

Risikomanagement in der Strombeschaffung unter Nutzung industrieller Energieflexibilität

Maren Weigel^{a, b}, Robert Förster^{a, b}, Felix Wagon*^{a, b}

^a FIM Forschungsinstitut für Informationsmanagement und

^b Institutsteil Wirtschaftsinformatik des Fraunhofer FIT, Alter Postweg 101, 86159 Augsburg, Deutschland

Zusammenfassung

Aufgrund des russischen Angriffskrieges auf die Ukraine stiegen im Jahr 2022 die Preise auf deutschen und europäischen Strommärkten für Industrieunternehmen im Vergleich zum Vorjahresniveau drastisch an. Gleichzeitig kann seit vielen Jahren eine steigende Volatilität der Strompreise vor dem Hintergrund der zunehmenden Einspeisung des witterungsabhängig erzeugten Stroms aus erneuerbaren Energien beobachtet werden. Beide Entwicklungen stellen eine teils existenzgefährdende Herausforderung für den Erhalt der internationalen Wettbewerbsfähigkeit energieintensiver Unternehmen dar und unterstreichen die Notwendigkeit eines ganzheitlichen Ansatzes zum Risikomanagement bei der Strombeschaffung. Zwei besonders relevante Instrumente zur Risikosteuerung sind der Einsatz von Energieflexibilität zur kurzfristigen Anpassung an Preisschwankungen sowie die Nutzung von Stromderivaten zur mittel- bis langfristigen Absicherung gegenüber steigenden Preisniveaus und zukünftig volatilen Spotmärkten. In diesem Beitrag werden die Potenziale dieser Risikoinstrumente eingehend untersucht und ganzheitlich betrachtet. In diesem Zusammenhang wird ein mehrstufiges Optimierungsmodell zur Minimierung von Strombeschaffungskosten und damit einhergehenden Risiken entwickelt und evaluiert, welches Strompreisprognosen, industrielle Energieflexibilität sowie Stromderivate berücksichtigt. Der entwickelte ganzheitliche Ansatz zum Risikomanagement kann von Industrieunternehmen im Rahmen ihres Risikomanagementsystems eingesetzt werden, um wirksame Absicherungsstrategien in Abhängigkeit industrieller Energieflexibilitätpotenziale zu entwickeln und somit zu bedeutsamen Risikoreduzierungen und Kosteneinsparungen bei der Strombeschaffung führen.

Ankündigung:

Dieser Beitrag befasst sich mit einem ganzheitlichen Ansatz zum Risikomanagement bei der Strombeschaffung unter Einsatz von Energieflexibilität zur kurzfristigen Anpassung an Preisschwankungen sowie Stromderivaten zur mittel- bis langfristigen Absicherung gegenüber steigenden Preisniveaus und zukünftig volatilen Spotmärkten. Der entwickelte Risikomanagementansatz kann eingesetzt werden, um wirksame Absicherungsstrategien zu entwickeln und somit zu bedeutsamen Risikoreduzierungen und Kosteneinsparungen für Industrieunternehmen führen.

* Korrespondierender Autor: felix.wagon@fim-rc.de (Felix Wagon).

Risk management in electricity procurement utilizing industrial energy flexibility

Abstract:

Due to the Russian invasion of Ukraine, electricity prices on the German and European markets for industrial consumers increased dramatically in 2022 compared to the previous years. For a number of years, an ever increasingly volatile electricity price could be observed due to advancing feed-in of weather-dependent electricity generated from renewable energies. Both developments pose a severe challenge to the (international) competitiveness of energy-intensive companies, in some cases threatening their economic viability, and underline the need for a holistic approach to managing electricity procurement risks. In this context, the use of energy flexibility for short-term adjustment to price fluctuations and the use of electricity derivatives for medium- to long-term hedging against rising price levels are two particularly relevant instruments for risk management. This paper sets out to investigate the risk mitigation capability of those risk management instruments. For this purpose, a multi-stage optimization model for minimizing electricity procurement costs and associated risks is developed and evaluated, which takes electricity price forecasts, industrial energy flexibility and electricity derivatives into account. The developed holistic risk management approach can be used by industrial companies to develop effective hedging strategies depending on industrial energy flexibility potentials and thus lead to significant risk reductions and cost savings in electricity procurement.

Nomenklatur

Mengen und Indizes

\mathcal{T}	Menge der Perioden mit $t \in \{0, 1, \dots, \mathcal{T}_{max}\}$
\mathcal{P}	Menge der industriellen Produktionsprozesse mit $p \in \{1, 2, \dots, \mathcal{P}_{max}\}$
\mathcal{S}	Menge der Simulationen mit $s \in \{1, 2, \dots, \mathcal{S}_{max}\}$
\mathcal{V}	Menge der Varianten an Optionsausprägungen mit $v \in \mathcal{V} = \{1, \dots, \mathcal{V}_{max}\}$

SARIMA und GARCH Modell

p^S	Anzahl der autoregressiven Terme
d^S	Anzahl der nicht-saisonalen Differenzierungen
q^S	Anzahl der gleitenden Durchschnittsterme
P^S	Anzahl der saisonalen autoregressiven Terme
D^S	Anzahl der saisonalen Differenzierungen
Q^S	Anzahl der saisonalen, gleitenden Durchschnittsterme
s	Länge der saisonalen Periode
$\phi_{p^S}(B)$	Nicht-saisonale, autoregressive Terme der Ordnung p^S
$\Phi_{P^S}(B^S)$	Saisonale autoregressive Terme der Ordnung P^S
B	Backshift Operator mit $B^n y_t = y_{t-n}$
y_t	Realisierter Wert in Periode t
\hat{y}_t	Prognostizierter Wert in Periode t
$\theta_{q^S}(B)$	Nicht-saisonale, gleitende Durchschnittsterme der Ordnung q^S
$\Theta_{Q^S}(B^S)$	Saisonale, gleitende Durchschnittsterme der Ordnung Q^S
ε_t	Residuen bzw. normalverteilter Fehlerterm zum Zeitpunkt t
u_t	Unabhängige und identisch verteilte Zufallsvariable einer Standardnormalverteilung
p^G	Anzahl der bedingten Varianzen im GARCH-Modell
q^G	Anzahl der Residuen im GARCH-Modell
σ_t^2	Bedingte Varianz in Periode t
β_0	Reeller, positiver Parameter des GARCH-Modells
β_i	Reeller, positiver Parameter für ε_{t-i}^2 des GARCH-Modells
γ_i	Reeller, positive Parameter für σ_{t-i}^2 des GARCH-Modells

Bewertung von Derivaten

F_t	Preis des Futures zum Zeitpunkt t
S_t	Preis des zugrundeliegenden Futures S_t zum Zeitpunkt t
r	Risikoloser Zinssatz
T	Laufzeit des Futures, bzw. der Option
c^{opt}	Optionsprämie

σ	Erwartete jährliche Volatilität des Future-Preises
$N(d)$	Kumulative standardisierte Normalverteilung an der Stelle d

Modellierung industrieller Energieflexibilität

$p_{t,p}$	Flexible Last in Periode t
p_p^{min}	Minimal zulässige Last pro Periode
p_p^{max}	Maximal zulässige Last pro Periode
p^{norm}	Normallast
d^{El}	Jährlicher Gesamtstrombedarf
d_p^{tot}	Gesamtabrufdauer eines Energieflexibilitätseinsatzes
b_p^{max}	Maximale Anzahl an Flexibilitätseinsätzen

Laufzeitermittlung von Futures und Optionen

$f_{t,p}^d$	Preise der Futures mit einer Laufzeit von einem Tag
$f_{t,p}^w$	Preise der Futures mit einer Laufzeit von einer Woche
$f_{t,p}^m$	Preise der Futures mit einer Laufzeit von einem Monat
$f_{t,p}^q$	Preise der Futures mit einer Laufzeit eines Quartals
h^d	Laufzeit von einem Tag in Stunden umgerechnet
h^w	Laufzeit von einer Woche in Stunden umgerechnet
h^m	Laufzeit von einem Monat in Stunden umgerechnet
h^q	Laufzeit von einem Quartal in Stunden umgerechnet

Initiale Lastgangoptimierung

$c_{t,p}$	Prognostizierte Stromkosten in Periode t und für industriellen Produktionsprozess p
$EP_{t,s}^{DA}$	Prognostizierter Strompreis auf dem Day-Ahead Markt in Periode t und in der Simulation s
d^{El}	Jährlicher Strombedarf
$y_{t,p}^{flex}$	Binäre Entscheidungsvariable mit $y_{t,p}^{flex} = 1$, wenn eine Lasterhöhung oder Lastreduktion stattfindet, sonst $y_{t,p}^{flex} = 0$.
$BigM$	Hinreichend große Zahl mit $BigM \geq \max\{p_p^{min}, p_p^{max}\}$

Optimierung des Strombeschaffungsportfolios

$x_{t,p}^{DA}$	Nicht-negative Strommenge durch Bezug am Day-Ahead-Markt je Periode t und industriellen Produktionsprozess p
$x_{t,p}^f$	Gesamte zu beziehende Strommenge durch Futures für Periode t und industriellen Produktionsprozess p für alle Laufzeiten
$x_{t,p}^{f,d}$	Zu beziehende Strommenge durch Futures mit Laufzeit eines Tages in Periode t und industriellen Produktionsprozess p

$x_{t,p}^{f,w}$	Zu beziehende Strommenge durch Futures mit Laufzeit einer Woche in Periode t und industriellen Produktionsprozess p	
$x_{t,p}^{f,m}$	Zu beziehende Strommenge durch Futures mit Laufzeit eines Monats in Periode t und industriellen Produktionsprozess p	<i>Abschließende Lastgangoptimierung</i>
$x_{t,p}^{f,q}$	Zu beziehende Strommenge durch Futures mit Laufzeit eines Quartals in Periode t und industriellen Produktionsprozess p	$\Delta_{t,s,p}$ Abweichung vom initialen Lastgang in Periode t , Preissimulation s und industriellen Produktionsprozess p .
$x_{t,p}^{opt}$	Gesamte zu erwerbende Strommenge durch Optionen für Periode t und industriellen Produktionsprozess p für alle Laufzeiten und Optionsvarianten v	$y_{t,s,p}^{flex,\Delta}$ Binäre Entscheidungsvariable mit $y_{t,s,p}^{flex,\Delta} = 1$, wenn das Lastprofil in der abschließenden Lastgangoptimierung vom Lastgang der initialen Lastgangoptimierung in Periode t , der Preissimulation s und industriellen Produktionsprozess p abweicht, sonst $y_{t,s,p}^{flex,\Delta} = 0$.
$x_{t,v,p}^{opt,m}$	Zu erwerbende Strommenge durch Optionen mit Laufzeit eines Monats in Periode t , der jeweiligen Variante v und industriellen Produktionsprozess p	x_p^{fin} Limitierung des zusätzlichen Flexibilitätseinsatzes in der finalen Lastgangoptimierung mit $x_p^{fin} \in [0,1]$
$x_{t,v,p}^{opt,q}$	Zu erwerbende Strommenge durch Optionen mit Laufzeit eines Quartals in Periode t , der jeweiligen Variante v und industriellen Produktionsprozess p	<i>Abkürzungen</i>
c_p^{DA}	Erwartete Kosten für den Strombezug am Day-Ahead-Markt für industriellen Produktionsprozess p	SARIMA Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average
c_p^f	Erwartete Kosten für den Strombezug durch Futures für industriellen Produktionsprozess p	GARCH Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity
$EP_{t,p}^{f,d}$	Preis für Future mit Laufzeit ein Tag in Periode t für Produktionsprozess p	EPEX European Power Exchange
$EP_{t,p}^{f,w}$	Preis für Future mit Laufzeit eine Woche in Periode t für Produktionsprozess p	ACF Autokorrelationsfunktion
$EP_{t,p}^{f,q}$	Preis für Future mit Laufzeit ein Quartal in Periode t für Produktionsprozess p	PACF Partielle Autokorrelationsfunktion
c_p^{opt}	Kalkulierte Kosten für erworbene Optionen	AIC Akaike Information Criterion
$c_{s,p}^{opt,+}$	Kosten für ausgeübte Optionen	
$c_{s,p}^{opt,-}$	Kosten für nicht ausgeübte Optionen	
$EP_{t,v}^{pr,m}$	Optionsprämie einer Option mit Laufzeit ein Monat in Periode t für Optionsvariante v	
$EP_{t,v}^{pr,q}$	Optionsprämie einer Option mit Laufzeit ein Quartal in Periode t für Optionsvariante v	
$EP_{t,v}^{st,m}$	Strike-Preis einer Option mit Laufzeit ein Quartal in Periode t für Optionsvariante v	
b^{DA}	Budget für den Strombezug am Day-Ahead-Markt	
$b_{s,p}^{DA,+}$	Binäre Entscheidungsvariable mit $b_{s,p}^{DA,+} = 1$, wenn das Budget in der Preissimulation s und industriellen Produktionsprozess p überschritten wird, sonst $b_{s,p}^{DA,+} = 0$.	
$n^{max,d}$	Hilfsparameter, der den gesamten Zeitraum in kürzere Zeitabschnitte unterteilt, die jeweils $h^d = 24 h$ lang sind	
$x_{t,s,v,p}^{opt,bez,m}$	Zu beziehende Strommenge durch Optionen mit Laufzeit eines Monats in Periode t , Preissimulation s , der Variante v und industriellen Produktionsprozess p	
$x_{t,s,v,p}^{opt,bez,q}$	Zu beziehende Strommenge durch Optionen mit Laufzeit eines Quartals in Periode t , Preissimulation s , der Variante v und industriellen Produktionsprozess p	

1 Einleitung

Die beispiellosen und unvorhergesehenen Strompreisentwicklungen seit Mitte des Jahres 2021 – insbesondere infolge des russischen Angriffskriegs auf die Ukraine stiegen die Day-Ahead-Strompreise im Jahr 2022 auf bis zu 871 EUR/MWh – stellen private Haushalte sowie Unternehmen vor erhebliche, teils existenzielle Herausforderungen (Bundesnetzagentur 2023). Die Preisentwicklungen seit Mitte des Jahres 2021 charakterisieren sich jedoch nicht ausschließlich durch einen Anstieg der durchschnittlichen Strompreise, vielmehr umfassen diese ebenso eine gestiegene Volatilität der Strompreise. Diese erhöhte Preisvolatilität lässt sich durch die Zunahme der Stromerzeugung aus erneuerbaren Energien in Deutschland begründen, da diese witterungs- und tageszeitbedingten Schwankungen unterliegen und folglich das Stromangebot und auch die Preise an den Strommärkten im Zeitverlauf stark variieren (Sweerts et al. 2019; Tselika 2022).

Energieintensive Industrieunternehmen sind besonders stark von diesen Preisentwicklungen betroffen, da deren Produktionskosten in erheblichem Maße von den Kosten für die Strombeschaffung bestimmt werden und steigende Stromkosten somit die Wettbewerbsfähigkeit der Unternehmen stark gefährden können. Dies verdeutlicht die zentrale Bedeutung einer wirksamen Risikomanagementstrategie, die energieintensive Industrieunternehmen dazu befähigt, mit wirtschaftlichen Herausforderungen unvorhergesehener Strompreisentwicklungen umzugehen und diese erfolgreich zu bewältigen. In diesem Zusammenhang ist ein zielgerichtetes Ineinandergreifen unterschiedlicher Risikoinstrumente zwingend erforderlich und Strompreisrisiken müssen erkannt, beurteilt, gesteuert und überwacht werden (Diederichs 2012). Die Risikosteuerung erfordert die Zusammenstellung eines individuellen Portfolios unterschiedlicher Risikoinstrumente (Uwe Ritzer 2022; Mijatovic et al. 2022). Risikoinstrumente, die insbesondere energieintensiven Unternehmen zur Verfügung stehen, umfassen beispielsweise den Abschluss langfristiger Verträge zur Strombeschaffung, den zielgerichteten Einsatz von Energieflexibilität oder den Kauf von Stromderivaten.

