitlinie für die Kapazitätsvergabe und das Engpassmanagement, Amtsblatt der Europäischen Union, 2015.
- [EUC17] Europäische Kommission: Verordnung (EU) 2017/2195 der Kommission vom 23. November 2017 zur Festlegung einer Leitlinie über den Systemausgleich im Elektrizitätsversorgungssystem, Amtsblatt der Europäischen Union, 2017.
- [EUC19a] Europäische Kommission: Saubere Energie für alle Europäer, Amt für Veröffentlichungen der Europäischen Union, 2019.
- [EUC19b] Europäisches Parlament; Rat der Europäischen Union: Verordnung (EU) 2019/943 des europäischen Parlaments und des Rates vom 5. Juni 2019 über den Elektrizitätsbinnenmarkt (Neufassung), Amtsblatt der Europäischen Union, 2019.
- [Eup19] NEMO Committee: Euphemia Public Description - Single Price Coupling Algorithm, 2019.
- [EUR14] Europäischer Rat: Euco 169/14 - Beschlüsse zum Klima- und Energierahmen 2030, Generalsekretariats des Rates, 2014.
- [Fah13] Fahrmeir, L.; Kneib, T.; Lang, S.; Marx, B.: Regression: Models, Methods and Applications, München: Springer, 2013.
- [Fat12] Fattinger, M.; Totschnig, G.; Auer, H.: Analyse der Variabilität der Windenergieerzeugung über Europa, 12. Symposium Energieinnovation, 15.-17.2.2012, 2012.
- [Fel59] Felkel, K.: Der Schwellbetrieb der Flußkraftwerke, Mitteilungsblatt der Bundesanstalt für Wasserbau 13, Karlsruhe: Bundesanstalt für Wasserbau, 1959.
- [Fis04] Fisher, M. L.: The lagrangian relaxation method for solving integer programming problems, Management Science 50.12, 2004, S. 1861–1874.

- [For99] Ford, A.: Cycles in competitive electricity markets: A simulation study of the western United States, *Energy Policy* 27.11, 1999, S. 637–658.
- [Frie91] Friedman, J. H.: Multivariate Adaptive Regression Splines, *The Annals of Statistics* 19.1, 1991, S. 1–67.
- [Fue12] Fürsch, M.; Malischek, R.; Lindenberger, D.: Der Merit-Order-Effekt der erneuerbaren Energien - Analyse der kurzen und langen Frist, *EWI Working Paper* 12/14, 2012.
- [Gai07] Gaidosch, L.: Zyklen bei Kraftwerksinvestitionen in liberalisierten Märkten-Ein Modell des deutschen Stromerzeugungsmarktes, *Dissertation*, Berlin, 2007.
- [Geo10] Georgopoulou, C. A.; Giannakoglou, K. C.: Metamodel-assisted evolutionary algorithms for the unit commitment problem with probabilistic outages, *Applied Energy* 87.5, 2010, S. 1782–1792.
- [Gib02] Gibbs, A. L.; Su, F. E.: On choosing and bounding probability metrics, *International Statistical Review* 70.3, 2002, S. 419–435.
- [Gla10] Glachant, J.-M.: The Achievement of the EU Electricity Internal Market through Market Coupling, *EUI working papers*, 2010, S. 1–25.
- [Goe16] Görner, K.; Sauer, D. U.: Konventionelle Kraftwerke - Technologie Steckbrief zur Analyse Flexibilitätskonzepte für die Stromversorgung 2050, 2016.
- [Han05] Hansen, P. R.; Lunde, A.: A forecast comparison of volatility models: Does anything beat a GARCH(1,1)?, *Journal of Applied Econometrics* 20.7, 2005, S. 873–889.
- [Har13] Harris, C.: *Electricity Markets: Pricing, Structures and Economics*, John Wiley & Sons Ltd, 2013.
- [Hau16] Hau, E.: *Windkraftanlagen*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2016.

- [Hob15] Hobbs, B. F.; Rijkers, F. A.; Boots, M. G.: The More Cooperation, The More Competition? A Cournot Analysis of the Benefits of Electric Market Coupling, *The Energy Journal* 26.4, 2015, S. 69–97.
- [Hod97] Hodrick, R. J.; Prescott, E. C.: Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation, *Journal of Money, Credit and Banking* 29.1, 1997, S. 1.
- [Hul18] Hull, J. C.: *Options, Futures, and Other Derivatives*, Toronto: Pearson, 2018.
- [IEA18] International Energy Agency: *CO2 Emissions from Fuel Combustion 2018 - Highlights*, Paris, 2018.
- [JAO20] Joint Allocation Office: JAO S.A. Presentation, 2020.
- [Jen68] Jenkins, G. M.; Watts, D. G.: *Spectral Analysis and its applications*, San Francisco: Holden-Day, 1968.
- [Kal13] Kallrath, J.: *Gemischt-ganzzahlige Optimierung: Modellierung in der Praxis*, Wiesbaden: Springer, 2013.
- [Kam04] Kamat, R.; Oren, S. S.: Two-settlement systems for electricity markets under network uncertainty and market power, *Journal of Regulatory Economics* 25.1, 2004, S. 5–37.
- [Kas13] Kaspers, U. S.: *Modelle zur Unterstützung von Handelsentscheidungen an Märkten für Fahrplanenergie und Reserve*, Dissertation, Aachen: Aachen, 2013.
- [Kat19] Kath, C.: Modeling intraday markets under the new advances of the cross-border Intraday Project (XBID): Evidence from the German intraday market, *Energies* 12.22, 2019, S. 1–35.
- [KK19] Kommission "Wachstum, S. u. B.: Abschlussbericht, Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, 2019.
- [Kle72] Klee, V.; Minty, G. J.: How Good Is the Simplex Algorithm, *Inequalities* 3, 1972, S. 159–175.
- [Kre18] Kremer, J.: *Marktrisiken - Portfoliotheorie und Risikomaße*, Remagen: Springer, 2018.

- [Krz13] Krzikalla, N.; Achner, S.; Brühl, S.: Möglichkeiten zum Ausgleich fluktuierender Einspeisungen aus erneuerbaren Energien, Studie im Auftrag des Bundesverbandes Erneuerbare Energie, 2013.
- [Kuh08] Kuhn, S.: Betriebsoptimierung von elektrischen Energieerzeugungsanlagen und Übertragungssystemen bei unvollständiger Information, Dissertation, Göttingen, 2008.
- [Kum12] Kumar, N.; Peter, B.; Lefton, S.; Agan Dimo: Power Plant Cycling Costs. National Renewable Energy Laboratory., Contract 303.November, 2012, S. 275–3000.
- [KWKG17] Bundesregierung: Gesetz für die Erhaltung, die Modernisierung und den Ausbau der Kraft-Wärme-Kopplung, 2017.
- [Lam17] Lam, L. H.; Ilea, V.; Bovo, C.: Impact of the price coupling of regions project on the day-ahead electricity market in Italy, 2017 IEEE Manchester PowerTech 1999.79, 2017, S. 1–6.
- [Liu10] Liu, C.; Shahidehpour, M.; Wu, L.: Extended benders decomposition for two-stage SCUC, IEEE Transactions on Power Systems, 2010.
- [Lju78] Ljung, A. G. M.; Box, G. E. P.: On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models, Biometrika 65.2, 1978, S. 297–303.
- [Mad60] Madansky, A.: Inequalities for Stochastic Linear Programming Problems, Management Science 6.2, 1960, S. 197–204.
- [Maj13] Majumder, M.; Ghosh, S.: Decision Making Algorithms for Hydro-Power Plant Location, Springer, 2013.
- [Mar59] Markowitz, H. M.: Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments, New York, 1959.
- [Mei05] Meintrup, D.; Schäffler, S.: Stochastik - Theorie und Anwendungen, 2005.
- [Mil16] Milojcic, G.; Dyllong, Y.: Vergleich der Flexibilität und der CO₂-Emissionen von Kohlen- und Gaskraftwerken, Energiewirtschaftliche Tagesfragen 66, 2016, S. 29–31.