Die optimale Ausgestaltung und Koordination eines entsprechenden Portfolios unterschiedlicher Risikoinstrumente ist komplex und von vielen, unternehmensinternen sowie -externen Faktoren abhängig. Wie genau ein Zusammenspiel dieser Instrumente zu koordinieren und – entsprechend der individuellen Rahmenbedingungen und Zielsetzungen der

Unternehmen – zu planen ist, stellt energieintensive Unternehmen vor komplexe Fragestellungen.

Im Rahmen vorangegangener Forschungsarbeiten wurden unterschiedliche Ansätze und Herangehensweisen entwickelt und evaluiert, die energieintensive Unternehmen bei der Identifikation und Adressierung von Risiken in Bezug auf steigende oder volatile Strompreise unterstützen (Leo et al. 2021; Cao et al. 2020; Canelas et al. 2020; Yu et al. 2020). Als besonders wirksame marktliche Instrumente für eine langfristige Absicherung gegenüber steigenden Strompreisen und damit steigenden Kosten für energieintensive Industrieunternehmen wurden in diesem Zusammenhang Energiederivate für Strom, wie Futures und Optionen, identifiziert (Deng und Oren 2006; Weron 2000; Vehviläinen und Keppo 2003; Souhir et al. 2019). Kurzfristig erlaubt zudem der Einsatz von Energieflexibilität eine zeitvariable Anpassung des Stromverbrauches an Preissignale und kann somit ebenso wirksam im Sinne eines technischen Instruments des Risikomanagements eingesetzt werden (Yu et al. 2020; Roth und Reinhart 2019; Mijatovic et al. 2022). Der Fokus bestehender Forschungsarbeiten liegt überwiegend auf einer isolierten Betrachtung des Einsatzes einzelner Risikoinstrumente. Die gegenwärtigen und künftigen Herausforderungen bei der Strombeschaffung für energieintensive Unternehmen erfordern eine integrierte Betrachtung einzelner Risikoinstrumente, um deren Potenziale möglichst sinnvoll und synergetisch kombinieren und somit eine ganzheitliche Risikomanagementstrategie entwickeln zu können, aus der klare Empfehlungen zur Ausgestaltung einer optimalen Absicherungsstrategie gegenüber Strompreisrisiken abgeleitet werden können. Vor diesem Hintergrund soll in dieser Arbeit zur Schließung dieser Forschungslücke beigetragen und folgende Forschungsfrage beantwortet werden: *Wie können energieintensive Unternehmen dabei unterstützt werden, eine optimale Risikostrategie bei der Strombeschaffung unter Nutzung industrieller Energieflexibilität und von Stromderivaten zu identifizieren?*

Zur Beantwortung dieser Forschungsfrage wird ein integrierter Ansatz zum Risikomanagement bei der Strombeschaffung energieintensiver Industrieunternehmen unter Berücksichtigung von Stromderivaten und industrieller Energieflexibilität als Risikoinstrumente entwickelt und evaluiert. Die Ergebnisse dieser Studie verdeutlichen zunächst, dass der Einsatz von Energieflexibilität einen erheblichen Beitrag zur Senkung der erwarteten Kosten bei der Strombeschaffung leisten kann. Die damit verbundene Lastgangoptimierung anhand zeitvariabler Strompreise des Day-Ahead-Marktes erlaubt es Unternehmen, gezielt von Preisschwankungen zu profitieren und Stromkosten effektiv zu senken. Darüber hinaus

verdeutlichen die Ergebnisse, dass die Ausgestaltung eines Portfolios verschiedener Risikoinstrumente einen entscheidenden Hebel zur wirksamen Senkung des Risikos bei der Strombeschaffung und zur Absicherung gegenüber unvorhergesehener Marktentwicklungen darstellt. Insbesondere durch den Einsatz von Stromderivaten, wie Optionen und Futures, kann das Risiko wettbewerbsgefährdender Kostenentwicklungen aufgrund stark steigender Strompreisverläufe effektiv gesenkt werden. Die Ergebnisse dieser Studie unterstreichen ebenso, dass die konkrete Ausgestaltung eines solchen Portfolios unterschiedlicher Risikoinstrumente individuell und entsprechend der Rahmenbedingungen des jeweiligen Unternehmens (z. B. im Hinblick auf bestehende Energieflexibilitätpotenziale oder die Risikoeinstellung des jeweiligen Unternehmens) anzupassen ist. Vor diesem Hintergrund kann der entwickelte Risikomanagementansatz Industrieunternehmen sowohl bei der Lastgangoptimierung als auch der Ableitung konkreter Handlungsempfehlungen zum Einsatz von Stromderivaten zur Strombeschaffung unterstützen und somit zur Aufrechterhaltung der Wettbewerbsfähigkeit von Industrieunternehmen beitragen.

2 Grundlagen eines integrierten Risikomanagements bei der Strombeschaffung für energieintensive Unternehmen

Der zielgerichtete Umgang mit Preisrisiken bei der Strombeschaffung stellt eine zentrale Herausforderung, insbesondere für energieintensive Unternehmen mit hohem Stromverbrauch, dar. Vor dem Hintergrund eines hochdynamischen Marktumfeldes auf den Strommärkten in Deutschland und Europa sind Industrieunternehmen bestrebt, den Erhalt ihrer Wettbewerbsfähigkeit durch einen integrierten Risikomanagementansatz bei der Strombeschaffung sicherzustellen. Das Marktumfeld auf den Strommärkten in Deutschland und Europa ist geprägt von vielfältigen Unsicherheitsfaktoren, die entscheidend auf die Preisbildung einwirken. Hierzu gehören Unsicherheiten aufgrund der witterungsabhängigen Einspeisung erneuerbarer Energien, globalen Preisentwicklungen fossiler Energieträger, politischen Entwicklungen oder technologischen Fortschritten. Bestehende Forschungsarbeiten zielen vor diesem Hintergrund auf die Entwicklung effektiver Strategien für den Umgang mit Risiken bei der Strombeschaffung ab (Zhang und Wang 2009; Weron 2000; Deng und Oren 2006; Vehviläinen und Keppo 2003).

Für energieintensive Unternehmen ist dabei insbesondere ein unvorhergesehener Anstieg der Strompreise relevant, der als marktliches Preisrisiko verstanden werden und zu einer Erhöhung der Kosten und somit Verringerung der Profitabilität energieintensiver Unternehmen führen

kann (Vehviläinen und Keppo 2003; Zhang und Wang 2009). Um Preisrisiken wirksam adressieren zu können, wurden vielfältige Ansätze für einen möglichst effektiven Einsatz verschiedener Risikoinstrumente in Wissenschaft und energiewirtschaftlicher Praxis entwickelt (Conejo et al. 2010; Yu et al. 2020; Zhang und Wang 2009). Risikoinstrumente können sowohl kurz-, mittel- als auch langfristige Wirkung entfalten und Unternehmen somit bei der Absicherung gegen solche Preisrisiken unterstützen.

Forschungsergebnisse legen nahe, dass Stromderivate für energieintensive Unternehmen ein wirksames Risikoinstrument zur mittel- bis langfristigen Absicherung gegen marktliche Preisrisiken darstellen können (Eydeland 1999; Deng und Oren 2006; Schofield 2021; Aid 2015). Stromderivate können an einer Börse oder außerbörslich bzw. over-the-counter (OTC) gehandelt werden (Deng und Oren 2006; Schofield 2021; Eydeland 1999). In Europa können Stromderivate an der Energiebörse European Energy Exchange (EEX) auf dem Terminmarkt (EPEX Spot) gehandelt werden, auf dem langfristige Lieferverträge mit einer Vorlaufzeit von bis zu sechs Jahren abgeschlossen werden können (European Energy Exchange AG 2023c). An der EEX werden grundsätzlich zwei verschiedene Stromderivate für unterschiedliche Marktgebiete und Zeiträume angeboten:

- (1) Futures erfüllen die Funktion einer Absicherung physischer Stromlieferungen (Hull 2022). Der Abschluss eines Future-Kontraktes stellt die Verpflichtung dar, eine festgelegte Strommenge zu einem bestimmten Zeitpunkt in der Zukunft (Fälligkeit) zu einem im Voraus definierten Preis zu kaufen oder zu verkaufen (Deng und Oren 2006). Futures sind somit maßgeschneiderte Lieferverträge zwischen einem Käufer und einem Verkäufer, bei denen der Käufer verpflichtet ist, Strom abzunehmen und der Verkäufer verpflichtet ist, diesen zu liefern (Deng und Oren 2006).
- (2) Optionen erfüllen die Funktion einer gezielten Absicherung gegenüber Risiken aufgrund zukünftiger Preisentwicklungen (Hull 2022). Optionen im Kontext der Strombeschaffung können analog zu Optionen auf Finanzmärkten verstanden werden, wobei für auf der EEX gehandelte Futures der Basiswert einer Finanzoption durch Strom ersetzt wird (Deng und Oren 2006). Beispielsweise bieten Call- und Put-Optionen für Strom ihren Käufern das Recht, aber nicht die Verpflichtung, eine festgelegte Menge Strom zu einem im Voraus festgelegten Ausübungspreis bis zum Ablauf der Option zu kaufen oder zu verkaufen (Deng und Oren 2006).

Um das Potenzial von Stromderivaten zur Minderung marktlicher Preisrisiken eingehend untersuchen und erschließen zu können, wurden in der Vergangenheit vielfältige Ausgestaltungsformen von Derivaten sowie Herangehensweisen für deren effektiven Einsatz entwickelt und in Wissenschaft und Praxis erprobt (z. B. Schofield 2021; European Energy Exchange AG 2023c; Hull 2022).

Ein kurzfristiges Risikoinstrument, das von energieintensiven Unternehmen eingesetzt werden kann, um Strompreisrisiken wirksam zu adressieren, ist der zielgerichtete Einsatz von Energieflexibilität. Energieflexibilität bezeichnet die Steuerung und zeitvariable Anpassung der Stromnachfrage eines Stromverbrauchers an die Verfügbarkeit des Stromangebots auf Strommärkten, beispielsweise aufgrund witterungsbedingter Schwankungen der Stromerzeugung erneuerbarer Energien (Sauer et al. 2019; Sauer und Haeffs 2021; Aalami und Nojavan 2016). Energieflexibilität bezeichnet somit die gezielte Erhöhung und Reduktion der Last in industriellen Produktionsprozessen mit verschiedenen Vorankündigungszeiten und Abrufdauern (Sauer et al. 2019; Sauer et al. 2022). Der zielgerichtete Einsatz von Energieflexibilität ermöglicht eine Verschiebung elektrischer Lasten in Zeiträume mit hoher erneuerbarer Stromerzeugung (geringe Residuallast) und folglich in der Regel niedrigeren Strompreisen. Im Gegenzug ermöglicht Energieflexibilität in Zeiträumen mit geringerer erneuerbarer Stromerzeugung (hohe Residuallast) und folglich in der Regel höheren Strompreisen eine Reduktion elektrischer Lasten. Somit können durch den Einsatz von Energieflexibilität Stromkosten wirksam gesenkt werden und Risiken einer hohen Preisvolatilität (z. B. Preisspitzen aufgrund unvorhergesehener Angebotsverknappung) entgegengewirkt werden (Aalami und Nojavan 2016; Nojavan und Aalami 2015). Die Freiheitsgrade der möglichen Energieflexibilitätsnutzung und somit auch das Potenzial zur Minderung von Preisrisiken sind dabei abhängig von den jeweilig betroffenen unternehmensinternen Prozessen. Beispielsweise können die Struktur der Produktionslinien, Speicherkapazitäten für Halbfabrikate, Art und Höhe der möglichen Laständerung oder weitere Prozessparameter das Potenzial zum Abruf von Energieflexibilität beeinflussen und damit zur Risikominderung beitragen (Bachmann et al. 202; Bahmani et al. 2022; Haupt et al. 2020; Verein Deutscher Ingenieure e. V. 2019).

Bestehende Ansätze aus Wissenschaft und energiewirtschaftlicher Praxis zum Risikomanagement bei der Strombeschaffung betrachten insbesondere den isolierten Einsatz einzelner Risikoinstrumente. Darauf aufbauend sollen im Rahmen dieser Studie umfangreiche Erkenntnisse über die Gestaltung von Lösungsansätzen gewonnen werden, aus denen

Empfehlungen über einen ganzheitlichen Einsatz verschiedener Risikoinstrumente hervorgehen. Vor dem Hintergrund zuletzt stark gestiegener Strompreise und einem vermutlich auch weiterhin unsicheren Marktumfeld, aufgrund der weitreichenden Transformationsprozesse des Energiesystems in Deutschland und Europa, ist dieser Ansatz besonders relevant. Insbesondere in den nächsten Jahren bedarf es aufgrund der schwierigen Wettbewerbssituation integrierter und anwendungsorientierter Lösungsansätze, die energieintensive Unternehmen dazu befähigen, Preisrisiken möglichst umfangreich durch einen kombinierten Einsatz verschiedener Risikoinstrumente zu adressieren. Daher wird im Rahmen dieses Beitrages ein integrierter Ansatz zur Ermittlung einer optimalen Kombination verschiedener Risikoinstrumente im Kontext der Strombeschaffung entwickelt, der die Ergebnisse bestehender Ansätze aus Wissenschaft und Praxis weiterentwickelt und es energieintensiven Unternehmen erlaubt, konkrete Handlungsempfehlungen für den kombinierten Einsatz von Derivaten sowie industrieller Energieflexibilität abzuleiten.

3 Methodisches Vorgehen

Der integrierte Risikomanagementansatz zur Ermittlung einer optimalen Kombination verschiedener Risikoinstrumente unter Nutzung von Energieflexibilität umfasst vier konsekutive Schritte (siehe Abb. 1). (I) Für ein wirkungsvolles Risikomanagement muss zunächst die Unsicherheit über die künftigen Day-Ahead-Strompreise adressiert werden. Zur Initialisierung des Risikomanagementansatzes erfolgt zunächst eine stochastische Strompreisprognose anhand multipler Strompreissimulationen, welche die Grundlage für die nachfolgenden Schritte des methodischen Vorgehens bildet. Auf der Grundlage der stochastischen Strompreisprognose werden Stromderivate adäquat bewertet. Ergänzend erfolgt eine Modellierung industrieller Energieflexibilität. (II) Darauf aufbauend findet eine initiale Lastgangoptimierung anhand der Erwartungswerte der Strompreisprognose zur Stromkostenminimierung statt. (III) Anschließend wird für jede Strompreissimulation ein optimales Strombeschaffungsportfolio, bestehend aus Futures, Call-Optionen und einer Strombeschaffung auf dem Day-Ahead-Markt, geplant. (IV) Schließlich erfolgt für jede Strompreissimulation eine weitere, abschließende Lastgangoptimierung, welche die kurzfristige Planbarkeit von Flexibilitätsmaßnahmen in Abhängigkeit von der tatsächlich eintretenden Strompreisentwicklung abbildet. Eine abschließende Lastgangoptimierung ist deshalb erforderlich, da erst kurzfristig die Strompreisentwicklung mit hoher Genauigkeit prognostiziert und der Einsatz von Flexibilitätsmaßnahmen dementsprechend geplant werden kann.