- [Mir09] Mirbach, T.: Marktsimulationsverfahren zur Untersuchung der Preisentwicklung im europäischen Strommarkt, Dissertation, Aachen, 2009.
- [Moe08] Möst, D.; Fichtner, W.: “Einführung zur Energiesystemanalyse”, *Tagungsband des Workshops Energiesystemanalyse*, 2008.
- [Mor01] Morey, M. J.: Power Market Auction Design: Rules and Lessons in Market Based Control for the New Electricity Industry, Prepared for Edison Electric Institute September, 2001, S. 1–96.
- [Mor14a] Morales, J.; Zugno, M.; Pineda, S.; Pinson, P.: Electricity market clearing with improved scheduling of stochastic production, *European Journal of Operational Research* 235, 2014, S. 765–774.
- [Mor14b] Morales, J. M.; Conejo, A. J.; Madsen, H.; Pinson, P.; Zugno, M.: *Integrating Renewables in Electricity Markets - Operational Problems*, New York: Springer Science und Business Media, 2014.
- [Mue19] Müller, C.; Hoffrichter, A.; Wyrwoll, L.; Schmitt, C.; Trageser, M.; Kulms, T.; Beulertz, D.; Metzger, M.; Duckheim, M.; Huber, M.; Küppers, M.; Most, D.; Paulus, S.; Heger, H. J.; Schnettler, A.: Modeling framework for planning and operation of multi-modal energy systems in the case of Germany, *Applied Energy* 250, 2019, S. 1132–1146.
- [Mue20] Müller, C.: Verfahren zur langfristigen Planung der Energieversorgungsstruktur unter Berücksichtigung der Sektorenkopplung, Dissertation, Aachen, 2020.
- [Nai15] Nailis, D.; Nolde, A.; Ritzau, M.: NEMO IV - Gutachten zum Netzentwicklungsplan 2024 im Auftrag der Bundesnetzagentur, 2015.
- [Nat14] Natemeyer, H.; Rahts, S.; Scheufen, M.; Roeder, A.; Helmschrott, T.; Özalay, B.; Barrios, H.; Fuchs, B.; Mittelstaedt, M.; Schnettler, A.: Weiterführende Analysen zur Ermittlung erforderlicher Ausbaumaßnahmen des deutschen Übertragungsnetzes.

- [NEP19] 50Hertz Transmission GmbH; Amprion GmbH; TenneT TSO GmbH; TransnetBW GmbH; Netzentwicklungsplan Strom 2030, Version 2019, 2019.
- [Ngu15] Nguyen, D. T.; Le, L. B.: Risk-constrained profit maximization for microgrid aggregators with demand response, *IEEE Transactions on Smart Grid* 6.1, 2015, S. 135–146.
- [Nob19a] Nobis, M.; Kulms, T.: “Evaluating regulatory measures in the German energy transition - A European multimodal market optimization approach including distributed flexibilities”, *IAEE International Conference*, Montreal, Kanada: IAEE, 2019.
- [Nob19b] Nobis, M.; Clever, J.; Thie, N.; Schnettler, A.: Modeling forecasting errors of fluctuating renewables and electrical loads, 16th International Conference on the European Energy Market (EEM) - IEEE, 2019.
- [Nob20a] Nobis, M.; Schmitt, C.; Schemm, R.; Schnettler, A.: Pan-European CVaR-Constrained Stochastic Unit Commitment in Day-ahead and Intraday Electricity Markets, *Energies*, 2020.
- [Nob20b] Nobis, M.; Wyrwoll, L.; Moser, A.; Rath, S.: Impact of market-coupling on electricity price modeling in fundamental unit-commitment approaches, 6th IEEE International Energy Conference (ENERGYCon), 2020.
- [Now00] Nowak, M. P.: Stochastic Lagrangian Relaxation in Power Scheduling of a Hydro-Thermal System under Uncertainty, Dissertation, Berlin, 2000.
- [Noy12] Noyan, N.: Risk-averse two-stage stochastic programming with an application to disaster management, *Computers and Operations Research* 39.3, 2012, S. 541–559.
- [Ock08] Ockenfels, A.; Grimm, V.; Zottel, G.: Strommarktdesign - Preisbildungsmechanismus im Auktionsverfahren für Stromstundenkontrakte an der EEX, 2008.
- [Ohr07] Ohrem, S.; Siemes, P.; Wirtz, F.; Vennegerts, H.; Macharey, U.; Meuser, M.; Rohrig, K.: Bewertung der Optimierungspotenziale zur

- Integration der Stromerzeugung aus Windenergie in das Übertragungsnetz, Forschungsbericht Institut für elektrische Anlagen und Energiewirtschaft RWTH, 2007.
- [Pac11] Pachamanova, D. A.; Fabozzi, F. J.: Simulation and Optimization in Finance, Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc., 2011.
- [Pau09] Paulun, T.: Simulation der langfristigen Entwicklung des europäischen Elektrizitätsmarktes, Dissertation, Aachen, 2009.
- [PCR18] SPOT EPEX; GME; HEnEX; Nord Pool; OMIE; OPCOM; OTE; TGE: PCR Project, 2018.
- [Pla16] Platts: World Electric Power Plants Data Base, 2016.
- [Ple19] Energy Exemplar Pty Ltd: <https://energyexemplar.com/>, 2019.
- [Poe15] Pöyry: NEP2015 - Overview of market model BID3, 2015.
- [Ram15] Ramya, N. M.; Ramesh Babu, M.; Arunachalam, S: Stochastic Unit Commitment Problem Incorporating Renewable Energy Power, Swarm, Evolutionary, and Memetic Computing, 2015, S. 686–696.
- [Rat20] Raths, S.: Marktsimulationsverfahren für einen dezentral geprägten Strommarkt, Dissertation, Aachen, 2019.
- [Red16] Redl, C.; Pescia, D.; Rious, V.; Hary, N.; Saguan, M.: Refining Short-Term Electricity Markets to Enhance Flexibility, 2016.
- [Ree13] Reeg, M.; Nienhaus, K.; Roloff, N.; Pfenning, U.; Deissenroth, M.; Wassermann, S.; Hauser, W.; Weimer-Jehle, W.; Kast, T.; Klann, U.: Weiterentwicklung eines agentenbasierten Simulationsmodells (AMIRIS) zur Untersuchung des Akteursverhaltens bei der Marktintegration von Strom aus erneuerbaren Energien unter verschiedenen Fördermechanismen, 2013.
- [Reh16] Rehtanz, C.; Spieker, C.; Klein, D.; Liebenau, V.; Schwippe, J.; Teuwsen, J.: Begleitung Netzentwicklungsplan 2025 (NEMO V), 2016.
- [Reh18] Rehtanz, C.; Spieker, C.; Klein, D.; Matthes, B.; Kloubert, M.-L.: Begleitung Netzentwicklungsplan 2025 (NEMO VI), 2018.

- [Roc00] Rockafellar, R. T.; Uryasev, S.: Optimization of Conditional Value-at-Risk, *Journal of Risk* 2, 2000, S. 21–41.
- [Roo12] Roon, S. von: Auswirkungen von Prognosefehlern auf die Vermarktung von Windstrom, Dissertation, München.
- [Rud16] Ruder, S.: An overview of gradient descent optimization, arXiv 1609.04747, 2016.
- [Sav01] Savelsbergh, M. W. P.: Branch and Price: Integer Programming with Column Generation, *Encyclopedia of Optimization*, 2001, S. 218–221.
- [Sch00] Schwartz, E.; Smith, J. E.: Short-term variations and long-term dynamics in commodity prices, *Management Science* 46.7, 2000, S. 893–911.
- [Sch11] Schemm, R.: Modell zur Untersuchung von Investitionsentscheidungen unter Unsicherheit, Dissertation, Berlin, 2011.
- [Sch12] Schade, K.: Stochastische Optimierung, Wiesbaden: Vieweg+Teubner Research, 2012.
- [Sch13] Andreas Schröder, Friedrich Kunz, Jan Meiss, R. M.; Hirschhausen, C. von: Current and Prospective Costs of Electricity Generation until 2050, Berlin, 2013.
- [Sch14] Schlesinger, M.; Lindenberger, D.; Lutz, C.: Entwicklung der Energiemärkte - Energiereferenzprognose, Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie, 2014.
- [Sch78] Schwartz, G.: Estimating the Dimension of a Model, *Annals of Statistics* 6.2, 1978, S. 461–464.
- [Sch99] Schumann, J.; Meyer, U.; Ströbele, W.: Grundzüge der mikroökonomischen Theorie, Springer-Verlag Berlin Heidelberg GmbH, 1999.
- [Sha13] El-Sharkawi, M. A.: Electric Energy, Boca Raton: Taylor & Francis Group, 2013.
- [SID19a] SIDC: Single Intraday Coupling (XBID) Information Package, 2019.

- [SID19b] SIDC: Press Release on Friday 8th November 2019 at 10.00 CET, 2019.
- [Sim80] Simeons, C.: Hydro-Power - The Use of Water as an Alternative Source of Energy, Pergamon Press, 1980.
- [Sly69] Slyke, R. M. van; Wets, R.: L-Shaped Linear Programs with Applications to Optimal Control and Stochastic Programming, SIAM Journal on Applied Mathematics 17.4, 1969, S. 638–663.
- [Sni06] Sniedovich, M.: Dijkstra’s algorithm revisited: The dynamic programming connexion, Control and Cybernetics 35.3, 2006, S. 599–620.
- [Ste07] Steger, A.: Diskrete Strukturen - Band1: Kombinatorik, Graphentheorie, Algebra, Springer-Verlag Berlin Heidelberg GmbH, 2007.
- [Sti01] Stier, W.: Methoden der Zeitreihenanalyse, Springer, 2001.
- [Sti12] Stigler, H.; Nischler, G.; Bachhiesl, U.; Nacht, T.; Hütter, D.; Schüppel, A.; Fickert, L.; Renner, H.; Brandauer, W.; Wakolbinger, C.; Trajanoska, B.; Köck, K.; Stadler, J.; Orhouzee, S.; Sakulin, M.; Muhr, M.; Woschitz, R.; Sumereder, C.; Andreas, Z.: Gutachten zur Ermittlung des erforderlichen Netzausbaus im deutschen Übertragungsnetz, 2012.
- [Swi06] Swider, D.; Weber, C.: An electricity market model to estimate the marginal value of wind in an adapting system, 2006 IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2006.
- [The01] Theiler, U.: Optimierungsverfahren zur Risk-/Return- Steuerung der Gesamtbank, Diss., 2001.
- [Thi20] Thie, N.: Risikomanagement in der Direktvermarktung erneuerbarer Energien, Dissertation, Aachen, 2020.
- [Tuo09] Tuohy, A.: Operational and Policy Issues in Carbon Constrained Power Systems, Dissertation, Dublin, 2009.
- [UNO16] United Nations: Rahmenübereinkommen der Vereinten Nationen über Klimaänderungen, 2016.

- [UNO18] United Nations: Emissions Gap Report 2018, 2018.
- [Vas19] Vassilopoulos, P.: Trends and developments in the EU Wholesale Power market, 2019.
- [Vid15] Vidal, R: IHS Long-Term Planning and Energy Scenarios - IHS Energy Autonomy, 2015.
- [Wak88] El-Wakil, M. M.: Powerplant Technology, Singapur: McGraw-Hill, 1988.
- [Wer06] Weron, R.: Modeling and Forecasting Electricity Loads and Prices, Oxford, UK: John Wiley & Sons Ltd, 2006.
- [Woo13] Wood, A. J.; Wollenberg, B. F.; Sheblé, G. B.: Power Generation, Operation and Control, Hoboken, NJ: John Wiley & Sons Ltd, 2013.
- [Wu07] Wu, L.; Shahidehpour, M.; Li, T.: Stochastic security-constrained unit commitment, IEEE Transactions on Power Systems 22.2, 2007, S. 800–811.
- [XBD18] Cross Border Intraday Market Project: Cross-Border Intraday : Questions & Answers, 2018.
- [Xio13] Xiong, G.; Liu, X.; Hashiyama, T.: Stochastic unit commitment problem considering risk constraints and its improved GA-based solution method, IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering 8.5, 2013, S. 463–469.
- [Zav17] Zavala, V. M.; Kim, K.; Anitescu, M.; Birge, J.: A Stochastic Electricity Market Clearing Formulation with Consistent Pricing Properties, Operations Research, 2017.
- [Zha16] Zhang, Y.; Giannakis, G. B.: Distributed Stochastic Market Clearing with High-Penetration Wind Power, IEEE Transactions on Power Systems 31.2, 2016, S. 895–906.
- [Zim08] Zimmermann, H.-J.: Operations Reserach, Aachen: Vieweg, 2008.

Publikationsverzeichnis

Beiträge zu Fachzeitschriften

1. **Nobis, M.**; Schmitt, C.; Schemm, Ralf; Schnettler, A.: Pan-European CVaR-Constrained Stochastic Unit Commitment in Day-ahead and Intraday Electricity Markets, *Energies*, 2020. [peer-reviewed]
2. Grube, T.; Doré, L. A.; Hoffrichter, A.; Hombach, L. E.; Rath, S.; Robinius, M.; **Nobis, M.**; Schiebahn, S.; Tietze, V.; Schnettler, A.; Walther, G.; Stolten, D.: An option for stranded renewables: electrolytic-hydrogen in future energy systems, *Royal Society of Chemistry 2.7*, 2018, S. 1500–1515. [peer-reviewed]

Konferenzbeiträge

3. **Nobis, M.**; Wyrwoll, L.; Moser, A.; Rath, S.: Impact of market-coupling on electricity price modeling in fundamental unit-commitment approaches, 2020 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON), 2020-09-28 - 2020-10-1, Gammarth/Tunisia, 2020. [accepted]
4. **Nobis, M.**; Clever, J.; Thie, N.; Schnettler, A.: Modeling forecasting errors of fluctuating renewables and electrical loads, 16th international conference on the European energy market, 2019-09-18 - 2019-09-20, Ljubljana/Slowenien, 2019.
5. Schwaeppe, H.; **Nobis, M.**; Müller, C.: On the equal substitution of MILP unit commitment subproblems with dynamic programming, 16th international conference on the European energy market, 2019-09-18 - 2019-09-20, Ljubljana/Slowenien, 2019.
6. **Nobis, M.**; Blank, A.; Kollenda, K. M.; Schwaeppe, H.; Vassilopoulos, P.; Martin, A.: Mid-Term Congestions Forecast in the German Transmission Grid, 54th International Universities Power Engineering Conference, UPEC 19, 2019-09-03 - 2019-09-06, Bucharest/Romänien, 2019.

7. **Nobis, M.**; Lindner, A.; Schmitt, C.: Extended Benders Decomposition for CVaR-constrained unit commitment decisions in pan-European energy system models considering feed-in uncertainties, 16th IAEE European Conference Ljubljana, 2019-08-25 - 2019-08-29, Ljubljana/ Slowenien, 2019.
8. **Nobis, M.**; Kulms, T.: Evaluating regulatory measures in the German energy transition – A European multimodal market optimization approach including distributed flexibilities, 2nd International Association for Energy Economics (IAEE) Annual Conference, 2019-05-28 - 2019-06-01, Montréal/Kanada, 2019.
9. Cramer, W.; Schmitt, C.; **Nobis, M.**: Design Premises for Local Energy Markets, Proceedings of the Ninth International Conference on Future Energy Systems, 2018.
10. **Nobis, M.**; Blank, A.; Schnettler, A.: Einfluss von Nodal Pricing in Deutschland auf Deckungsbeiträge von Gaskraftwerken und Power-To-Gas, 15. Symposium Energieinnovation, 14.-16.02.2018, Graz/Österreich, 2018.

Studien und Abschlussberichte

11. Pollok, T.; Müller, C.; Schrader, S.; Zehren, D.; Kampik, J.; **Rummeler, M.**; Beulertz, D.; Raths, S.: Mittelfristprognose zur deutschlandweiten Stromerzeugung aus EEG geförderten Kraftwerken für die Kalender-jahre 2016 bis 2020, 2015. [Studie für die 4-ÜNB]

A Anhang

A.1 Ausführliche mathematische Formulierung der thermischen Kraftwerksnebenbedingungen

Die Restriktionen beziehen sich nur auf ein einzelnes Kraftwerk und koppeln nicht jeweils untereinander, daher werden aus Gründen der Lesbarkeit die kraftwerksindividuellen Indizes k und c in den folgenden (Un-/)Gleichungen nicht dargestellt.