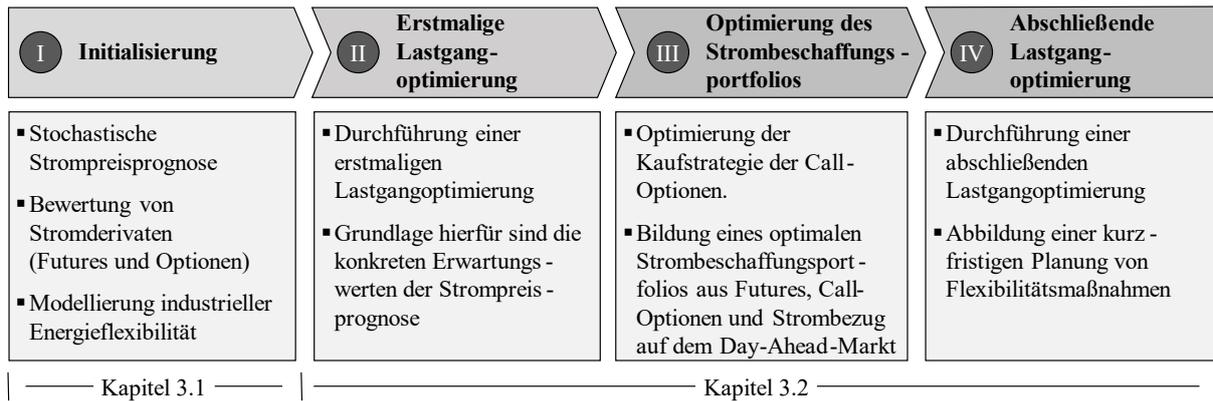


Abb. 1: Vorgehensweise eines integrierten Risikomanagements bei der Strombeschaffung für energieintensive Unternehmen unter Nutzung industrieller Energieflexibilität
Quelle: Eigene Darstellung

3.1 Initialisierung des Risikomanagementansatzes

3.1.1 Stochastische Prognosemodelle für Strompreise

Die Entwicklung der Absicherungsstrategie für Unternehmen erfolgt anhand einer stochastischen Prognose der zukünftigen Day-Ahead-Strompreise des Spotmarkts der European Power Exchange (EPEX) in Deutschland. Als zugrundeliegendes Modell eignen sich das SARIMA-Modell (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) in Kombination mit einem GARCH-Modell (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) für die Abbildung der Volatilität der Strompreise (Aiube et al. 2013).

Das SARIMA-Modell kann bedingte Erwartungswerte einer Zeitreihe unter Berücksichtigung der linearen Beziehung zwischen Gegenwarts- und Vergangenheitswerten innerhalb der Zeitreihe und saisonalen Mustern modellieren (Oelker 2004), weshalb das SARIMA-Modell zur Modellierung von Strompreisen geeignet ist (Aiube et al. 2013). Nachfolgend ist die Modellspezifikation des SARIMA-Modells dargestellt:

$$SARIMA(p^S, d^S, q^S)(P^S, D^S, Q^S)_s \quad (1)$$

Nicht-saisonaler Teil des Modells Saisonaler Teil des Modells

Das SARIMA-Modell wird in Gleichung (2) definiert. Dabei bezeichnen $\phi_{p^S}(B)$, $\Phi_{P^S}(B^S)$, $\theta_{q^S}(B)$, $\Theta_{Q^S}(B^S)$ die saisonalen und nicht-saisonalen AR- bzw. MA-Polynomterme der Ordnungen p^S , P^S , q^S und Q^S (Milenković et al. 2017).

$$\phi_{p^s}(B) \cdot \Phi_{p^s}(B^s) \cdot (1 - B)^{d^s} \cdot (1 - B^s)^{D^s} \cdot y_t = \theta_{q^s}(B) \cdot \Theta_{q^s}(B^s) \cdot \varepsilon_t \quad (2)$$

Dabei ist ε_t ein normalverteilter Fehlerterm zum Zeitpunkt t (Pfeifer und Deutsch 1980) und entspricht der Differenz zwischen dem realisierten Wert y_t und der Vorhersage \hat{y}_t (Aiube et al. 2013):

$$\varepsilon_t = y_t - \hat{y}_t \quad (3)$$

Vor der Erstellung eines SARIMA-Modells werden die Modellparameter geschätzt, wie zum Beispiel durch systematisches Testen verschiedener Modellspezifikationen und Evaluation des bestgeeigneten Modells anhand von Gütemaßen oder über eine nähere Analyse der Graphen der Autokorrelationsfunktion (ACF) und partiellen Autokorrelationsfunktion (PACF) (IBM 2021a). Als Gütemaß wird das Akaike Information Criterion (AIC) verwendet.

Aufgrund der physikalischen Eigenschaften von Strom, wie dem weitgehenden Mangel direkter Speichermöglichkeiten, einer oftmals ungewissen und unelastischen Nachfrage und einer steilen Angebotsfunktion, sind Strom-Spotpreise volatil (Deng und Oren 2006). Volatilität und Volatilitätscluster, d. h. "Phasen großer und kleiner Varianzen" (Oelker 2004), zum Beispiel aufgrund Phasen unterschiedlicher Unsicherheiten einer Zeitreihe, können durch ein GARCH-Modell berücksichtigt werden, da somit der Zusammenhang zwischen Varianzen aufeinanderfolgender Datenpunkte in einer Zeitreihe modelliert werden kann (Oelker 2004). Als Datengrundlage werden dafür die Residuen ε_t des SARIMA-Modells verwendet (Oelker 2004). Die bedingten Varianzen werden durch Gleichung (4) und (5) modelliert (Serati et al. 2008). Der Fehlerterm ε_t wird durch Gleichung (6) abgebildet, wobei u_t als eine unabhängige und identisch verteilte Zufallsvariable einer Standardnormalverteilung angenommen wird (Serati et al. 2008). Dabei entsprechen die Modellparameter allerdings nicht denen des SARIMA-Modells, sondern werden über die Anzahl der bedingten Varianzen p^G und Residuen q^G definiert.

$$\sigma_t^2 = \text{Var}(\varepsilon_t) \quad (4)$$

$$\sigma_t^2 = \beta_0 + \sum_{i=1}^q \beta_i \cdot \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \gamma_i \cdot \sigma_{t-i}^2 \quad (5)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t \cdot u_t \quad (6)$$

3.1.2 Bewertung von Stromderivaten

Nachfolgend werden die Grundlagen für die Bewertung von Futures und Optionen als zwei in der Praxis weitreichend angewandte Stromderivate näher erläutert.

In diesem Beitrag werden Strom-Futures betrachtet, die Unternehmen an der EEX kaufen können und damit die Long-Position halten. Der Bruttogewinn aus dem Future-Geschäft des Unternehmens berechnet sich durch Multiplikation der Differenz zwischen den Strompreisen zum Kauf- und zum Fälligkeitszeitpunkt des Futures mit dem Kontraktvolumen (vgl. Abb. 2). Zwar entsteht dabei ein Risiko, dass bei sinkenden Preisen Strom zu dem höheren Preis abgenommen werden muss, allerdings können sich Unternehmen durch den Kauf von Futures gegen steigende Strompreise absichern. Durch den gezielten Handel von Strom-Futures kann eine Absicherungsstrategie entwickelt werden (European Energy Exchange AG 2023b). An der EEX werden Strom-Futures mit Laufzeiten von einem Tag, einem Wochenende, einer Woche, einem Monat, einem Quartal und einem Jahr gehandelt und basieren auf den EPEX Day-Ahead-Preisen im deutschen Raum (European Energy Exchange AG 2023b). In diesem Beitrag werden Tages-, Wochen-, Monats- und Quartalskontrakte betrachtet. Unter der Annahme, dass beim Bezug keine Ausschüttungen und Lagerkosten anfallen, lässt sich der Preis des Futures über den aktuellen Spot-Preis S_0 , den risikolosen Zins r und die Laufzeit des Futures T berechnen (vgl. Gleichung (7)) (MacKinlay und Ramaswamy 1988).

$$F_0 = S_0 \cdot e^{rT} \quad (7)$$

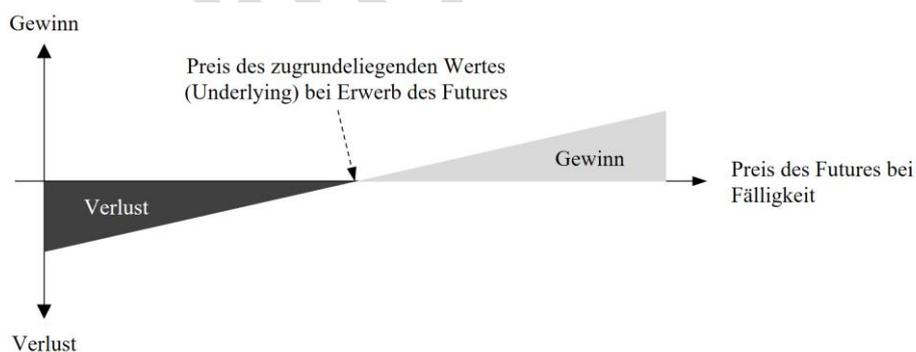


Abb. 2: Performance-Szenarien von Futures (Long-Position).

Quelle: (European Energy Exchange AG 2023b)

Des Weiteren werden europäische Call-Optionen auf Strom-Futures mit dem Wert C_T betrachtet, welche über den Preis des zugrundeliegenden Futures S_t zum Zeitpunkt t und dem Strike-Preis X berechnet werden (vgl. Gleichung (8)) (Deng und Oren 2006; Oelker 2004).

$$C_T = \max \{S_T - X, 0\} \quad (8)$$

Analog zu Futures kann der Käufer in Abhängigkeit der Wertentwicklung des Underlyings einen Gewinn oder Verlust realisieren. Der Käufer zahlt bei Handelsabschluss eine Optionsprämie für den Erwerb des Optionsrechts. Die Gewinnschwelle wird als Break Even Point bezeichnet und entspricht der Summe aus Strike-Preis und Optionsprämie. Der Bruttogewinn berechnet sich aus der Multiplikation der Differenz vom Preis des zugrundeliegenden Futures und Break Even Points mit dem Kontraktvolumen. Der maximale Verlust entspricht genau der Optionsprämie und wird realisiert, wenn eine gekaufte Option nicht ausgeübt wird (European Energy Exchange AG 2023a).

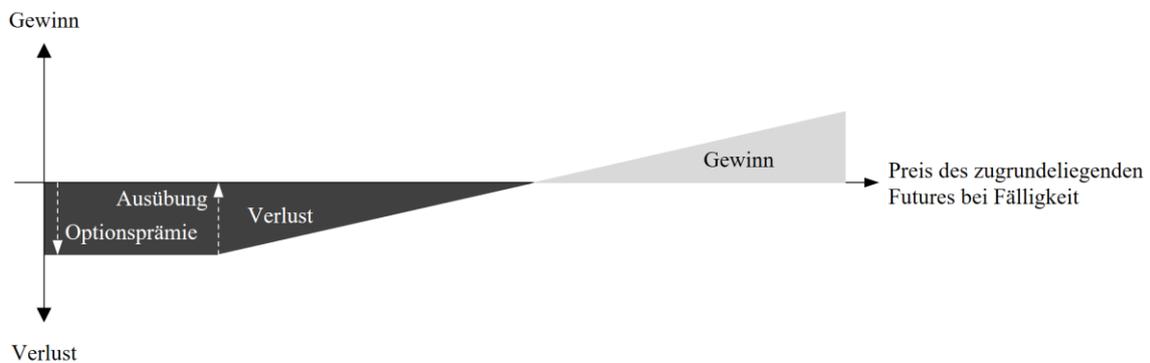


Abb. 3: Performance-Szenarien für Call-Optionen (Long-Position).

Quelle: (European Energy Exchange AG 2023a)

In diesem Beitrag werden Optionen nach dem theoretischen Optionsbewertungsmodell der EEX von europäischen Call-Optionen auf Strom-Futures bewertet. An der EEX werden Optionen auf Strom-Futures mit Laufzeiten von einem Monat, einem Quartal und einem Jahr gehandelt (European Energy Exchange AG 2023a). In diesem Beitrag werden Call-Optionen auf Futures mit Laufzeiten von einem Monat und einem Quartal betrachtet. Die Optionsprämie c^{opt} berechnet sich im Modell der EEX analog zu Gleichung (9). Hier ist F der aktuelle Future-Preis, σ die erwartete jährliche Volatilität des Future-Preises, r der risikolose Zins, T die Laufzeit der Option und $N(d)$ die kumulative standardisierte Normalverteilung an der Stelle d (European Energy Exchange AG 2023d).

$$c^{opt} = e^{-rT} \cdot [F \cdot N(d_1) - X \cdot N(d_2)] \quad (9)$$

$$d_1 = \frac{\ln(F/X) + (\sigma^2 \cdot T)/2}{\sigma \cdot \sqrt{T}} \quad (10)$$

$$d_2 = d_1 - \sigma \cdot \sqrt{T} \quad (11)$$

3.1.3 Modellierung industrieller Energieflexibilität

Der Einsatz von Energieflexibilität lässt sich anhand verschiedener Parameter charakterisieren. Die Implementierung der Energieflexibilität in diesem Beitrag unterliegt den Annahmen, dass ein definierter, jährlicher Strombedarf d^{El} gedeckt werden muss und dass die Normallast p^{norm} des Referenzbetriebs, d. h. die Last ohne den zusätzlichen Einsatz von Energieflexibilität, über den gesamten Zeitraum konstant ist. Die Last $p_{t,p}$ kann in jeder Periode im Intervall $[p_p^{min}, p_p^{max}]$ variiert werden, wobei p_p^{min} und p_p^{max} die minimal bzw. maximal zulässige Last durch den Einsatz von Energieflexibilität pro Periode angeben. Es handelt sich um Lastverschiebungen, die eine „Erhöhung oder Reduktion der Leistungsaufnahme zum Referenzbetrieb“ (Verein Deutscher Ingenieure e. V. 2019) darstellen und die innerhalb eines definierten Zeitraums bei jedem Energieflexibilitätseinsatz ausgeglichen werden müssen, sodass im Mittel die Normallast p^{norm} erreicht wird (Sauer et al. 2019). Dieser Zeitraum wird durch den Parameter d_p^{tot} vorgegeben, der als die Gesamtabrufdauer eines Energieflexibilitätseinsatzes, d. h. als „Zeitintervall vom voll entwickelten Lastwechsel bis zum Beginn der Deaktivierung der Flexibilitätsmaßnahme“ (Verein Deutscher Ingenieure e. V. 2019) definiert ist. Zudem kann Energieflexibilität maximal in b_p^{max} Perioden eingesetzt werden, da Energieflexibilitätseinsätze und die industriellen Produktionsprozesse $\mathcal{P} = \{1, \dots, \mathcal{P}_{max}\}$, in denen diese eingesetzt werden sollen, technischen, wirtschaftlichen und praktischen Restriktionen unterliegen (Sauer et al. 2019).

3.2 Optimierungsmodell zur Stromkostenminimierung unter Risiko

Aufgrund der hohen Modellkomplexität wird die Optimierung in vier aufeinanderfolgende Optimierungsschritte untergliedert. Aus den sequenziellen Optimierungen ergibt sich für alle industriellen Produktionsprozesse ein für die jeweilige Strompreissimulation kostenoptimierter Lastgang und ein kostenoptimiertes Strombeschaffungsportfolio. Die Optimierungen erfolgen in Stundenintervallen für einen festgelegten Zeitraum. Daraus ergibt sich die Menge aller Zeitpunkte $\mathcal{T} = \{0, 1, \dots, \mathcal{T}_{max}\}$, wobei \mathcal{T}_{max} den gesamten zu betrachtenden Zeithorizont in Stunden beschreibt. Des Weiteren wird die Menge aller Simulationen $\mathcal{S} = \{1, 2, \dots, \mathcal{S}_{max}\}$ mit der Simulationsanzahl \mathcal{S}_{max} verwendet, um die Strompreisprognose zu indexieren. Die Menge der industriellen Produktionsprozesse wird durch $\mathcal{P} = \{1, 2, \dots, \mathcal{P}_{max}\}$ modelliert. In den beiden ersten Optimierungsschritten werden zudem die Erwartungswerte der Strompreisprognose je Periode $\mu(EP_{t,s})$ verwendet. Die Future-Preise, Optionsprämien, Strike-Preise und Laufzeiten der Derivate, die bereits bei der Bewertung der Stromderivate berechnet wurden, werden im Folgenden als Inputparameter für die Optimierung weiterverwendet.