Erzeugungs- und Vermarktungsgrenzen

$$P_t^{\text{Min}} l_t^{\text{DA}} \leq P_t^{\text{DA}} \leq P_t^{\text{Max}} l_t^{\text{DA}}, \quad t \in T \quad (\text{A.1})$$

$$P_t^{\text{MustRun}} \leq P_t^{\text{DA}}, \quad t \in T \quad (\text{A.2})$$

$$P_t^{\text{Min}} l_t^{\text{DA}} \leq P_{t,\omega}^{\text{Phy}} \leq P_t^{\text{Avail}} l_t^{\text{DA}}, \quad t \in T, \omega \in \Omega \quad (\text{A.3})$$

$$P_t^{\text{MustRun}} \leq P_{t,\omega}^{\text{Phy}}, \quad t \in T, \omega \in \Omega \quad (\text{A.4})$$

$$-P_t^{\text{Max}} \leq P_{t,\omega}^{\text{ID}} \leq P_t^{\text{Max}}, \quad t \in T, \omega \in \Omega \quad (\text{A.5})$$

$$0 \leq l_t^{\text{DA}} \leq \begin{cases} 0 & \text{falls } P_t^{\text{Avail}} < P_t^{\text{Min}} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}, \quad t \in T \quad (\text{A.6})$$

Leistungskopplung DA/ID

$$P_t^{\text{DA}} + P_{t,\omega}^{\text{ID}} = P_{t,\omega}^{\text{Phy}}, \quad t \in T, \omega \in \Omega \quad (\text{A.7})$$

Kopplung der Startkosten

$$\text{suc}_t^{\text{DA}} \geq h_c (l_t^{\text{DA}} - l_{t-1}^{\text{DA}}), \quad t \in T \quad (\text{A.8})$$

$$\text{suc}_t^{\text{DA}} \geq c_c \left(l_t^{\text{DA}} - \sum_{\tau=1}^{T_c} l_{t-\tau}^{\text{DA}} \right), \quad t \in T \quad (\text{A.9})$$

Leistungs- und Vermarktungsrampen

$$P_{t,\omega}^{\text{Phy}} - P_{t-1,\omega}^{\text{Phy}} \leq \Delta^{\text{SU}} (l_t^{\text{DA}} - l_{t-1}^{\text{DA}}) + \Delta^{\text{RU}} l_{t-1}^{\text{DA}} + P^{\text{Max}} (1 - l_t^{\text{DA}}), \quad t \in T, \omega \in \Omega \quad (\text{A.10})$$

$$P_t^{\text{DA}} - P_{t-1}^{\text{DA}} \leq \Delta^{\text{SU}} (l_t^{\text{DA}} - l_{t-1}^{\text{DA}}) + \Delta^{\text{RU}} l_{t-1}^{\text{DA}} + P^{\text{Max}} (1 - l_t^{\text{DA}}), \quad t \in T \quad (\text{A.11})$$

$$P_{t-1,\omega}^{\text{Phy}} - P_{t,\omega}^{\text{Phy}} \leq \Delta^{\text{SD}} (l_{t-1}^{\text{DA}} - l_t^{\text{DA}}) + \Delta^{\text{RD}} l_t^{\text{DA}} + P^{\text{Max}} (1 - l_{t-1}^{\text{DA}}), \quad t \in T, \omega \in \Omega \quad (\text{A.12})$$

$$P_{t-1}^{\text{DA}} - P_t^{\text{DA}} \leq \Delta^{\text{SD}} (l_{t-1}^{\text{DA}} - l_t^{\text{DA}}) + \Delta^{\text{RD}} l_t^{\text{DA}} + P^{\text{Max}} (1 - l_{t-1}^{\text{DA}}), \quad t \in T \quad (\text{A.13})$$

Mindestbetriebs- und -stillstandszeiten

$$\sum_{\tau=0}^{T_U-1} l_{t+\tau}^{\text{DA}} \geq T_U (l_t^{\text{DA}} - l_{t-1}^{\text{DA}}), \quad t \in T \quad (\text{A.14})$$

$$\sum_{\tau=0}^{T_D-1} l_{t+\tau}^{\text{DA}} \leq T_D (1 - (l_{t-1}^{\text{DA}} - l_t^{\text{DA}})), \quad t \in T \quad (\text{A.15})$$

$P^{\text{Min}}:$	Mindestleistung	$\Delta^{\text{SU}}:$	Max. pos. Gradient Start
$P^{\text{Max}}:$	Maximalleistung	$\Delta^{\text{RU}}:$	Max. pos. Gradient Betrieb
$P_t^{\text{MustRun}}:$	Must-Run Leistung	$\Delta^{\text{SD}}:$	Max. neg. Gradient Abschalten
$P_t^{\text{Avail}}:$	Verfügbare Leistung	$\Delta^{\text{RD}}:$	Max. neg. Gradient Betrieb
$h_c:$	Warmstartkosten	$T_U:$	Mindestbetriebszeit
$c_c:$	Kaltstartkosten	$T_D:$	Mindeststillstandszeit
$T_c:$	Kaltzeitdauer		

A.2 Ausführliche mathematische Formulierung der hydraulischen Kraftwerksnebenbedingungen

Auch hier werden aus Gründen der Lesbarkeit die kraftwerksindividuellen Indizes k und c fixiert und weggelassen. Alle Variablen und Parameter, die Leistungs- oder Energiewerte kennzeichnen, beziehen sich auf die elektrische Eingangs- bzw. Ausgangsseite und nicht auf die potentiellen Energiemengen. Der Zusammenhang wird über die Pump- und Turbinierwirkungsgrade hergestellt. Im Fall eines reinen Speicherkraftwerks ohne die Möglichkeit eines Pumpbetriebs wird $P_{t,\omega}^{\text{Pump}}$ auf null fixiert und $P^{\text{Pump,Max}}$ in Gleichungen A.16 und A.17 durch $P^{\text{Turb,Max}}$ ersetzt.

Erzeugungs- und Vermarktungsgrenzen

$$-2 \cdot P^{\text{Pump,Max}} \leq P_t^{\text{DA}} \leq 2 \cdot P^{\text{Turb,Max}}, \quad t \in T \quad (\text{A.16})$$

$$-2 \cdot P^{\text{Pump,Max}} \leq P_{t,\omega}^{\text{ID}} \leq 2 \cdot P^{\text{Turb,Max}}, \quad t \in T, \omega \in \Omega \quad (\text{A.17})$$

$$0 \leq P_{t,\omega}^{\text{Turb}} \leq P^{\text{Turb,Max}}, \quad t \in T, \omega \in \Omega \quad (\text{A.18})$$

$$0 \leq P_{t,\omega}^{\text{Pump}} \leq P^{\text{Pump,Max}}, \quad t \in T, \omega \in \Omega \quad (\text{A.19})$$

$$(\text{A.20})$$

Leistungskopplung DA/ID

$$P_t^{\text{DA}} + P_{t,\omega}^{\text{ID}} = P_{t,\omega}^{\text{Phy}} = P_{t,\omega}^{\text{Turb}} - P_{t,\omega}^{\text{Pump}}, \quad t \in T, \omega \in \Omega \quad (\text{A.21})$$

Kontinuitätsgleichung Speicherfüllstände

$$0 \leq \eta_{\text{Pump}} \sum_{\tau=1}^t P_{\tau,\omega}^{\text{Pump}} + W^{\text{Init}} + \frac{1}{\eta_{\text{Turb}}} \sum_{\tau=1}^t (\text{Inflow}_{\tau} - P_{\tau,\omega}^{\text{Turb}} - \text{Slack}_{\tau,\omega}) \leq \frac{1}{\eta_{\text{Turb}}} W^{\text{Max}}, \quad t \in T, \omega \in \Omega \quad (\text{A.22})$$

$P^{\text{Pump,Max}}$:	Maximalleistung Pumpbetrieb	W^{Init} :	Anfangsfüllstand
$P^{\text{Turb,Max}}$:	Maximalleistung Turbinierbetrieb	W^{Max} :	Speicherkapazität
η_{Pump} :	Pumpwirkungsgrad	Inflow_t :	Natürlicher Zufluss
η_{Turb} :	Turbinierwirkungsgrad	$\text{Slack}_{t,\omega}$:	Überlauf

A.3 Angepasstes Konvergenzkriterium der erweiterten Benders-Zerlegung der thermischen Kraftwerke

Bezeichne $Q(x^{\text{DA}^l}, \omega)^l$ den optimalen Zielfunktionswert eines Subproblems $\omega \in \Omega$ in einer Iteration l . Zusammen mit den optimalen Lösungspaar $(\theta^{\mathbb{W}^l}, \theta^{\text{CVaR}^l})$ aus dem Masterproblem lässt sich ein angepasstes Konvergenzkriterium für die CVaR-erweiterte Benders-Zerlegung formulieren. Dazu wird zunächst analytisch der CVaR der realisierten Kosten $Q(x^{\text{DA}^l}, \omega)^l$ auf folgende Weise bestimmt:

1. Ordne die ID-Realisationen $Q(x^{DA'}, \omega)^I$ nach aufsteigenden Kosten an.
2. Finde die minimale Kostenrealisation $Q(x^{DA'}, \omega_{\text{Quantil}})^I$, sodass die kumulierte Wahrscheinlichkeit dieses Szenarios und aller Szenarien mit kleineren Kostenrealisationen größer ist als das Konfidenzniveau α . Der Wert $Q(x^{DA'}, \omega_{\text{Quantil}})^I$ entspricht damit genau dem VaR der diskreten Kostenverteilung.
3. Der CVaR von $Q(x^{DA'}, \omega)^I$ ist nun durch den bedingten Erwartungswert aller Kostenrealisationen größer dem VaR gegeben, also:

$$\begin{aligned}
 CVaR^\alpha(Q(x^{DA'})) &= VaR^\alpha(Q(x^{DA'})) \\
 &+ \frac{1}{1-\alpha} \sum_{\omega \in \Omega'} \pi_\omega (Q(x^{DA'}, \omega) - VaR^\alpha(Q(x^{DA'}))) \quad (A.23) \\
 \text{mit } \Omega' &= \left\{ \omega \mid Q(x^{DA'}, \omega) \geq VaR^\alpha(Q(x^{DA'})) \right\}.
 \end{aligned}$$

Die erwarteten Rekurskosten der ID-Realisierungen können berechnet werden zu:

$$\mathbb{E}(Q(x^{DA'})) = \sum_{\omega \in \Omega} \pi_\omega Q(x^{DA'}, \omega) \quad (A.24)$$

Mit den vorgenommenen Berechnungen lässt sich das Abbruchkriterium nun folgendermaßen definieren:

$$\underbrace{\left(\mathbb{E}(Q(x^{DA'})) + \beta \cdot CVaR(Q(x^{DA'})) \right)}_{UB^{ID}} - \underbrace{\left(\theta^{\mathbb{E}^I} + \beta \cdot \theta^{CVaR^I} \right)}_{LB^{ID}} \leq \varepsilon \quad (A.25)$$

In der Implementierung wird das Abbruchkriterium dabei sowohl mit einem absoluten Wert für die Konvergenzlücke ε als auch mit einem relativen auf LB^{ID} bezogenen Wert geprüft. Der Algorithmus wird abgebrochen, sobald eines der beiden Kriterien erfüllt ist oder eine ebenfalls vorgegebene maximale Anzahl an Benders-Iterationen überschritten wurde. Addiert man auf die Terme LB^{ID} bzw. UB^{ID} den Zielfunktionsanteil der DA-Variablen im Masterproblem dieser Iteration, so erhält man eine sich über die Iterationen verschärfende untere Schranke (englisch Lower Bound LB) bzw. eine obere Schranke (englisch Upper Bound UB) für den optimalen Gesamtzielfunktionswert bei Konvergenz.

A.4 Beschleunigung des Masterproblems durch MIP-Starts

Durch die ganzzahligen Entscheidungsvariablen ist das Masterproblem für den Solver schwierig zu lösen, was sich mit jedem weiteren Cut durch die iterative Komplexitätssteigerung weiter verschärft. Durch die Bereitstellung gültiger Startlösungen kann das vom Solver verwendete Branch-and-Bound-Verfahren (oder dessen Derivate) signifikant beschleunigt werden. Der Vektor an Startlösungen muss zudem iterativ neu erstellt werden, da sich durch die Generierung der Schnittebenen innerhalb einer Benders-Iteration vorherige Startlösungen nicht notwendigerweise innerhalb des Lösungsraums befinden, der wiederum durch jeden weiteren Cut sukzessiv eingeschränkt wird. Aus den Subproblemlösungen und deren Zielfunktionswerten, deren Erwartungswert und CVaR nach Gleichung A.25 stets eine obere Schranke an die Hilfsvariablen $\theta^{\mathbb{E}}$ und θ^{CVaR} darstellen, wird ein gültiger MIP-Start generiert.

Mit der Kenntnis der Subproblemlösungen und deren Zielfunktionswerten, sowie weiteren arithmetischen Operationen kann ein gültiger Lösungsvektor für das Masterproblem konstruiert werden, der umso näher am tatsächlichen Optimum liegt, je mehr Benders-Iterationen bereits durchgeführt wurden. Für die Single-Cut- und Multi-Cut-Variante des Algorithmus ergeben sich die folgenden Berechnungsvorschriften: Sei eine optimale Lösung des Masterproblems der letzten Iteration l für die beiden Varianten jeweils gegeben durch die Lösungsvektoren

$$x^{\text{Single-Cut}^l} = \begin{pmatrix} x^{\text{DA}^l} \\ \theta^{\mathbb{E}^l} \\ \theta^{\text{CVaR}^l} \\ VaR_i^l, i = 1, \dots, \tau \\ \eta_{i,\omega}^l, i = 1, \dots, \tau, \omega \in \Omega \end{pmatrix} \quad (\text{A.26})$$

$$x^{\text{Multi-Cut}^l} = \begin{pmatrix} x^{\text{DA}^l} \\ \theta_{\omega}^{\mathbb{E}^l}, \omega \in \Omega \\ \theta_{\omega}^{\text{CVaR}^l}, \omega \in \Omega \\ VaR_i^l, i = 1, \dots, \tau \\ \eta_{i,\omega}^l, i = 1, \dots, \tau, \omega \in \Omega \end{pmatrix} \quad (\text{A.27})$$

Zusammen mit den in Abschnitt A.3 berechneten Werten können nun jeweils gültige MIP-Starts für die nächste Iteration $l + 1$ ermittelt werden zu

$$x_{\text{MIP-Start}}^{\text{Single-Cut}} = \begin{pmatrix} x^{\text{DA}^l} \\ \mathbb{E} \left(Q \left(x^{\text{DA}^l}, \omega \right)^l \right) \\ \text{CVaR} \left(Q \left(x^{\text{DA}^l}, \omega \right)^l \right) \\ \text{VaR}_i^l, i = 1, \dots, \tau \\ \text{VaR} \left(Q \left(x^{\text{DA}^l}, \omega \right)^l \right) \\ \eta_{i,\omega}^l, i = 1, \dots, \tau, \omega \in \Omega \\ \eta_{\tau+1,\omega}, \omega \in \Omega \end{pmatrix} \quad (\text{A.28})$$

$$x_{\text{MIP-Start}}^{\text{Multi-Cut}} = \begin{pmatrix} x^{\text{DA}^l} \\ Q \left(x^{\text{DA}^l}, \omega \right)^l, \omega \in \Omega \\ \hat{\theta}_\omega, \omega \in \Omega \\ \text{VaR}_i^l, i = 1, \dots, \tau \\ \text{VaR} \left(Q \left(x^{\text{DA}^l}, \omega \right)^l \right) \\ \eta_{i,\omega}^l, i = 1, \dots, \tau, \omega \in \Omega \\ \eta_{\tau+1,\omega}, \omega \in \Omega \end{pmatrix} \quad (\text{A.29})$$

mit

$$\eta_{\tau+1,\omega} = \max \left\{ 0, Q \left(x^{\text{DA}^l}, \omega \right)^l - \text{VaR} \left(Q \left(x^{\text{DA}^l}, \omega \right)^l \right) \right\}, \quad \omega \in \Omega \quad (\text{A.30})$$

und

$$\hat{\theta}_\omega = \max \left\{ \max \left\{ \text{VaR}_i^l + \frac{1}{1-\alpha} \eta_{i,\omega}^l \right\}_{i=1, \dots, \tau}, \text{VaR} \left(Q \left(x^{\text{DA}^l}, \omega \right)^l \right) + \frac{1}{1-\alpha} \eta_{\tau+1,\omega} \right\}, \quad \omega \in \Omega \quad (\text{A.31})$$