3.2.1 Erstmalige Lastgangoptimierung unter Nutzung von Energieflexibilität

Im ersten Optimierungsschritt wird für jeden industriellen Produktionsprozess der optimierte Lastgang für die Erwartungswerte der Strompreisprognose ermittelt.

Dabei wird die Minimierung der kumulierten Stromkosten über alle Perioden für einen industriellen Produktionsprozess $c_{t,p}$ verfolgt (vgl. Gleichung (12)). Die Stromkosten werden anhand der zu beschaffenden Strommengen durch die aufkommende Last $p_{t,p}$ und den Erwartungswert der Strompreise am Day-Ahead Markt $\mu(EP_{t,s}^{DA})$ bestimmt (vgl. Gleichung (13)).

$$\text{minimiere } \sum_{t \in \mathcal{T}} c_{t,p} \quad \forall p \in \mathcal{P} \quad (12)$$

$$c_{t,p} = p_{t,p} \cdot \mu(EP_{t,s}^{DA}) \quad \forall t \in \mathcal{T}, \quad p \in \mathcal{P} \quad (13)$$

Das Modell unterliegt dabei mehreren Restriktionen. So muss der jährliche Strombedarf d^{El} gedeckt werden, um die Stromversorgung für die Erreichung des Produktionsplanes des jeweiligen industriellen Produktionsprozesses sicherzustellen (vgl. Gleichung (14)). Um technische Anlagenrestriktionen wie die maximale Nennleistung zu berücksichtigen, muss die

flexible Last $p_{t,p}$ zwischen den Grenzen p_p^{min} und p_p^{max} eingestellt werden (vgl. Gleichung (15) und (16)).

$$\sum_{t \in T} p_{t,p} = d^{El} \quad \forall p \in \mathcal{P} \quad (14)$$

$$p_{t,p} \leq p_p^{max} \quad \forall t \in T, \quad p \in \mathcal{P} \quad (15)$$

$$p_{t,p} \geq p_p^{min} \quad \forall t \in T, \quad p \in \mathcal{P} \quad (16)$$

Für die Implementierung der Gleichung (18) wird die binäre Entscheidungsvariable $y_{t,p}^{flex} \in \{0,1\}$ eingeführt, die den Wert 1 annimmt, sobald eine Lasterhöhung oder Lastreduktion stattfindet und andernfalls 0 ist. Dieses Verhalten wird modelliert durch Gleichung (17). Dafür wird der Hilfsparameter $BigM$ eingeführt, der einen hinreichend großen Wert annehmen muss. Da $p_{t,p}$ im Intervall $[p_p^{min}, p_p^{max}]$ liegen muss, reicht es aus $BigM$ mit einem Wert von mindestens $\max\{p_p^{min}; p_p^{max}\}$ zu definieren.

$$BigM \cdot y_{t,p}^{flex} \geq |p_{t,p} - p^{norm}| \quad \forall t \in T, \quad p \in \mathcal{P} \quad (17)$$

Um sicherzustellen, dass die maximale Einsatzanzahl von Energieflexibilität nicht überschritten wird, kann die Summe über die binäre Entscheidungsvariable $y_{t,p}^{flex}$ maximal b_p^{max} betragen (vgl. Gleichung (18)).

$$\sum_{t \in T} y_{t,p}^{flex} \leq b_p^{max} \quad \forall p \in \mathcal{P} \quad (18)$$

Die Energieflexibilitätseinsätze müssen sich immer innerhalb der Gesamtabrufdauer d_p^{tot} ausgleichen (vgl. Gleichung (20)). Hierfür wird der Parameter n_p^{max} verwendet (vgl. Gleichung (19)). Dieser unterteilt den gesamten Zeitraum in entsprechende Zeitabschnitte, in denen die Last $p_{t,p}$ im Durchschnitt der Normallast p^{norm} entsprechen muss.

$$n_p^{max} = \left\lfloor \frac{\mathcal{T}_{max}}{d_p^{tot}} - 1 \right\rfloor \quad (19)$$

$$\sum_{f=1}^{d_{totp}} (p_{d_p^{tot} \cdot n + f, p}) = p^{norm} \cdot d_p^{tot} \quad \forall n \in \{0, \dots, n_p^{max}\}, \forall p \in \mathcal{P} \quad (20)$$

Zudem wird festgelegt, dass in der Initialisierungsperiode und in den letzten Perioden keine Energieflexibilität eingesetzt werden darf. Damit wird sichergestellt, dass jeder Flexibilitätseinsatz innerhalb der Gesamtabrufdauer abgeschlossen werden kann (vgl. Gleichung (21) und (22)).

$$y_{1,p}^{flex} = 0 \quad \forall p \in \mathcal{P} \quad (21)$$

$$y_{t,p}^{flex} = 0 \quad \forall t \in \{(\mathcal{T}_{max} - d_p^{tot} + 1), \dots, \mathcal{T}_{max}\}, \forall p \in \mathcal{P} \quad (22)$$

Das Ergebnis dieses ersten Optimierungsschritts ist für jeden industriellen Produktionsprozess ein kostenoptimierter Lastgang für die Erwartungswerte des prognostizierten Strompreisverlaufs, der in den folgenden Optimierungsmodellen weiterverwendet wird.

3.2.2 Optimierung des Strombeschaffungsportfolios

In einem zweiten Optimierungsschritt wird die langfristige Absicherungsstrategie durch den optimierten Einsatz von Stromderivaten und den initial optimierten Lastgang durch Nutzung von Energieflexibilität generiert. Da zum Zeitpunkt der Erstellung der langfristigen Absicherungsstrategie noch keine Entscheidung hinsichtlich der Ausübung der Optionen getroffen werden muss, wird in diesem Modell nur die Kaufentscheidung berücksichtigt.

Zum Zeitpunkt der Kaufentscheidung ist der realisierte Strompreisverlauf noch unklar, weshalb in diesem Optimierungsmodell wiederum von den Erwartungswerten der Strompreisprognose ausgegangen wird. Es werden in dem Modell alle bewerteten Futures und Optionen und die Möglichkeit des Strombezugs zu Kosten entsprechend dem Day-Ahead-Markt zur Verfügung gestellt und daraus mit dem Ziel der Stromkostenminimierung eine zeit- und mengenbezogene Absicherungsstrategie entwickelt. Die Absicherungsstrategie setzt sich zusammen aus der Strommenge durch Bezug am Day-Ahead-Markt $x_{t,p}^{DA}$, durch Futures der jeweiligen Laufzeit von einem Tag, einer Woche, einem Monat und einem Quartal $x_{t,p}^{f,d}$, $x_{t,p}^{f,w}$, $x_{t,p}^{f,m}$ und $x_{t,p}^{f,q}$ und durch Optionen verschiedener Varianten v mit Laufzeiten von einem Monat oder einem Quartal $x_{t,v,p}^{opt,m}$ und $x_{t,v,p}^{opt,q}$. Betrachtet werden die erwarteten Kosten für den Strombezug am Day-Ahead-Markt $c_{s,p}^{DA}$ über Gleichung (23), die Kosten für die zu beziehenden Futures c_p^f (vgl. Gleichung (24)) sowie die Kosten für die erworbenen Optionen c_p^{opt} mit der Annahme, dass diese auch zum Ausübungszeitpunkt genutzt werden sollen (vgl. Gleichung (25)).

$$c_{s,p}^{DA} = \sum_{t \in T} (x_{t,p}^{DA} \cdot \mu(EP_{ts})_t) \quad \forall s \in S, \forall p \in \mathcal{P} \quad (23)$$

$$c_p^f = \sum_{t \in T} (x_{t,p}^{f,d} \cdot EP_{t,p}^{f,d} + x_{t,p}^{f,w} \cdot EP_{t,p}^{f,w} + x_{t,p}^{f,m} \cdot EP_{t,p}^{f,m} + x_{t,p}^{f,q} \cdot EP_{t,p}^{f,q}) \quad \forall p \in \mathcal{P} \quad (24)$$

$$c_p^{opt} = \sum_{t \in T} \sum_{v \in V} \left(x_{t,v,p}^{opt,m} \cdot \left(\frac{EP_{t,v}^{pr,m}}{h^m} + EP_{t,v}^{st,m} \right) + x_{t,v,p}^{opt,q} \cdot \left(\frac{EP_{t,v}^{pr,q}}{h^q} \right) \right) \quad \forall p \in \mathcal{P} \quad (25)$$

Hierbei gilt zu beachten, dass sich die Kosten für eine abgeschlossene und ausgeübte Option aus der einmaligen Optionsprämie, die zum Kaufzeitpunkt gezahlt wird, sowie dem Strike-Preis, der über die gesamte Laufzeit der Option in jeder Periode für den Strombezug gezahlt wird, zusammensetzen. Die Gesamtkosten werden entsprechend Gleichung (26) für jeden industriellen Produktionsprozess minimiert.

$$\text{minimize} \left(\sum_{s \in S} c_{s,p}^{DA} + c_p^f + c_p^{opt} \right) \quad \forall p \in \mathcal{P} \quad (26)$$

Zunächst werden die Annahmen getroffen, dass ein Unternehmen ein bestimmtes Budget für den Strombezug am Day-Ahead-Markt b^{DA} besitzt, welches nur in Ausnahmefällen überschritten werden darf. Dies wird durch Ergänzung der binären Entscheidungsvariable $b_{s,p}^{DA,+}$ erreicht, die genau dann auf den Wert 1 gesetzt, wenn das Budget in der Preissimulation s und industriellen Produktionsprozess p überschritten wird oder andernfalls auf den Wert 0 festgelegt wird (vgl. Gleichung (27)). Abhängig von der Risikoaversion α des Unternehmens tritt der Fall einer Budgetüberschreitung nur in einem beschränkten Umfang ein (vgl. Gleichung (28)).

$$c_{s,p}^{DA} \leq b^{DA} \cdot (1 + \text{BigM} \cdot b_{s,p}^{DA,+}) \quad \forall s \in S, \quad \forall p \in \mathcal{P} \quad (27)$$

$$\sum_{s \in S} b_{s,p}^{DA,+} \leq \alpha \cdot S_{max} \quad \forall p \in \mathcal{P} \quad (28)$$

Darüber hinaus wird sichergestellt, dass über die Strombeschaffung in jeder Periode und in jedem industriellen Produktionsprozess die Last $p_{t,p}$ gedeckt wird (vgl. Gleichung (29)), wobei sich jeweils $x_{t,p}^f$ und $x_{t,p}^{opt}$ aus der Summe aller Strommengen durch Futures bzw. Optionen je Periode und industriellen Produktionsprozess mit unterschiedlichen Laufzeiten und Optionsvarianten ergeben.

$$x_{t,p}^{DA} + x_{t,p}^f + x_{t,p}^{opt} = p_{t,p} \quad \forall t \in T, \forall p \in \mathcal{P} \quad (29)$$

Es müssen zudem die Laufzeiten der Stromderivate berücksichtigt werden. Sofern ein Derivat gekauft wird, ist die Strommenge, die über dieses Derivat bezogen wird, über die Laufzeit hinweg konstant, wobei angenommen wird, dass ein bestimmtes Derivat erst erneut bezogen werden kann, sobald der letzte Bezug komplett abgeschlossen ist. Exemplarisch gilt somit für Futures mit der Laufzeit von einem Tag die Restriktion gemäß Gleichung (30). Hingegen entspricht $n = 0$ Gleichung (31). Der Parameter $n^{max,d}$ unterteilt dabei den gesamten Zeitraum in kürzere Zeitabschnitte, die jeweils $h^d = 24 h$ lang sind (vgl. Gleichung (32)). Die Laufzeitbedingungen für die übrigen Stromderivate wurden analog modelliert.

$$x_{n \cdot h^d + 1, p}^{f,d} = x_{n \cdot h^d + t, p}^{f,d} \quad \forall n \in \{0, \dots, n^{max,d}\}, \forall t \in \{2, \dots, h^d\}, \forall p \in \mathcal{P} \quad (30)$$

$$x_{1, p}^{f,d} = x_{2, p}^{f,d} = x_{3, p}^{f,d} = \dots = x_{24, p}^{f,d} \quad \forall p \in \mathcal{P} \quad (31)$$

$$n^{max,d} = \left\lfloor \frac{T_{max}}{h^d} - 1 \right\rfloor \quad (32)$$

Das Ergebnis des zweiten Optimierungsschritts ist für jeden industriellen Produktionsprozess eine zeitpunkt- und mengenbezogene, langfristige Absicherungsstrategie unter Nutzung industrieller Energieflexibilität und Einsatz von börsengehandelten Stromderivaten.

Das Ergebnis der langfristigen Absicherungsstrategie wird im Folgenden als Kaufentscheidung für die Optionen interpretiert. Auf Basis der erworbenen Optionen wird diese Optimierung für jede Strompreissimulation durchgeführt. Auch in diesem Modell erfolgt die Optimierung anhand der definierten industriellen Produktionsprozesse. Es wird angenommen, dass zum Zeitpunkt dieses Optimierungsschritts die Entscheidung über die auszuübende Art und Menge der Derivate anhand der spezifischen Strompreissimulation getroffen wird. Somit wird in diesem Schritt der Optimierung erneut ein kostenminimales Strombeschaffungsportfolio ermittelt (vgl. Gleichung (33)). Hierbei werden analog zu den Gleichungen (23) und (24) die Kosten für Strombezug am Day-Ahead-Markt $c_{s,p}^{DA}$ und für Strom-Futures $c_{s,p}^f$ berechnet, während sich die Kosten für Optionen $c_{s,p}^{opt}$ aus den Kosten für erworbene und ausgeübte Optionen $c_{s,p}^{opt,+}$ sowie Kosten für erworbene und nicht ausgeübte Optionen $c_{s,p}^{opt,-}$ zusammensetzen (vgl. Gleichung (34), (35) und (36)). Die Inputparameter $x_{t,v,p}^{opt,m}$ und $x_{t,v,p}^{opt,q}$ beschreiben dabei die Strommengen, die durch den Erwerb der jeweiligen Optionen zu dem definierten Strike-Preis gesichert wurden, während die Entscheidungsvariablen $x_{t,s,v,p}^{opt,bez,m}$ und $x_{t,s,v,p}^{opt,bez,q}$ die gesicherten Strommengen der jeweiligen Option beschreiben, die ebenfalls ausgeübt werden können.

$$\text{minimize } (c_{s,p}^{DA} + c_{s,p}^f + c_{s,p}^{opt}) \quad \forall s \in S, \forall p \in \mathcal{P} \quad (33)$$

$$c_{s,p}^{opt} = c_{s,p}^{opt,+} + c_{s,p}^{opt,-} \quad \forall s \in S, \forall p \in \mathcal{P} \quad (34)$$

$$c_{s,p}^{opt,+} = \sum_{t \in T} \sum_{v \in V} (x_{t,s,v,p}^{opt,bez,m} \cdot EP_{t,v,p}^{st,m} + x_{t,s,v,p}^{opt,bez,q} \cdot EP_{t,v,p}^{st,q}) \quad \forall s \in S, \forall p \in \mathcal{P} \quad (35)$$

$$c_{s,p}^{opt,-} = \sum_{t \in T} \sum_{v \in V} \left(x_{t,v,p}^{opt,m} \cdot \frac{EP_{t,v}^{pr,m}}{h^m} + x_{t,v,p}^{opt,q} \cdot \frac{EP_{t,v}^{pr,q}}{h^q} \right) \quad \forall p \in \mathcal{P} \quad (36)$$

Analog zu (29) aus dem vorherigen Optimierungsmodell muss auch in dieser Optimierung die Deckung der Stromnachfrage in jeder Periode sichergestellt werden. Ebenso gelten dieselben Laufzeitbedingungen (30) bis (32).