Als Ergänzung zu dem MIP-Start kann dem Solver zusätzlich eine obere Schranke an den Zielfunktionswert des Masterproblems übergeben werden, der sich wie bereits erwähnt aus UB^{ID} (vgl. A.25) in Summe mit dem Zielfunktionsanteil der DA-Variablen berechnen lässt. Da es sich bei dem Masterproblem um ein

Minimierungsproblem handelt, kann der Solver im Branch-and-Bound-Prozess alle Knoten vernachlässigen, an denen der Zielfunktionswert der LP-Relaxation einen höheren Wert aufweist als die übergebene obere Schranke. Die entsprechenden Teilbäume können abgeschnitten werden und man spricht daher von Branch-and-Bound-Cutoffs. Abbildung 39 verdeutlicht dieses Prinzip an einem beispielhaften Branch-and-Bound-Baum mit den binären Ein/Aus-Entscheidungen der Kraftwerke. Jeder Knoten stellt eine LP-Relaxation des MILPs dar, also das lineare Programm, welches sich nach Wegnahme der Ganzzahligkeitsbedingungen ergibt. Die Verzweigungen erfolgen auf Basis der binären Variablen, also entweder $x_j \leq 0$ oder $x_j \geq 1$. Die Lösung der Knoten-LPs erfolgt in der Reihenfolge der Nummerierung, wobei jede LP-Relaxation eine untere Schranke an den noch nicht gefundenen optimalen ganzzahligen Zielfunktionswert darstellt. Ergibt sich in einem Knoten eine ganzzahlige Lösung, bildet deren Zielfunktionswert eine obere Schranke. Bevor die erste ganzzahlige Lösung gefunden ist, wird die globale obere Schranke mit ∞ initialisiert. Der Branch-and-Bound Algorithmus bricht ab, sobald die beste (also kleinste) obere Schranke nahe genug ist an der kleinsten unteren Schranke aller noch nicht verzweigten Knoten. Wird dem Solver in dem in Abbildung 39 abgebildeten Beispiel nun eine bereits bekannte obere Schranke mit dem Wert 140 übergeben, muss der rechte Teilbaum gar nicht betrachtet werden, da der Wert aus der LP-Relaxation mit 150 bereits schlechter (größer) ist, also keine optimale Lösung in diesem Teil des Lösungsbaums liegen kann.

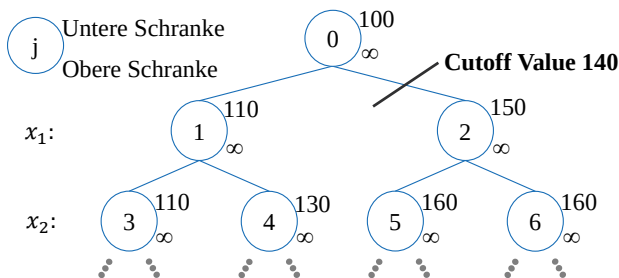


Abbildung 39: Beispielhafter Branch-and-Bound Baum mit Cutoff

A.5 Heuristisches Postprocessing des Unit-Commitments

Sofern mindestens eine Bedingung aus Gleichung 4.36-4.38 nicht erfüllt ist, muss in einem heuristischen Postprocessing zusätzliche Kraftwerksleistung bereitgestellt oder – im Falle einer negativen ID-Last – Kraftwerksleistung gedrosselt werden. Zunächst werden dazu die Stunden identifiziert, welche die aufgestellten Bedingungen verletzen. Anschließend kann für jede dieser Stunden erneut für jedes Kraftwerk, welches zusätzliche Leistung bereitstellen bzw. drosseln kann, ein lineares Optimierungsmodell gelöst werden, wobei die Kraftwerke in den betreffenden Stunden mittels Variation der Zielfunktionskoeffizienten einen hohen positiven bzw. negativen Anreiz für die Bereitstellung bzw. Drosselung ihrer Vermarktungsleistung erhalten. Um einerseits die zeitliche Kopplung der Kraftwerksnebenbedingungen, insbesondere der Rampenbedingungen, adäquat abzubilden und um andererseits eine ausreichende Vorausschau in der Optimierung zu garantieren, wird ein zeitlicher Rahmen, der sich aus den thermischen Zeitkonstanten der Kraftwerke ergibt, um die isolierte Stunde gelegt (Optimization-Period O). Diese Periode wird weiter in eine sogenannte Repair-Period R , in der das Defizit auftritt, und eine Keep-Period K , in der die Fahrpläne gleich bleiben sollen, unterteilt. Je nach Marktstufe und Vorzeichen der Lastabweichung ergeben sich nun unterschiedliche Implikationen für die Gestaltung des Optimierungsmodells. Dazu werden je nach Fall die Koeffizienten der Zielfunktion (obj) angepasst und die unteren bzw. oberen Variablenschranken (lb bzw. ub) der DA- und ID-Vermarktungsvariablen in den verschiedenen Perioden auf die Werte der letzten Lagrange-Iteration fixiert (P_t^{DA} und $P_{t,\omega}^{ID}$). Für alle anderen Perioden bleiben die Schranken unverändert und die Vermarktungsmengen damit variabel. Die Aufteilung der Perioden ist schematisch in Abbildung 40 dargestellt. Es ergeben sich damit die folgenden Anpassungsfälle:

1. Verletzung von Bedingung 4.36: Unterdeckung einer statischen DA-Last

$$lb(P_t^{DA}) := P_t^{DA}, \quad t \in O \quad (A.32)$$

$$ub(P_t^{DA}) := P_t^{DA}, \quad t \in K \quad (A.33)$$

$$lb(P_{t,\omega}^{ID}) = ub(P_{t,\omega}^{ID}) := P_{t,\omega}^{ID}, \quad t \in O, \omega \in \Omega \quad (A.34)$$

$$obj(P_t^{DA}) := -9999999, \quad t \in R \quad (A.35)$$

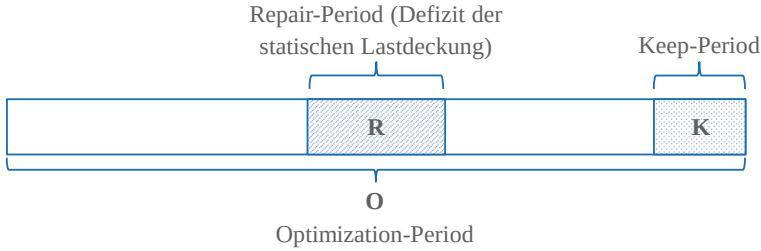


Abbildung 40: Aufteilung der Optimization-Period in der Postprocessing-Heuristik

Durch die Schranken A.34 wird erreicht, dass die ID-Vermarktungsmengen gleich bleiben. Der hohe negative Zielfunktionskoeffizient nach A.35 führt – aufgrund der Minimierung der Zielfunktion – in Verbindung mit A.32 und A.33 dazu, dass das Kraftwerk in der Repair-Period seine maximal noch verfügbare Leistung am DA-Markt vermarkten wird. Dabei hat es ausreichend Spielraum, seine Rampen bis zum Leistungsmaximum in den Vor- und Nachperioden zu erfüllen.

2. Verletzung von Bedingung 4.37: Unterdeckung einer positiven statischen ID-Last in fixiertem Szenario $\bar{\omega}$

$$lb(p_t^{\text{DA}}) := \underline{p}_t^{\text{DA}}, \quad t \in O \quad (\text{A.36})$$

$$ub(p_t^{\text{DA}}) := \underline{p}_t^{\text{DA}}, \quad t \in K \quad (\text{A.37})$$

$$lb(p_{t,\omega}^{\text{ID}}) = ub(p_{t,\omega}^{\text{ID}}) := \underline{p}_{t,\omega}^{\text{ID}}, \quad t \in O, \omega \in \Omega \setminus \bar{\omega} \quad (\text{A.38})$$

$$lb(p_{t,\bar{\omega}}^{\text{ID}}) := \underline{p}_{t,\bar{\omega}}^{\text{ID}}, \quad t \in O, \bar{\omega} \quad (\text{A.39})$$

$$ub(p_{t,\bar{\omega}}^{\text{ID}}) := \underline{p}_{t,\bar{\omega}}^{\text{ID}}, \quad t \in O \setminus R, \bar{\omega} \quad (\text{A.40})$$

$$obj(p_{t,\bar{\omega}}^{\text{ID}}) := -9999999, \quad t \in R, \bar{\omega} \quad (\text{A.41})$$

Zunächst werden durch A.38 die Vermarktungsmengen in allen anderen ID-Szenarien außer dem betrachteten Szenario $\bar{\omega}$ fixiert. Analog zum Vorgehen in Punkt 1 können die Vermarktungsmengen nur nach oben angepasst werden (A.36 und A.39), allerdings hier nur innerhalb der Defizitperiode (A.40). Diese Einschränkung liegt darin begründet, dass es am ID-Markt häufig zu einem Vorzeichenwechsel der Residuallast (Prognosefehler) kommt. Würde

man den Kraftwerken wie unter Fall 1 im Zeitraum um die Defizitperiode das Durchfahren ihrer kompletten Leistungsrampen erlauben, um in der Repair-Period maximale Leistung zu Verfügung stellen zu können, könnte dies in den umliegenden Perioden unter Umständen zu einer Verletzung von Bedingung 4.38 führen, falls dort eine negative ID-Last auftritt. Der Anreiz zum Bereitstellen zusätzlicher Leistung in der betreffenden Repair-Period des isolierten Szenarios $\bar{\omega}$ ist durch A.41 gegeben. A.37 stellt sicher, dass ein Kraftwerk, welches erst im Rahmen der Heuristik anfährt seine Mindestvermarktungsmenge am DA-Markt einhalten kann, indem der DA-Fahrplan außerhalb der Keep-Period nicht fixiert wird. Auf diese Weise kann das Kraftwerk bereits in der Stunde vor Auftreten des Defizits anfahren und in der darauffolgenden Repair-Period die über die Mindestbetriebsleistung hinausgehende Leistung am ID-Markt anbieten.

3. Verletzung von Bedingung 4.38: Betragsmäßige Unterdeckung einer negativen statischen ID-Last in fixiertem Szenario $\bar{\omega}$

$$lb(P_t^{DA}) = ub(P_t^{DA}) := \underline{P}_t^{DA}, \quad t \in O \quad (A.42)$$

$$lb(P_{t,\omega}^{ID}) = ub(P_{t,\omega}^{ID}) := \underline{P}_{t,\omega}^{ID}, \quad t \in O, \omega \in \Omega \setminus \bar{\omega} \quad (A.43)$$

$$lb(P_{t,\bar{\omega}}^{ID}) := \underline{P}_{t,\bar{\omega}}^{ID}, \quad t \in O \setminus R, \bar{\omega} \quad (A.44)$$

$$ub(P_{t,\bar{\omega}}^{ID}) := \underline{P}_{t,\bar{\omega}}^{ID}, \quad t \in O, \bar{\omega} \quad (A.45)$$

$$obj(P_{t,\bar{\omega}}^{ID}) := +9999999, \quad t \in R, \bar{\omega} \quad (A.46)$$

Mit A.42 und A.43 werden alle DA- und die ID-Vermarktungsmengen aller anderen außer dem betrachteten Szenario $\bar{\omega}$ fixiert. Die Fixierung der Vermarktungsmengen im betreffenden Szenario $\bar{\omega}$ erfolgt spiegelbildlich zu Fall 2 mittels A.44 und A.45. Auf diese Weise können die ID-Mengen in der Repair-Period nur nach unten angepasst werden. Eine Leistungsanpassung im vor- bzw. nachgelagerten Zeitraum, um durch komplettes Durchfahren der Kraftwerksrampen den maximalen Leistungshub drosseln zu können, ist dabei aufgrund der bereits unter Punkt 2 erläuterten Problematik (mit umgekehrten Zusammenhängen), auch hier nicht möglich. Der Anreiz zur isolierten Drosselung von Leistung in der Repair-Period wird durch einen hohen positiven Kostenterm (A.46) garantiert, aufgrund dessen die Kraftwerke die teure Leistungsbereitstellung möglichst weit zurückzufahren versuchen.

Nachdem die angepassten Modelle aller verfügbaren Kraftwerke entsprechend der obigen Fallunterscheidung für eine bestehende Defizitsituation gelöst wurden, erfolgt ein Vergleich der sogenannten Engpasskosten, um aus allen Kraftwerken

diejenigen Kandidaten auszuwählen, die das Defizit gesamtwohlfahrtsoptimal beseitigen können. Dazu wird unter Berücksichtigung der tatsächlichen Kostenterme für jedes Kraftwerk berechnet, wie sich dessen geänderte Fahrweise monetär auswirkt, und dieser Term durch die zu Verfügung gestellte Engpassarbeit zur Beseitigung des Defizits geteilt (für den Fall 3 ergeben sich hierbei negative Werte). Anschließend erfolgt eine aufsteigende Sortierung der Kraftwerkskandidaten nach deren relativen Engpasskosten und die Kraftwerke werden solange zu einer finalen Liste hinzugefügt, bis das Defizit durch deren kumulierte Engpassarbeit gedeckt ist. Alle anderen Kraftwerke, die nicht in die finale Liste aufgenommen wurden, behalten ihre alten Fahrpläne bei. Um den Fokus auf die Beseitigung eventuell bestehender DA-Defizite zu legen, werden in der implementierten Heuristik zunächst alle Defizite nach Fall 1 abgehandelt und im Anschluss daran jeweils Fall 2 und Fall 3. Die Unabhängigkeit der ID-Szenarien erlaubt hierbei eine algorithmische Parallelisierung der Fälle 2 und 3 über die jeweiligen fixierten Szenarien $\bar{\omega}$. Der Ablauf des Verfahrens kann ich Abbildung 41 nachvollzogen werden.

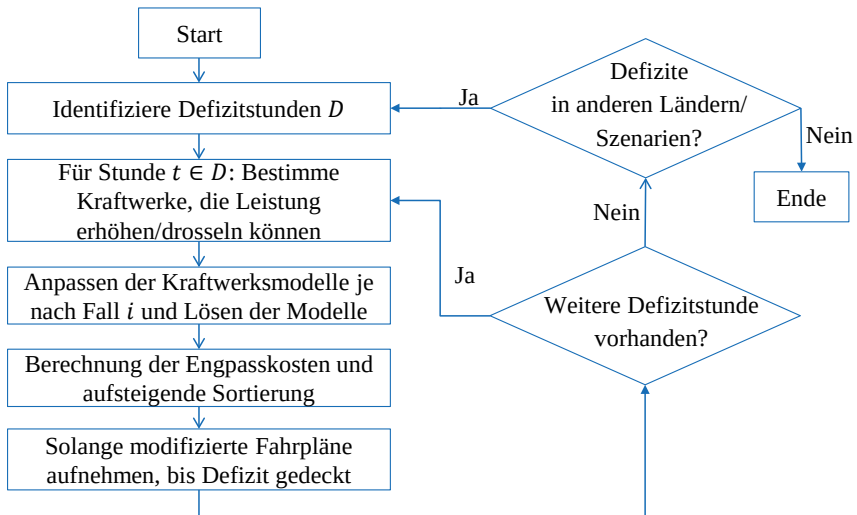


Abbildung 41: Ablauf der Postprocessing-Heuristik

A.6 Weitere Daten/Auswertungen zur Preischarakteristik

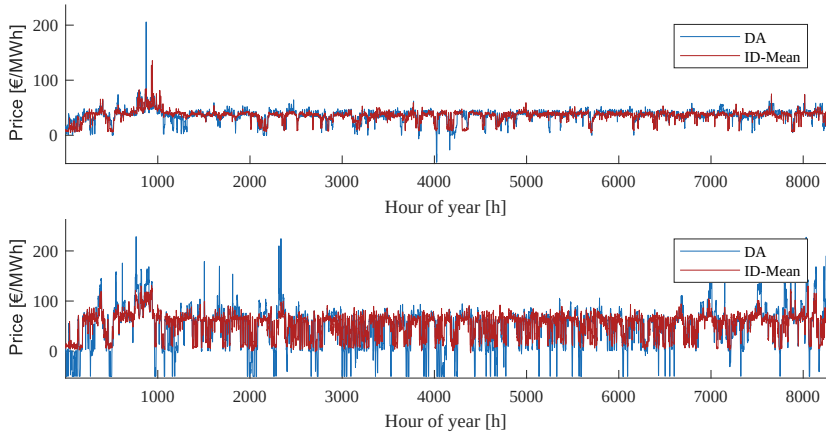


Abbildung 42: Stündlicher DA- und ID-Preis für das Betrachtungsjahr 2023 (oben) und 2035 (unten) [Nob20a]