Zudem wird die Ausübungsentscheidung aller Optionen analog zu Optionen mit Laufzeit eines Monats entsprechend Gleichungen (37) und (38) modelliert. Falls der Strike-Preis des jeweiligen Derivats maximal dem Mittelwert der jeweiligen Strompreissimulation über die Laufzeit entspricht, wird die gesicherte Strommenge auch ausgeübt. Andernfalls verfällt die Option und die bezogene Strommenge des jeweiligen Derivats beträgt null. Es kann jeweils maximal so viel Strom bezogen werden, wie in der vorherigen Optimierung für die Periode und die jeweilige Option erworben wurde (vgl. Gleichung (39)).

$$\left(EP_{n \cdot h^m, v, p}^{st,m} \leq \sum_{h=n}^{n+h^m} \frac{EP_{h,s}^{DA}}{h^m} \right) \quad (37)$$

$$\Rightarrow (x_{n \cdot h^m, s, v, p}^{opt,bez,m} = x_{n \cdot h^m, v, p}^{opt,m}) \quad \forall n \in \{1, \dots, n^{max,m}\}, \forall s \in S, \forall v \in V, \forall p \in \mathcal{P}$$

$$\left(EP_{n \cdot h^m, v, p}^{st,m} \geq \sum_{h=n}^{n+h^m} \frac{EP_{h,s}^{DA}}{h^m} + 1 \right) \quad (38)$$

$$\Rightarrow (x_{n \cdot h^m, s, v, p}^{opt,bez,m} = 0) \quad \forall n \in \{1, \dots, n^{max,m}\}, \forall s \in S, \forall v \in V, \forall p \in \mathcal{P}$$

$$x_{t,s,v,p}^{opt,bez,m} \leq x_{t,v,p}^{opt,m} \quad \forall t \in T, \forall s \in S, \forall v \in V, \forall p \in \mathcal{P} \quad (39)$$

Für jeden industriellen Produktionsprozess wird das Optimierungsmodell für alle Strompreissimulationen gelöst und die Ergebnisse werden im letzten Optimierungsschritt weiterverwendet.

3.2.3 Abschließende Lastgangoptimierung unter Nutzung von Energieflexibilität

Im dritten und letzten Optimierungsschritt erfolgt eine abschließende Lastgangoptimierung unter Nutzung von Energieflexibilität. Somit werden in Ergänzung zur langfristigen

Flexibilitätsplanung (siehe Kapitel 3.2.1) die Möglichkeiten abgebildet, kurzfristig auf Preissignale zu reagieren und von dem initial optimierten Lastgang abzuweichen. Dabei wird davon ausgegangen, dass diese Abweichungen durch den Bezug am Day-Ahead-Markt ausgeglichen werden können. Analog zur initialen Lastgangoptimierung wird die Nutzung von Energieflexibilität auf Basis der initialen Lastgänge und ermittelten Absicherungsstrategien optimiert. Die Optimierung erfolgt wie bei der initialen Lastgangoptimierung je industriellem Produktionsprozess, aber diesmal nicht anhand der Erwartungswerte der Strompreisprognose, sondern separat für jede Strompreissimulation. In der Optimierung wird erneut die Minimierung der Gesamtstromkosten $c_{t,s,p}$ verfolgt (vgl. Gleichung (40)). Die Gesamtkosten ergeben sich aus der Last $p_{t,p}$ und der Abweichung vom initial optimierten Lastgang $\Delta_{t,s,p}$ sowie dem Wert der Strompreisprognose für den Day-Ahead Markt (vgl. Gleichung (41)).

$$\text{minimize } \sum_{t \in T} c_{t,s,p} \quad \forall s \in S, \forall p \in \mathcal{P} \quad (40)$$

$$c_{t,s,p} = (p_{t,p} + \Delta_{t,s,p}) \cdot EP_{t,s}^{DA} \quad \forall t \in T, \forall s \in S, \forall p \in \mathcal{P} \quad (41)$$

Analog zur initialen Lastgangoptimierung darf die resultierende Last nur zwischen b_p^{min} und b_p^{max} variieren (vgl. Gleichung (15) und (16)) und die Lasterhöhungen und -reduktionen müssen sich innerhalb der definierten Gesamtabrufdauer ausgleichen (vgl. Gleichung (20)). Zudem wird die binäre Entscheidungsvariable $y_{t,s,p}^{flex,\Delta} \in \{0,1\}$ eingeführt, die den Wert 1 annimmt, sobald $\Delta_{t,s,p}$ größer 0 ist, d. h. sobald eine Abweichung vom initial optimierten Lastgang vorliegt (vgl. Gleichung (42)).

$$BigM \cdot y_{t,s,p}^{flex,\Delta} \geq |\Delta_{t,s,p}| \quad \forall t \in T, \forall s \in S, \forall p \in \mathcal{P} \quad (42)$$

Analog zur initialen Lastgangoptimierung wird angenommen, dass in der Initialisierungsperiode und in den letzten Perioden keine Energieflexibilität eingesetzt werden darf (vgl. Gleichung (21) und (22)). Um den zusätzlichen Flexibilitätseinsatz in der finalen Lastgangoptimierung zu limitieren, wird der Parameter $x_p^{fin} \in [0,1]$ eingeführt, der die maximale Einsatzanzahl b_p^{max} auf einen Bruchteil reduziert. Damit soll abgebildet werden, dass kurzfristig ein geringeres Flexibilitätspotential planbar ist als langfristig zum Zeitpunkt der erstmaligen Lastgangoptimierung.

$$\sum_{t \in T} y_{t,s,p}^{flex} \leq b_p^{max} \cdot x_p^{fin} \quad \forall s \in S, \forall p \in \mathcal{P} \quad (43)$$

Hinzu kommt eine Nebenbedingung, die sicherstellt, dass die verschobene Last in der finalen Lastgangoptimierung null ist, da der jährliche Strombedarf genau erfüllt werden muss:

$$\sum_{t \in T} \Delta_{tsp} = 0 \quad \forall s \in S, \forall p \in \mathcal{P} \quad (44)$$

Das Ergebnis ist ein finaler kostenoptimaler Lastgang für jeden industriellen Produktionsprozess und für jede Strompreissimulation.

4 Fallstudie: Anwendung der integrierten Risikosteuerung in Industrieunternehmen in Deutschland

Im Folgenden werden die in Kapitel 3 umfangreich dargelegten Strategien zur Risikosteuerung in Industrieunternehmen mit Hilfe einer simulationsbasierten Modellierung in einer Fallstudie evaluiert. Dabei werden zunächst die zugrundeliegenden Daten und die zur Aufbereitung verwendeten Schritte bei der Strompreisprognose vorgestellt. Die aufbereiteten Daten werden anschließend in einem für den Anwendungsfall spezifizierten SARIMA- und GARCH-Modell für die stochastische Strompreisprognose verarbeitet und nachfolgend werden die in dieser Arbeit angewandten Stromderivate näher erläutert. Es wird ein Zeitraum von einem Jahr mit $\mathcal{T} = \{0, 1, \dots, \mathcal{T}_{max}\}$ und $\mathcal{T}_{max} = 8760$ und die Menge aller Simulationen $\mathcal{S} = \{1, \dots, \mathcal{S}_{max}\}$ mit $\mathcal{S}_{max} = 500$ betrachtet. Darüber hinaus werden verschiedene industrielle Produktionsprozesse eines Unternehmens mit unterschiedlichen Flexibilitätspotenzialen definiert. Durch die Modellierung von drei industriellen Produktionsprozessen, die durch $\mathcal{P} = \{1,2,3\}$ abgebildet werden, wird ein breites Spektrum industrieller Anwendungen und der jeweilige individuelle Beitrag zur risikoadjustierten Strombeschaffung repräsentiert.

4.1 Daten und Parameter für die stochastische Strompreisprognose

Die Grundlage für die stochastische Strompreisprognose bilden die stündlichen Day-Ahead-Preise der EPEX Spot in Deutschland im Zeitraum vom 01.01.2020 – 31.12.2021 (ENTSO-E 2023). Die stündlichen Day-Ahead-Preise für das Jahr 2022 wurden aufgrund der extremen Preisanstiege im betreffenden Zeitraum bewusst nicht für die Bestimmung der Modellparameter der stochastischen Strompreisprognose herangezogen. Die Preiszeitreihen werden aus verarbeitungsbedingten Gründen um die Zeitumstellung in Deutschland bereinigt. Doppelte Datensätze infolge der Umstellung auf die mitteleuropäische Zeit werden aus dem

Datensatz entfernt und fehlende Datensätze infolge der Umstellung auf Sommerzeit durch lineare Interpolation der Werte aus der vorherigen und der nachfolgenden Periode approximiert.

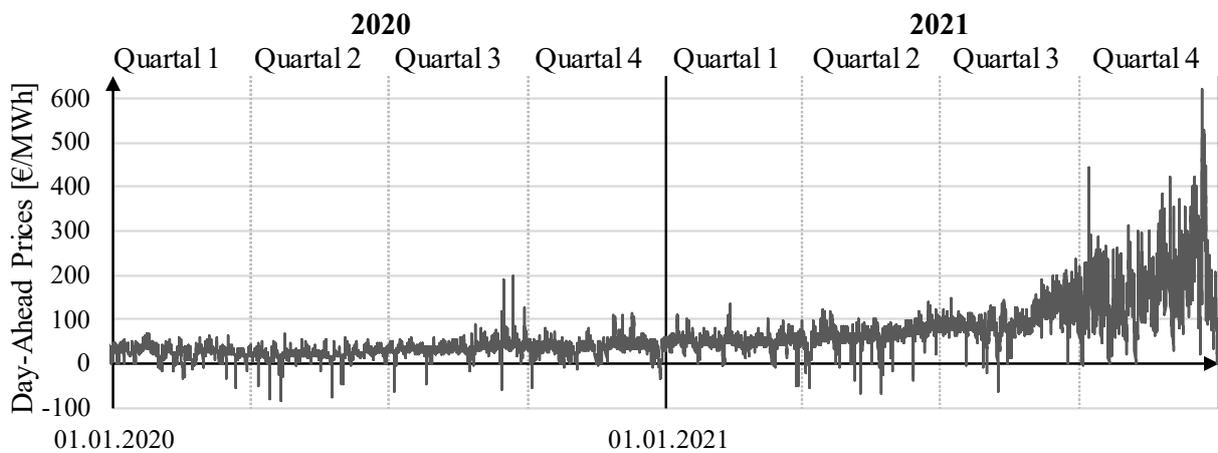


Abb. 4: Darstellung der stündlichen Day-Ahead-Preise der EPEX SPOT für die Gebotszone DE-LU für die Strombeschaffung in Deutschland zwischen 2020 und 2021.

Quelle: Eigene Darstellung, Daten von (ENTSO-E 2023)

Tab. 1: Statistische Kennzahlen zu den stündlichen Day-Ahead-Preisen der EPEX SPOT für die Gebotszone DE-LU für die Strombeschaffung in Deutschland zwischen 2020 und 2021.

Daten von (ENTSO-E 2023)

Statistische Kennzahlen [€/MWh]	2020	2021
Durchschnittlicher Day-Ahead-Preis	30,46	96,85
Standardabweichung Day-Ahead Preis	17,48	73,68
Minimaler Day-Ahead Preis	-83,94	-69,00
Maximaler Day-Ahead Preis	200,04	620,00

Abb. 4 zeigt den Preisverlauf der stündlichen Day-Ahead-Preise der EPEX SPOT für die Gebotszone DE-LU für die Strombeschaffung in Deutschland zwischen 2020 und 2021. Die graphische Darstellung des Preisverlaufs und die berechneten statistischen Kennzahlen (siehe Tab. 1) der Zeitreihen weisen auf einen steigenden Trend und eine Zunahme der Preisschwankungen hin.

Anschließend werden die Daten für die Anwendung der stochastischen Prognosemodelle auf Stationarität untersucht (IBM 2021b), wobei von Stationarität gesprochen wird, wenn Mittelwert und Varianz über die Zeitreihe hinweg konstant sind (Neusser 2011). Dafür sind die Methoden der einfachen und saisonalen Differenzbildung zur Transformation der Zeitreihe gängige Mittel (IBM 2021b). Bei der einfachen Differenzbildung werden jeweils die Differenzen zwischen den einzelnen Werten und dem vorherigen Wert gebildet, während bei der saisonalen Differenzbildung die Differenzen zwischen den einzelnen Werten und den

vorherigen saisonalen Werten berechnet werden“ (IBM 2021b). Die Anzahl angewandter, nicht-saisonalen bzw. saisonaler Differenzierungen zur Transformation der Daten wird durch d^S bzw. D^S angegeben (Milenković et al. 2017). Hierfür wurden die Autokorrelationen und partiellen Autokorrelationen ermittelt. Dabei wird die Korrelation einer Zeitreihe mit sich selbst zu einem früheren Zeitpunkt bestimmt. Es wurde eine schrittweise Abnahme der Autokorrelation festgestellt, was auf eine starke Korrelation zwischen dem jeweiligen betrachteten Zeitreihenwert und dem vorangegangenen Zeitreihenwert hindeutet (IBM 2021b). Daher wird zur Ebenenstabilisierung die einfache Differenzbildung, also der Wert der Folgeperiode abzüglich der aktuellen Periode, auf die Zeitreihe angewandt. Die Autokorrelationsfaktoren der transformierten Zeitreihe zeigen ein sich wiederholendes Muster mit Vielfachen der Periode 24, was auf eine tägliche Saisonalität in der Zeitreihe schließen lässt, weshalb zusätzlich eine saisonale Differenzbildung durchgeführt wurde, also der Wert des Folgetags abzüglich des aktuellen Tags. Da die Nullhypothese des Augmented-Dickey-Fuller-Test der transformierten Daten abgelehnt werden kann, zeigen sie eine ausreichende Stationarität und daher können diese für die weitere Implementierung verwendet werden (Schulze 2004).

4.2 Spezifikation der stochastischen Strompreisprognose

Auf Basis der durchgeführten Differenzbildungen können die Modellparameter s , d^S und D^S des SARIMA-Modells zur stochastischen Strompreisprognose festgelegt werden. Die Periodenlänge s , die bereits bei der Datenanalyse identifiziert werden konnte (siehe Kapitel 4.1), entspricht $s = 24 h$. Die Differenzbildungen wurden jeweils einmal durchgeführt, somit können die Modellparameter des SARIMA-Modells auf $d^S = D^S = 1$ gesetzt werden. Die übrigen Modellparameter werden über eine Rastersuche identifiziert. Bei der Rastersuche werden durch systematisches Variieren der Modellparameter p^S , q^S , P^S und Q^S verschiedene SARIMA-Modelle aufgestellt und die Parameter gewählt, die den niedrigsten AIC erzielen. Daraus ergeben sich die Parameter $SARIMA(4,1,3)(0,1,1)_{24}$ für die stochastische Preisprognose, wobei alle p-Werte signifikante Ergebnisse mit $P > |z| \ll 0,05$ liefern.