Die Aufteilung der Gesamthandelsleistung auf die DA- und die ID-Marktstufe in Abbildung 44 und Abbildung 45 ermöglicht einen qualitativen Eindruck für welche Marktkopplungen welche Handelsstufen besonders dominant sind. In der rechten Matrix (ID-Anteil) sind in einigen Fällen deutlich grün eingefärbte, also besonders stark ausgelastete, ID-Kopplungen, im Vergleich zu den DA-Handelsmengen auf den selben Grenzleitungen in der linken Matrix. Somit übersteigen die ID-Handelsmengen insbesondere in Skandinavien die DA-Handelsmengen. Jedoch muss festgehalten werden, dass das in dieser Deutlichkeit ausschließlich für Handelsverbindungen auftritt, die ein geringes DA-Handelsvolumen aufweisen.

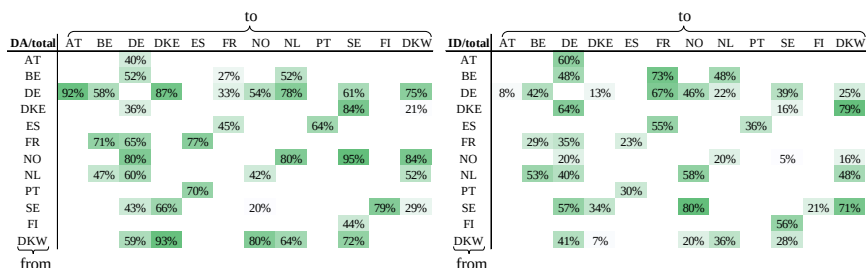


Abbildung 44: Anteile des DA- und des ID-Markts am grenzüberschreitenden Handel für das Szenario 2023 [Nob20a]

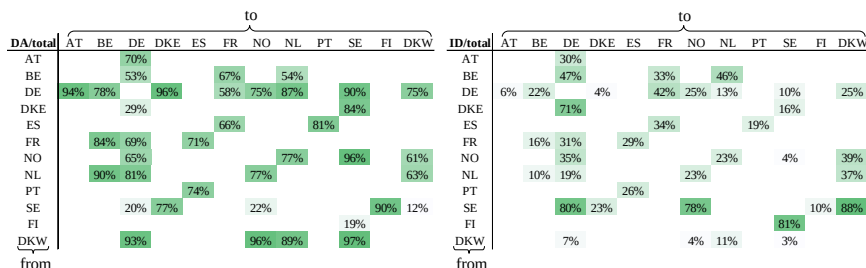


Abbildung 45: Anteile des DA- und des ID-Markts am grenzüberschreitenden Handel für das Szenario 2035 [Nob20a]

A.8 Weitere Daten/Auswertungen zu Deckungsbeitragsverteilungen

Tabelle A.1: Investitionskosten und daraus folgende Annuitätische Kosten verschiedener Kraftwerkstechnologien abgeleitet aus [Mue20] [Bru18]

Technologie	Investitionskosten [€/kW]	Lebensdauer [a]	Annuitäten- faktor [%]	Annuitätische Kosten [€/MW]
Kernenergie	7283	60	10,53	766.633
Braunkohle	1600	45	10,62	169.901
Steinkohle	1460	45	10,62	155.034
Gasturbine	400	40	10,70	42.789
GuD	700	40	10,70	74.880
Öl	500	40	10,70	53.486
Abfall/Sonstige	700	45	10,62	74.332
Gasmotor	475	50	10,57	50.216

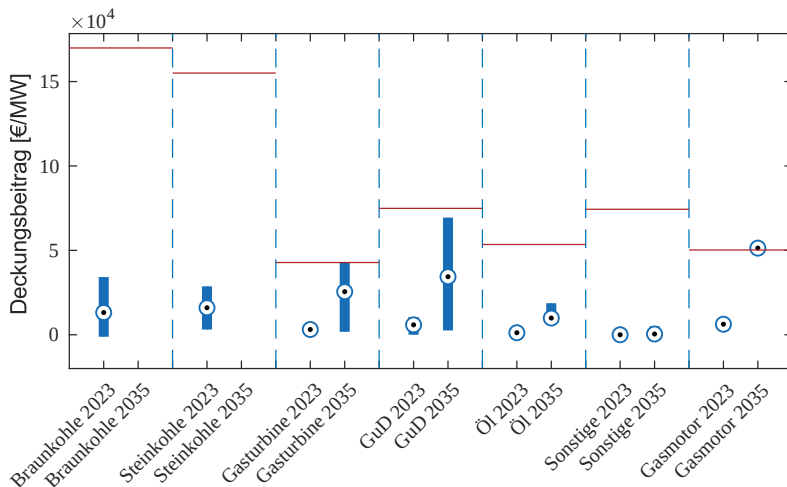


Abbildung 46: Bandbreite der auf die installierte Leistung normierten Deckungsbeiträge in 2023 und 2035 über alle marktgetriebenen Kraftwerke in XBID-Marktgebieten (blau), sowie annuitätische Investitionskosten (rot)

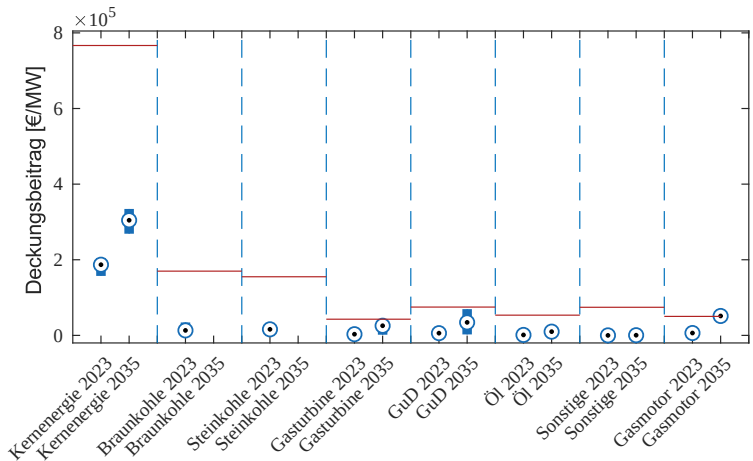


Abbildung 47: Analoge Abbildung zu Abbildung 46 jedoch unter Einbezug von Kernenergie

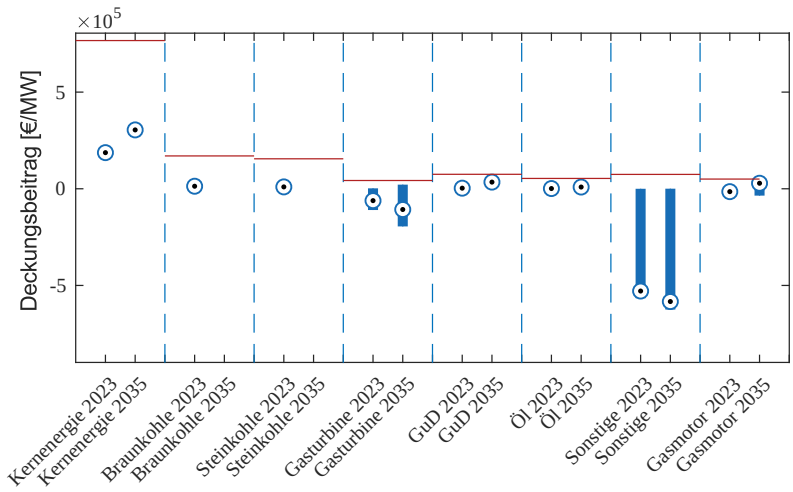


Abbildung 48: Analoge Abbildung zu Abbildung 47 jedoch unter Einbezug der Must-Run-Kraftwerke)