Zur Überprüfung weiterer Muster, wie saisonale Wiederholungen oder Regelmäßigkeiten, die in dem SARIMA-Modell bisher nicht erkannt wurden und auf die Notwendigkeit weiterer AR- oder MA- Komponenten hindeuten, werden die Autokorrelationsfunktion und die partielle Autokorrelationsfunktion der Residuen analysiert (OTexts 2018). Da keine signifikanten Maxima oder Minima vorhanden sind, werden die festgelegten Modellparameter

weiterverwendet. Anhand des Modells wurden die zukünftigen, stündlichen Strompreise in einem Zeitraum von einem Jahr mit $\mathcal{S}_{max} = 500$ simuliert und die Residuen ε_t berechnet.

$$P_t = -0,6160 \cdot P_{t-1} + 1,0381 \cdot P_{t-2} + 0,6506 \cdot P_{t-3} - 0,2083 \cdot P_{t-4} + 0,8115 \cdot \varepsilon_{t-1} - 0,9147 \cdot \varepsilon_{t-2} - 0,8966 \cdot \varepsilon_{t-3} - 0,8950 \cdot \varepsilon_{t-24} + \varepsilon_t \quad (45)$$

Die Residuen ε_t des angepassten SARIMA-Modells bilden die Datengrundlage für die Erstellung eines GARCH-Modells. Da das $GARCH(1,1)$ -Modell das meistgenutzte Volatilitätsmodell für Spotpreise am Strommarkt ist (Serati et al. 2008), wird dieses zur Prognose der Preisvolatilitäten unter Berücksichtigung von Volatilitätsclustern genutzt. Somit entfällt in Zuge dieser Einschätzung auch eine Rastersuche nach den Modellparametern p^G und q^G . Eine selbst implementierte Funktion legt die optimalen Koeffizienten des Modells durch Anwendung der Maximum-Likelihood-Methode fest. Dabei werden die Koeffizienten so geschätzt, dass mit maximaler Wahrscheinlichkeit die Wahrscheinlichkeitsverteilung der tatsächlichen Messwerte eintritt (Ranneby 1984). Infolge dieser Optimierung ergeben sich die bedingten Varianzen jeder Periode, wie in Gleichung (46) dargestellt wird.

$$\sigma_t^2 = 0,3438 + 0,1125 \cdot \varepsilon_{t-1}^2 + 0,8875 \cdot \sigma_{t-1}^2 + \varepsilon_t \quad (46)$$

Anhand der Varianzen werden mehrere Simulationen für den bekannten Prognosezeitraum durchgeführt. Die zukünftigen Varianzen werden im Anschluss abhängig von ganzen Zufallszahlen im Intervall $[-1,1]$ mit den prognostizierten, bedingten Erwartungswerten addiert bzw. subtrahiert, wobei die Standardabweichungen und nicht die Varianzen verwendet werden. Durch dieses Vorgehen wird das Risiko eines systematischen Fehlers reduziert. Das Ergebnis des ersten Implementierungsschritts ist eine Prognose der stündlichen Day-Ahead-Preise der EPEX-Spot für den Zeithorizont von einem Jahr mit 500 Simulationen.

4.3 Spezifikation zur Bewertung der Stromderivate und der Energieflexibilitäten

Entsprechend der vorgestellten Bewertungsmodelle für Futures und Optionen werden diese anhand der Strompreisprognose bewertet. Für die Bewertung von Futures werden die Spot-Preise durch die Bildung des Mittelwerts der Strompreisprognose über die Laufzeiten des Futures und über alle Simulationen gebildet. Mit diesem Ansatz werden Tages-, Wochen-, Monats- und Quartalskontrakte bewertet, wobei vereinfachend angenommen wird, dass die Laufzeiten von Tageskontrakten um 00:00 Uhr und die Laufzeit des ersten Wochenkontrakts

am ersten Montag des Prognosejahres um 00:00 Uhr beginnt. In der Praxis sind auch weitere Laufzeiten gängig. Außerdem werden die Monatskontrakte und Quartalskontrakte anhand der durchschnittlichen Monatslänge von 730 Stunden bewertet. Unter Verwendung der bereits berechneten Future-Preise werden Call-Optionen auf Futures mit Laufzeiten von einem Monat und einem Quartal mit je $V_{max} = 5$ verschiedenen Strike-Preisen bewertet.

Für die Spezifikation der drei industriellen Produktionsprozesse wird ein Gesamtbedarf an Strom für ein Jahr in Höhe von 96.360 MWh festgelegt, woraus sich ein durchschnittlicher Energiebedarf von 11 MWh pro Periode ergibt. Der erste betrachtete industrielle Produktionsprozess soll als nicht-flexibler Referenzprozess dienen, um eine Vergleichsgröße nicht nur zwischen verschiedenen flexiblen industriellen Produktionsprozessen zu schaffen, sondern auch zu einem nicht-flexiblen Produktionsprozess. Da der erste industrielle Produktionsprozess nicht flexibel auf Preissignale reagieren kann, wird angenommen, dass der Energiebedarf je Periode im industriellen Produktionsprozess 1 konstant 11 MWh beträgt. Ausgehend von 11 MWh kann in den industriellen Produktionsprozessen 2 und 3 die Last je Periode erhöht oder erniedrigt werden. Die Flexibilitätseinsätze in den energieflexiblen, industriellen Produktionsprozessen sind abhängig von der Gesamtabrufdauer d_{tot} und der maximalen Einsatzanzahl b_{max} . Die Gesamtabrufdauer und maximale Einsatzanzahl werden für die industriellen Produktionsprozesse 2 und 3 jeweils so gewählt, dass die verschobene Arbeit durch den Einsatz von Energieflexibilität in beiden industriellen Produktionsprozessen gleich hoch ist. Abb. 5 zeigt die Lastverschiebungen je Produktionsprozess exemplarisch.

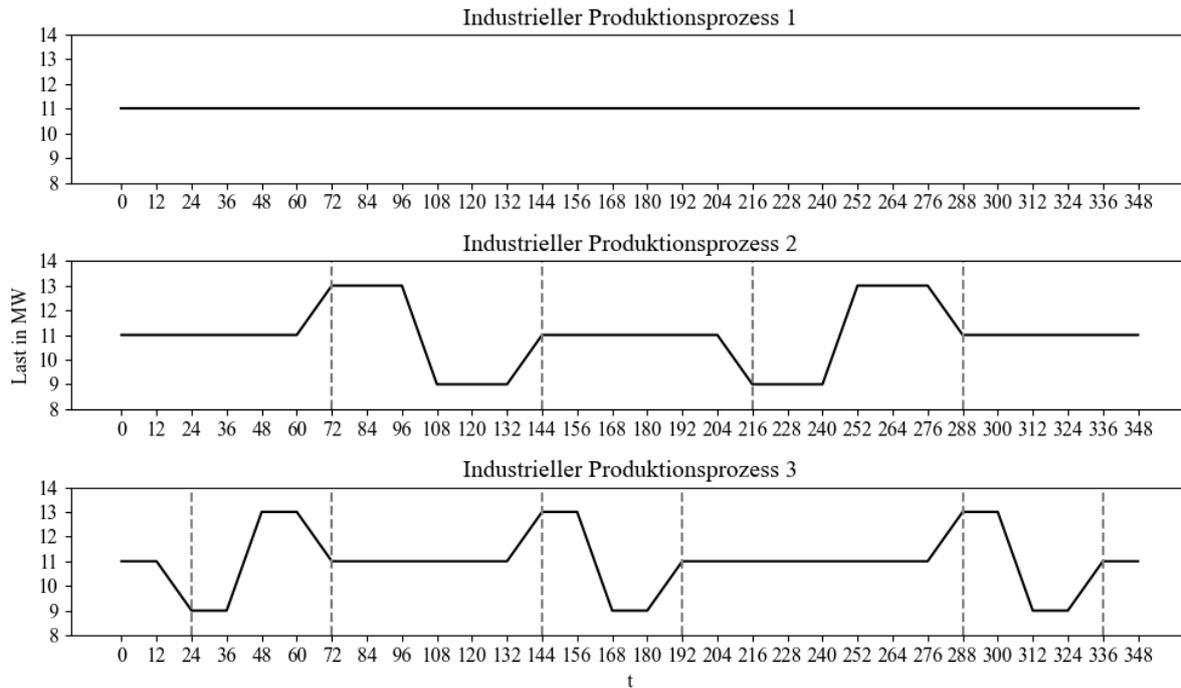


Abb. 5: Exemplarische Lastgänge in einem Zeitabschnitt.

Quelle: Eigene Darstellung

Darauf basierend ergeben sich die Parameter für die verschiedenen industriellen Produktionsprozesse gemäß Tab. 2.

Tab. 2: Verwendete Parameter für die Initialisierung der industriellen Produktionsprozesse.

Parameter	Industrieller Produktionsprozess 1	Industrieller Produktionsprozess 2	Industrieller Produktionsprozess 3
$minLast$	11	9	9
$maxLast$	11	13	13
d_{tot}	0	72	48
b_{max}	0	300	450

5 Ergebnisse

Die Implementierung der Strompreisprognose, die Bewertung der Stromderivate sowie die Flexibilitätsoptimierung erfolgen in der Programmiersprache Python 3.11.2, während die Optimierungen im Solver CPLEX Studio IDE 22.1.1 mit dem Programm IBM ILOG CPLEX Optimization Studio gelöst werden.

5.1 Ergebnisse der Lastgangoptimierung

Nachfolgend werden die Ergebnisse der Lastgangoptimierung für die drei untersuchten industriellen Produktionsprozesse dargestellt. Um die Ergebnisse der Optimierung des Lastganges unter Nutzung von Energieflexibilität zu veranschaulichen, erfolgt zunächst eine beispielhafte Darstellung eines optimierten Lastganges für einen Strompreisverlauf.

In Abb. 6 wird zum einen das Ergebnis der initialen Lastgangoptimierung dargestellt, die auf der Grundlage einer Strompreisprognose für den industriellen Produktionsprozess 3 vorgenommen wurde. Darüber hinaus wird auch der finale Lastgang dargestellt, welcher sich aus einer Anpassung der initialen Lastgangoptimierung unter Berücksichtigung der realisierten Strompreisentwicklung (beispielhafte Auswahl des Preisverlaufes einer Strompreissimulation) ergibt.

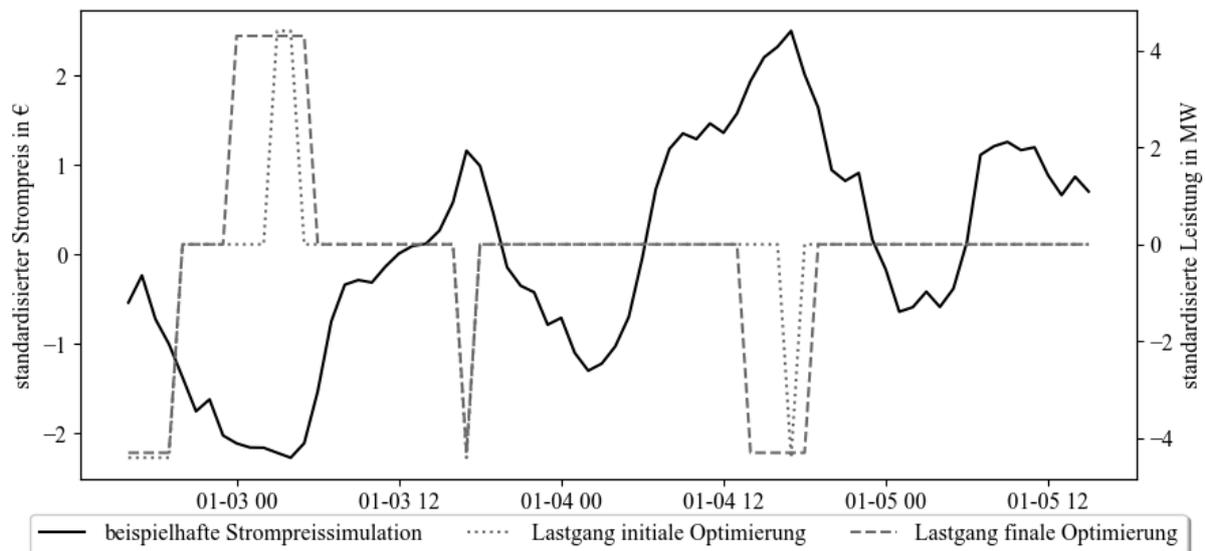


Abb. 6: Beispielhafte Ergebnisse der initialen sowie finalen Lastgangoptimierung für den industriellen Produktionsprozess 3 im Zeitraum 02.01. 16:00:00 – 05.01. 15:00:00.

Quelle: Eigene Darstellung

Basierend auf der initialen Lastgangoptimierung werden die Lastprofile konträr zur Preisentwicklung ausgerichtet. Die Last wird in Zeiten mit relativ hohen Strompreisen reduziert und in Zeiten mit relativ niedrigen Strompreisen erhöht, soweit die Rahmenbedingungen des Energieflexibilitätsabrufs dies zulassen. Somit können die Strombeschaffungskosten auf dem Day-Ahead-Markt reduziert werden. Verstärkt wird diese Wirkung durch die zweite, finale Lastgangoptimierung, durch die eine Ergänzung weiterer Flexibilitätseinsätze sowie eine Verlagerung der vorangehend geplanten Flexibilitätseinsätze ermöglicht wird. Für den dargestellten Strompreisverlauf und die Lastgänge aus Abb. 6 ergibt sich zwischen der Zeitreihe des beispielhaften Strompreisverlaufes und dem initial optimierten Lastgang im Mittel eine lineare Korrelation von -0,16, wohingegen die lineare Korrelation zwischen der Zeitreihe des beispielhaften Strompreisverlaufes und dem final optimierten Lastgang -0,18 beträgt.

Tab. 3 stellt dar, in welchem Umfang die initial und final optimierten Lastgänge der jeweiligen industriellen Produktionsprozesse eine Reaktion auf zeitvariable Strompreisschwankungen ermöglichen. Hierbei werden die Mittelwerte der linearen Korrelationskoeffizienten zwischen den jeweiligen Lastgängen den Strompreisentwicklungen für 500 Strompreissimulationen – von denen angenommen wird, dass diese den tatsächlich eingetretenen Strompreisentwicklungen entsprechen – ermittelt. Da der industrielle Produktionsprozess 1 kein Energieflexibilitätspotenzial aufweist, erfolgte in diesem Zusammenhang keine Lastgangoptimierung. Die durchschnittliche lineare Korrelation zwischen den optimierten Lastgängen (initial sowie final) und den Strompreisentwicklungen ist für die beiden industriellen Produktionsprozesse 2 und 3 negativ. Bereits nach der initialen Lastgangoptimierung besteht eine negative lineare Korrelation zwischen Lastgang und Strompreisentwicklung, die durch die finale Lastgangoptimierung verstärkt wird und wofür bei Produktionsprozess 3 eine ausgeprägtere, negative lineare Korrelation durch die Lastgangoptimierung erreicht werden kann.

Tab. 3: Durchschnittliche lineare Korrelationskoeffizienten zwischen initial sowie final optimierten Lastgängen für die drei betrachteten industriellen Produktionsprozesse

Durchschnittlicher Korrelationskoeffizient	industrieller Produktionsprozess 1	industrieller Produktionsprozess 2	industrieller Produktionsprozess 3
initiale Lastgangoptimierung	-/-	-0,19	-0,23
finale Lastgangoptimierung	-/-	-0,20	-0,24

5.2 Optimales Portfolio unter Einsatz der Risikomanagementinstrumente

Im Folgenden werden beispielhafte Absicherungsstrategien zur Darstellung einer optimalen Zusammensetzung verschiedener Risikoinstrumente erläutert. In Abb. 7 wird die Zusammensetzung des Portfolios aus der Strombeschaffung am Day-Ahead-Markt sowie aus Termingeschäften und Call-Optionen je industriellem Produktionsprozess aufgezeigt. Der beispielhaft zugrundeliegende, prognostizierte Strompreisverlauf weist dabei ein relativ hohes Preisniveau auf, weswegen der Anteil der Strombeschaffung am Day-Ahead-Markt in allen industriellen Produktionsprozessen weitgehend durch die Strombeschaffung über Futures oder Call-Optionen substituiert wird.

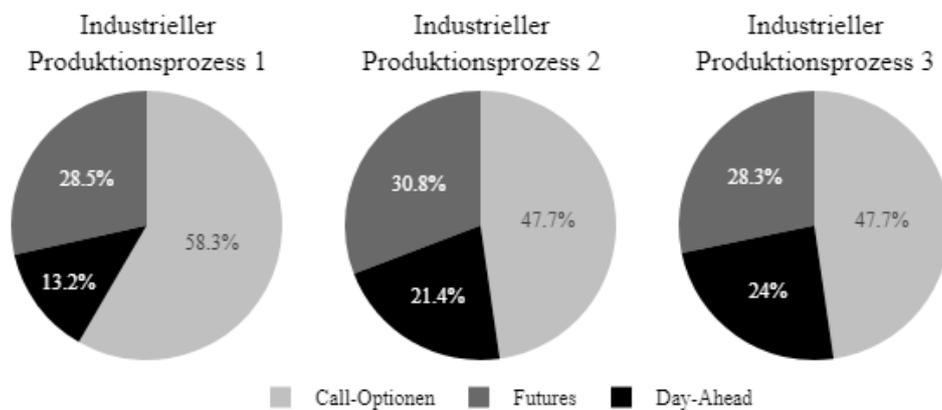


Abb. 7: Strombeschaffungsportfolio für einen beispielhaften Strompreisverlauf.

Quelle: Eigene Darstellung

In Tab. 4 werden die durchschnittlichen Zusammensetzungen der optimalen Strombeschaffungsportfolios für die betrachteten industriellen Produktionsprozesse und über alle Strompreisprognosen hinweg aufgeführt. Es zeigt sich, dass der Anteil der Strombeschaffung auf dem Day-Ahead-Markt mit der Anzahl der möglichen Flexibilitätseinsätze analog zur Nummerierung der industriellen Produktionsprozesse zunimmt. Hierbei ist der industrielle Produktionsprozess 3 besonders hervorzuheben, da dieser den höchsten Anteil der Strombeschaffung auf dem Day-Ahead-Markt aufweist. Da die Bezugsmenge pro Stromderivat während der Laufzeit unverändert bleibt, werden Lastverschiebungen infolge eines Flexibilitätseinsatzes durch den Strombezug am Day-Ahead-Markt abgedeckt.

Tab. 4: Durchschnittliche Zusammensetzung der optimalen Strombeschaffungsportfolios für die untersuchten industriellen Produktionsprozesse

Strombeschaffung	industrieller Produktionsprozess 1	industrieller Produktionsprozess 2	industrieller Produktionsprozess 3
Day-Ahead-Markt	30,74 %	38,04 %	39,85 %
Futures	22,82 %	23,97 %	22,15 %
Call-Optionen	46,44 %	37,99 %	37,99 %

Demnach sind die Anteile der Strombeschaffung über Stromderivate bei den industriellen Produktionsprozessen 2 und 3 von geringerem Umfang. Für den industriellen Produktionsprozess 1 wird die Strombeschaffung vorwiegend über Call-Optionen abgewickelt, während in den industriellen Produktionsprozessen 2 und 3 die Strombeschaffung verstärkt auf dem Day-Ahead-Markt vorgenommen wird. Hierbei fällt die Strombeschaffung über Futures in allen industriellen Produktionsprozessen am geringsten aus.

5.3 Kosten und Risiko

Im Folgenden wird untersucht, inwieweit das in Kapitel 3 vorgestellte Optimierungsmodell für ein integriertes Risikomanagement in der Strombeschaffung einen Beitrag zur Reduzierung der Strombeschaffungskosten und zur Minderung der damit verbundenen Preisrisiken leisten kann. Die vorliegenden Histogramme (Abb. 8) visualisieren die jeweilige Verteilung der zu erwartenden Strombeschaffungskosten mit und ohne Anwendung des Optimierungsmodells für die untersuchten industriellen Produktionsprozesse. Den dargestellten Histogrammen liegen dabei 500 Strompreisprognosen zugrunde.

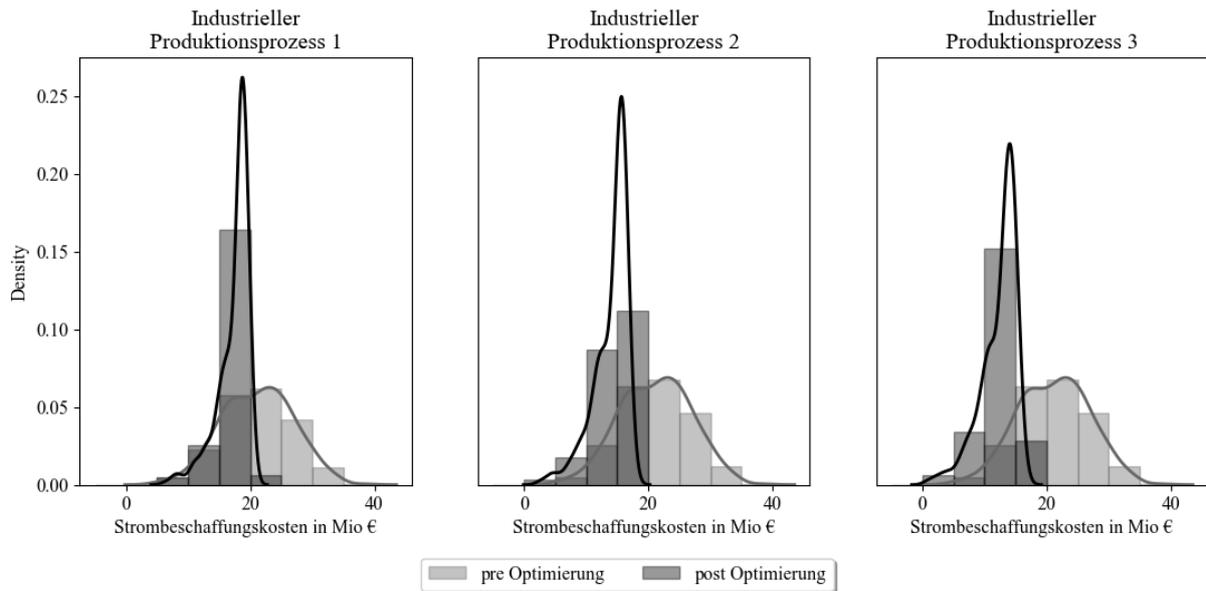


Abb. 8: Verteilung der zu erwartenden Strombeschaffungskosten mit und ohne Anwendung des Optimierungsmodells.

Quelle: Eigene Darstellung

Eine detaillierte Betrachtung der Ergebnisse der einzelnen Verteilungen unter Verwendung statistischer Kennzahlen erfolgt in Tab. 5. Die nicht optimierten Stromkosten ergeben sich, sofern das in Kapitel 3 vorgestellte Optimierungsmodell nicht angewendet wird und Strom ausschließlich über den Day-Ahead-Markt bezogen wird. Bei Anwendung des Optimierungsmodells wird jeweils die gesamte betrachtete Strommenge von 96.360 MWh im Lastprofil eines industriellen Produktionsprozesses verbraucht. Der Zusammenhang zwischen Erwartungswert und Varianz der Strombeschaffungskosten ist in Abb. 9 visualisiert.

Tab. 5: Statistische Kennzahlen der Kostenverteilungen für verschiedene industrielle Produktionsprozesse und in Abhängigkeit der Anwendung des Optimierungsmodells

	Nicht optimierte Stromkosten	Optimierte Stromkosten		
		Industrieller Produktionsprozess 1	Industrieller Produktionsprozess 2	Industrieller Produktionsprozess 3
Erwartungswert [€]	21.159.352	17.395.691	13.991.495	12.360.966
Varianz [€ ²]	33 · 10 ¹²	6,4 · 10 ¹²	7,7 · 10 ¹²	8,3 · 10 ¹²
Maximum [€]	38.572.392	20.568.018	17.856.230	16.691.298
Minimum [€]	4.796.545	6.218.166	2.385.187	802.581

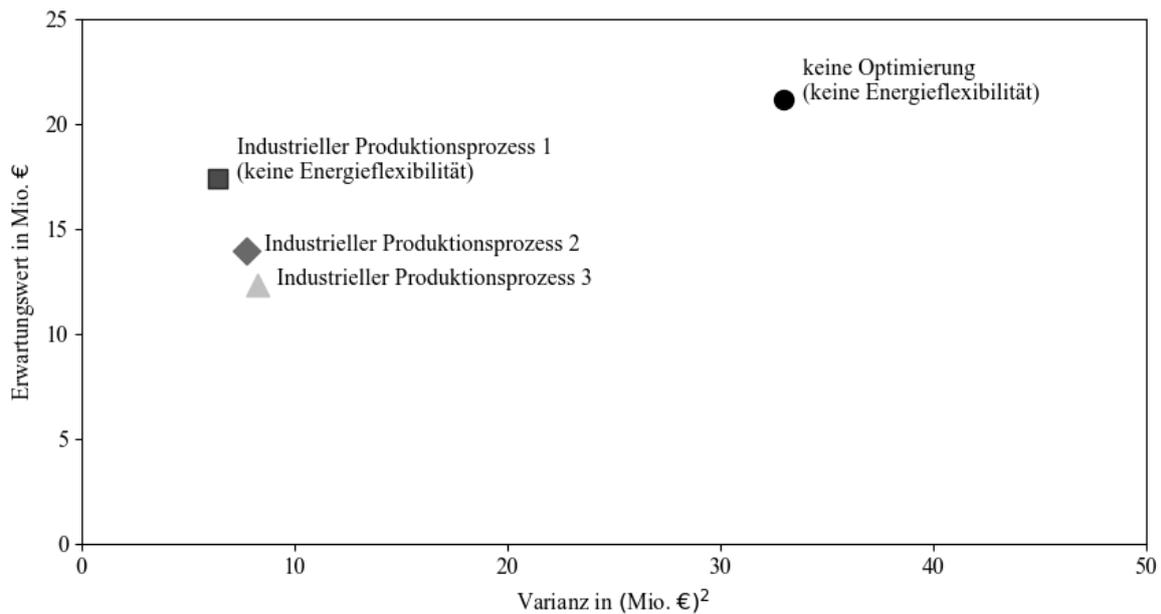


Abb. 9: Darstellung von Erwartungswert und Varianz der Stromkosten.

Quelle: Eigene Darstellung

Ausgehend von der Kostenverteilung ohne Anwendung des Optimierungsmodells konnte die Varianz der Stromkosten für alle betrachteten industriellen Produktionsprozesse im Durchschnitt um rund 75 % gesenkt werden. In den industriellen Produktionsprozessen 2 und 3, in denen jeweils Energieflexibilität zum Einsatz kommt, ist die Varianz der Stromkosten nach Optimierung der Lastgänge geringfügig höher als im industriellen Produktionsprozess 1 ohne Energieflexibilität. Darüber hinaus ergibt sich in allen industriellen Produktionsprozessen eine Reduktion des Erwartungswertes von bis zu 42 %, die in den industriellen Produktionsprozessen 2 und 3 am stärksten ausfällt. Im industriellen Produktionsprozess 3 können die erwarteten Kosten durch den zusätzlichen Einsatz von Energieflexibilität im Vergleich zum industriellen Produktionsprozess 2 weiter gesenkt werden. Gleichwohl resultiert im industriellen Produktionsprozess 3 eine höhere Varianz der Stromkosten als beim industriellen Produktionsprozess 2.

6 Diskussion und Schlussbetrachtung

Die Ergebnisse der Fallstudieevaluation geben einen umfassenden Einblick in die Anwendung des entwickelten Modells für ein integriertes Risikomanagement bei der Strombeschaffung unter Nutzung von Energieflexibilität. Zudem werden tiefere Erkenntnisse hinsichtlich des damit verbundenen Potenzials zur Senkung von Stromkosten sowie finanziellen Risiken bei der Strombeschaffung generiert.

Zunächst unterstreichen die Ergebnisse, dass Energieflexibilität einen wichtigen Beitrag zur erheblichen **Senkung der erwarteten Kosten** bei der Strombeschaffung leisten kann. Die im Rahmen des Risikomanagementansatzes erfolgte Lastgangoptimierung anhand zeitvariabler Strompreise des Day-Ahead-Marktes erlaubt es Unternehmen, gezielt von Preisschwankungen zu profitieren und somit Stromkosten zu senken. Die hierdurch ermöglichte Anpassung des Strombezuges an die Verfügbarkeit von Strom kann insbesondere in Energiesystemen mit einem hohen Anteil witterungsabhängiger und volatiler erneuerbarer Energien einen Beitrag dazu leisten, nicht nur Kosten zu senken, sondern auch gezielt Strom aus erneuerbaren Energien zu nutzen und somit Treibhausgasemissionen der Produktionsprozesse wirksam zu senken. Die gegenüberstellende Untersuchung verschiedener industrieller Produktionsprozesse verdeutlicht darüber hinaus, dass der Effekt des Einsatzes von Energieflexibilität auf die Stromkosten und auf finanzielle Risiken keinesfalls pauschal bewertet werden kann, sondern von den Rahmenbedingungen des Flexibilitätseinsatzes und somit von den unternehmensindividuellen Charakteristika des Strombezuges abhängt. In diesem Zusammenhang liefert der entwickelte Risikomanagementansatz und insbesondere die darin integrierte Lastgangoptimierung einen wichtigen Beitrag für die umfassende Bewertung entsprechender Potenziale.

Darüber hinaus verdeutlichen die Ergebnisse, dass die Ausgestaltung eines Portfolios verschiedener Risikoinstrumente, wie Optionen und Futures, in Kombination mit einer Strombeschaffung am Day-Ahead-Markt und dem Einsatz von Energieflexibilität einen entscheidenden Hebel zur wirksamen **Senkung des Risikos bei der Strombeschaffung** darstellt. Insbesondere durch den Einsatz von Optionen und Futures kann das Risiko wettbewerbsgefährdender Kostenentwicklungen aufgrund stark steigender Strompreisverläufe effektiv gesenkt werden. Insbesondere vor dem Hintergrund der aktuellen, globalen Energie- und Klimakrise zeigen die Ergebnisse der Fallstudieevaluation auf, dass ein integrierter Risikomanagementansatz insbesondere für energieintensive Unternehmen einen wichtigen Beitrag zum Erhalt ihrer Wettbewerbsfähigkeit trotz extremer Strompreisentwicklungen darstellen kann. Gleichzeitig unterstreichen die Ergebnisse der Fallstudieevaluation jedoch ebenso, dass sich die Zusammenstellung eines Portfolios unterschiedlicher Risikoinstrumente sowie dessen Entwicklung im Zeitablauf maßgeblich durch die Charakteristika des jeweiligen Unternehmens sowie den eingetretenen Strompreisverlauf bestimmt. Beispielsweise beeinflusst das Energieflexibilitätspotenzial der Unternehmen den Umfang der Strombeschaffung über den Day-Ahead-Markt, damit eine Lastanpassung an zeitvariable Strompreise überhaupt realisiert werden kann. Ebenso beeinflusst der definierte Risikofaktor, der die Risikoneigung des

Unternehmens widerspiegelt, die Zusammensetzung eines optimalen Portfolios unterschiedlicher Risikoinstrumente. Übergreifend zeigt der entwickelte Risikomanagementansatz transparent auf, wie ein optimales Portfolio unterschiedlicher Risikoinstrumente ermittelt werden kann und erlaubt Unternehmen somit die Ableitung konkreter Handlungsempfehlungen über die Ausgestaltung einer robusten Strategie zur Strombeschaffung und entsprechende Anpassungen im Zeitablauf.

Die Ergebnisse dieser Arbeit beinhalten drei zentrale Implikationen für Industrieunternehmen:

- 1) Industrieunternehmen sind bei einer Strombeschaffung über den Day-Ahead-Markt einem unsicheren Marktumfeld ausgesetzt, das zu erheblichen Kostensteigerungen führen und somit die Wettbewerbsfähigkeit der Industrieunternehmen maßgeblich gefährden kann. Bei Entscheidungen über die Ausgestaltung einer Strategie zur Strombeschaffung sollten Industrieunternehmen neben erwarteten Stromkosten ebenso resultierende Risiken aktiv berücksichtigen und durch einen ganzheitlichen Risikomanagementansatz adressieren. Andernfalls sind Industrieunternehmen Preisentwicklungen ausgesetzt, die von externen Faktoren bestimmt sein (beispielsweise durch geopolitische Krisen, wie der Angriffskrieg Russlands auf die Ukraine im Jahr 2022 verdeutlichte) und ein kaum zu beeinflussendes, existenzielles Risiko darstellen können.
- 2) Durch den zielgerichteten Einsatz industrieller Energieflexibilität können Industrieunternehmen die Kosten bei der Strombeschaffung maßgeblich senken. Industrieunternehmen sollten vor diesem Hintergrund bestehende Energieflexibilitätpotenziale systematisch identifizieren, deren ökonomisches Potenzial bewerten und deren Erschließung unter Berücksichtigung organisationaler und technischer Rahmenbedingungen fördern. Beispielsweise erfolgt dies durch Investitionen in eine IT-basierte Einsatzplanung und -steuerung in Echtzeit.
- 3) Durch die Kombination des Einsatzes industrieller Energieflexibilität, einer Strombeschaffung auf dem Day-Ahead-Markt sowie dem Einsatz von Stromderivaten in einem ganzheitlichen Risikomanagementansatz können nicht nur Kosten, sondern auch Risiken bei der Strombeschaffung effektiv gesenkt werden. Ein solcher Risikomanagementansatz stellt somit ein effektives Werkzeug für Industrieunternehmen dar, um Kosten und Risiken im Zusammenhang mit der Strombeschaffung zu steuern und somit kurz-, mittel- sowie langfristig ihre Resilienz gegenüber unvorhergesehenen Marktentwicklungen zu steigern.

Dieser Artikel unterliegt inhaltlichen und methodischen Limitationen, die Ansatzpunkte für zukünftige Forschungsarbeiten bieten. Einerseits ist hervorzuheben, dass die Validierung des konzipierten Optimierungsmodells lediglich auf der Grundlage historischer Daten in Verbindung mit einer stochastischen Strompreisprognose sowie für exemplarische, industrielle Produktionsprozesse zur Beschreibung des Energieflexibilitätpotenzials erfolgte. Das Ziel dieser Arbeit lag insbesondere in der Konzeption eines Risikomanagementansatzes für Industrieunternehmen, der zu einer Minimierung der Strombeschaffungskosten und gleichzeitig zur Reduktion finanzieller Risiken in diesem Zusammenhang führt. Daher wurde bewusst eine exemplarische Validierung des Risikomanagementansatzes vorgenommen, um erste Erkenntnisse über dessen Wirksamkeit abzuleiten. Zukünftige Forschungsarbeiten können aufbauend auf diesen Ergebnissen weitere Eingangsgrößen und Anwendungsfälle für den Risikomanagementansatz tiefergehend analysieren und dabei beispielsweise alternative Modelle zur Strompreisprognose anwenden oder industrielle Produktionsprozesse mit vielfältigeren Randbedingungen für den Einsatz von Energieflexibilität berücksichtigen und gezielt untersuchen. Beispielsweise könnte dabei, ergänzend zur hier präsentierten Modellierung, explizit die Haltedauer von Energieflexibilität berücksichtigt und deren mathematische Modellierung erläutert werden. Dabei könnte beispielsweise eingehender analysiert werden, wie sich die Prognosegüte verschiedener Vorhersagemodelle für Strompreisentwicklungen oder die Beschaffenheit verschiedener industrieller Produktionsprozesse auf das Potenzial zur Kostensenkung sowie Risikominderung auswirken. Andererseits wurde im Rahmen dieser Arbeit eine Auswahl etablierter Risikoinstrumente berücksichtigt. Darüber hinaus bestehen jedoch vielfältige weitere Möglichkeiten für Industrieunternehmen, sich gegenüber finanziellen Risiken bei der Strombeschaffung abzusichern. Diese umfassen zum Beispiel weitere Stromderivate wie Swing-Options, die im Rahmen dieser Arbeit zugunsten der Anschaulichkeit von Modellierung und Validierung nicht berücksichtigt wurden. Darüber hinaus können ebenso Investitionen in erneuerbare Energien am Produktionsstandort, in eine Steigerung der Energieeffizienz der Produktionsanlagen oder Power Purchase Agreements (PPAs) genutzt werden. Die vorliegende Arbeit legt somit einen wichtigen Baustein für zukünftige Forschungsarbeiten, die sukzessive weitere Risikoinstrumente auf ihre Wirkung im Zusammenspiel mit industrieller Energieflexibilität analysieren könnten, um schlussendlich Implikationen über die Gestaltung einer möglichst effektiven Risikomanagementstrategie abzuleiten.

In dieser Arbeit wurde ein Ansatz für ein integriertes Risikomanagement in der Strombeschaffung für energieintensive Unternehmen entwickelt. Dem konzipierten Risikomanagementansatz folgend veranschaulichen die Ergebnisse einer Fallstudie, wie einzelne Risikomanagementinstrumenten effektiv kombiniert werden können und so erheblich zur Senkung der Beschaffungskosten und finanzieller Risiken aufgrund unsicherer Entwicklungen auf den Energie- und Strommärkten für Industrieunternehmen beitragen können. Eine besondere Relevanz kommt dabei dem Einsatz industrieller Energieflexibilität zu. Durch eine gezielte Anpassung der Lastgänge an die zeitvariablen Preisentwicklungen am Day-Ahead-Markt können Industrieunternehmen erhebliche Kostensenkungen erzielen. Der integrierte Risikomanagementansatz unterstützt Industrieunternehmen bei der Lastgangoptimierung und erlaubt die Ableitung von Handlungsempfehlungen hinsichtlich des Einsatzes von Stromderivaten zur Strombeschaffung. Diese Arbeit leistet somit einen wichtigen Beitrag für die Aufrechterhaltung und Sicherung der Wettbewerbsfähigkeit von Industrieunternehmen in Deutschland und Europa.

7 Literatur

- Aalami HA, Nojavan S (2016) Energy storage system and demand response program effects on stochastic energy procurement of large consumers considering renewable generation. *IET Generation, Transmission & Distribution* 10:107–114. doi:10.1049/iet-gtd.2015.0473.
- Aid R (2015) *Electricity Derivatives*. Springer International Publishing; Imprint; Springer, Cham.
- Aiube FL, Baidya TKN, Blank FF, Mattos AB, Saboia W, Siddiqui AS (2013) Modeling Hourly European Electricity Spot Prices via a SARMA-GARCH Approach.
- Bachmann A, Bank L, Bark C et al (2021) *Energieflexibel in die Zukunft - Wie Fabriken zum Gelingen der Energiewende beitragen können*. VDI Verlag.
- Bahmani R, van Stiphoudt C, Menci SP, Schöpf M, Fridgen G (2022) Optimal industrial flexibility scheduling based on generic data format. *Energy Inform* 5. doi:10.1186/s42162-022-00198-4.
- Bundesnetzagentur (2023) The electricity market in 2022. <https://www.smard.de/page/en/topic-article/207552/209668>. Gesehen 07. April 2023.
- Canelas E, Pinto-Varela T, Sawik B (2020) Electricity Portfolio Optimization for Large Consumers: Iberian Electricity Market Case Study. *Energies* 13:2249. doi:10.3390/en13092249.
- Cao Y, Wang Q, Fan Q, Nojavan S, Jermstiparsert K (2020) Risk-constrained stochastic power procurement of storage-based large electricity consumer. *Journal of Energy Storage* 28:101183. doi:10.1016/j.est.2019.101183.
- Conejo AJ, Carrión M, Morales JM (2010) Risk management. In: Conejo AJ, Carrión M, Morales JM (Hrsg) *Decision Making Under Uncertainty in Electricity Markets*. Scholars Portal, Boston, MA, S 121–156.
- Deng S, Oren S (2006) Electricity derivatives and risk management. *Energy* 31:940–953.
- Deutscher Bundestag (2008) *Fragen zur Preisbildung an der Leipziger Strombörse (EEX)*. <https://www.bundestag.de/resource/blob/416428/5be3072db3011dc76fa5f379aff3d578/WD-5-090-08-pdf-data.pdf>. Gesehen 19. Mai 2023.
- Diederichs M (2012) *Risikomanagement und Risikocontrolling*. Vahlen.
- ENTSO-E (2023) Day-ahead Prices. <https://transparency.entsoe.eu/>. Gesehen 29. Mai 2023.
- European Energy Exchange AG (2023a) Basisinformationsblatt für EEX Strom Call Option (Kaufoption) Long.
- European Energy Exchange AG (2023b) Basisinformationsblatt für EEX Strom Futures Long/Short.
- European Energy Exchange AG (2023c) Power Derivatives Market. <https://www.eex.com/en/markets/power>.
- European Energy Exchange AG (2023d) Verfahren zur Feststellung von Abrechnungspreisen.
- Eydeland A (1999) Fundamentals of Electricity Derivatives. In: Jameson R (Hrsg) *Energy modelling and the management of uncertainty*. Risk, London.
- Haupt L, Körner M-F, Schöpf M, Schott P, Fridgen G (2020) Strukturierte Analyse von Nachfrageflexibilität im Stromsystem und Ableitung eines generischen Geschäftsmodells für

(stromintensive) Unternehmen. *Z Energiewirtschaft* 44:141–160. doi:10.1007/s12398-020-00279-5.

Hull J (2022) *Options, futures, and other derivatives*. Pearson, Harlow, England, London, New York, Boston, San Francisco, Toronto, Sydney, Dubai, Singapore, Hong Kong, Tokyo, Seoul, Taipei, New Delhi, Cape Town, Sao Paulo, Mexico City, Madrid, Amsterdam, Munich, Paris, Milan.

IBM (2021a) Autokorrelation und partielle Autokorrelationsfunktionen. <https://www.ibm.com/docs/de/spss-modeler/SaaS?topic=data-autocorrelation-partial-autocorrelation-functions>. Gesehen 19. Mai 2023.

IBM (2021b) Zeitreihentransformation. <https://www.ibm.com/docs/de/spss-modeler/SaaS?topic=data-series-transformations>. Gesehen 19. Mai 2023.

Leo E, Dalle Ave G, Harjunoski I, Engell S (2021) Stochastic short-term integrated electricity procurement and production scheduling for a large consumer. *Computers & Chemical Engineering* 145:107191. doi:10.1016/j.compchemeng.2020.107191.

MacKinlay AC, Ramaswamy K (1988) Index-Futures Arbitrage and the Behavior of Stock Index Futures Prices.

Mijatovic L, Rockstuhl S, Wagon F (2022) Diversifikation des marktlichen Risikos bei der Vermarktung industrieller Energieflexibilität im Kontext von Demand Response. *Z Energiewirtschaft* 46:41–59. doi:10.1007/s12398-022-00318-3.

Milenković M, Švadlenka L, Melichar V, Bojović N, Avramović Z (2017) SARIMA modelling approach for railway passenger flow forecasting. *Transport*:1–8. doi:10.3846/16484142.2016.1139623.

Neusser K (2011) *Zeitreihenanalyse in den Wirtschaftswissenschaften*, 3. Aufl. Vieweg + Teubner, Wiesbaden.

Nojavan S, Aalami HA (2015) Stochastic energy procurement of large electricity consumer considering photovoltaic, wind-turbine, micro-turbines, energy storage system in the presence of demand response program. *Energy Conversion and Management* 103:1008–1018. doi:10.1016/j.enconman.2015.07.018.

Oelker J-C (2004) Modelle mit generalisierter bedingter Modelle mit generalisierter bedingter autoregressiver Heteroskedastie und Anwendungen in der Kapitalmarkttheorie:1–237.

OTexts (2018) Non-Seasonal ARIMA models. <https://otexts.com/fpp2/non-seasonal-arma.html>. Gesehen 19. Mai 2023.

Pfeifer PE, Deutsch SJ (1980) Identification and Interpretation of First Order Space-Time ARMA Models. *Technometrics* 22:397. doi:10.2307/1268325.

Ranneby B (1984) The Maximum Spacing Method. An Estimation Method Related to the Maximum Likelihood Method. *Scandinavian Journal of Statistics*.

Roth S, Reinhart G (2019) Risikomanagement in der energieorientierten Produktionsplanung und -steuerung. *Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb* 114:823–827. doi:10.3139/104.112218.

Sauer A, Abele E, Buhl HU (2019) Energieflexibilität in der deutschen Industrie; Ergebnisse aus dem Kopernikus-Projekt - Synchronisierte und energieadaptive Produktionstechnik zur flexiblen Ausrichtung von Industrieprozessen auf eine fluktuierende Energieversorgung | SynErgie.

- Sauer A, Buhl HU, Mitsos A, Weigold M (2022) *Energieflexibilität in der deutschen Industrie; Band 2: Markt- und Stromsystem, Managementsysteme und Technologien energieflexibler Fabriken.*
- Sauer A, Haeffs J (2021) *Energieflexibel in die Zukunft – Wie Fabriken zum Gelingen der Energiewende beitragen können.* Fraunhofer-Gesellschaft.
- Schofield N (2021) *Commodity Derivatives, 2nd Edition, 2. Aufl.* Wiley; Safari, [Erscheinungsort nicht ermittelbar], Boston, MA.
- Schulze PM (2004) *Granger-Kausalitätsprüfung: Eine anwendungsorientierte Darstellung.*
- Serati M, Manera M, Plotegher M (2008) *Modeling Electricity Prices: From the State of the Art to a Draft of a new Proposal.*
- Souhir BA, Heni B, Lotfi B (2019) Price risk and hedging strategies in Nord Pool electricity market evidence with sector indexes. *Energy Economics* 80:635–655. doi:10.1016/j.eneco.2019.02.001.
- Sweerts B, Longa FD, van der Zwaan B (2019) Financial de-risking to unlock Africa's renewable energy potential. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 102:75–82. doi:10.1016/j.rser.2018.11.039.
- Tselika K (2022) The impact of variable renewables on the distribution of hourly electricity prices and their variability: A panel approach. *Energy Economics* 113:106194. doi:10.1016/j.eneco.2022.106194.
- Uwe Ritzer (2022) Hilferuf vom Rennsteig. *Süddeutsche Zeitung* 2022:18–19.
- Vehviläinen I, Keppo J (2003) Managing electricity market price risk. *European Journal of Operational Research* 145:136–147. doi:10.1016/S0377-2217(01)00399-X.
- Verein Deutscher Ingenieure e. V. (2019) *VDI 5207 Blatt 1; Energieflexible Fabrik.*
- Weron R (2000) Energy price risk management. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 285:127–134. doi:10.1016/S0378-4371(00)00276-4.
- Yu D, Zhang T, He G, Nojavan S, Jernsittiparsert K, Ghadimi N (2020) Energy management of wind-PV-storage-grid based large electricity consumer using robust optimization technique. *Journal of Energy Storage* 27:101054. doi:10.1016/j.est.2019.101054.
- Zhang Q, Wang X (2009) Hedge Contract Characterization and Risk-Constrained Electricity Procurement. *IEEE Trans. Power Syst.* 24:1547–1558. doi:10.1109/TPWRS.2009.2021233.