

**Ermittlung von Risikozuschlägen auf den Gaspreis
für Endverbraucher unter Berücksichtigung des Temperaturmen-
genrisikos auf Basis stochastischer Simulationsverfahren und risi-
kobasierter Bewertungsmodelle**

Freie wissenschaftliche Arbeit zur Erlangung
des Grades eines Bachelor of Science

von

Vladislav Akhmetov

Matrikel-Nummer: 475318

Technische Universität Berlin

Fakultät VII - Institut für Technologie und Management

Fachgebiet Energie- und Ressourcenmanagement

Erster Gutachter: Prof. Dr. J. Müller-Kirchenbauer

Zweiter Gutachter: Berkan Kuzyaka

22.08.2025

Anhang zur Bachelorarbeit

Von: Vladislav Akhmetov

Matrikel-Nummer: 475318

Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre hiermit an Eides statt, dass ich die vorliegende Bachelorarbeit selbständig und ohne unerlaubte fremde Hilfe angefertigt, andere als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel nicht benutzt und die den benutzten Quellen wörtlich oder inhaltlich entnommenen Stellen als solche kenntlich gemacht habe.

Während der Erstellung dieser Arbeit wurde das KI-Sprachmodell „ChatGPT“ von OpenAI zur Verbesserung der Lesbarkeit und sprachlichen Qualität eingesetzt. Nach der Nutzung dieses Tools wurde der Inhalt eigenständig überprüft, überarbeitet und verantwortungsvoll in die Arbeit integriert. Die inhaltliche Verantwortung für sämtliche Aussagen und Ergebnisse liegt vollständig bei dem Autor.

Berlin, 19.08.25

(Ort, Datum)

V. Akhmetov

(Unterschrift)

Zusammenfassung

Die Arbeit untersucht das Temperaturmengenrisiko im Erdgasvertrieb, das aus Abweichungen zwischen prognostiziertem und allokiertem Verbrauch resultiert und über volatile Spotmärkte ausgeglichen werden muss. Ziel ist die Entwicklung eines Python-basierten Simulationsmodells, das Temperatur-, Verbrauchs- und Preisszenarien generiert und mittels Monte-Carlo-Simulation den Value at Risk als Grundlage für Risikoaufschläge bestimmt. Die Modellierung basiert auf einem Random-Walk-Ansatz für Temperaturen und Preise sowie einem synthetischen Lastprofilverfahren für Verbräuche. Die Ergebnisse zeigen asymmetrische Kostenverteilungen mit deutlichen Mehrkosten in kalten Hochpreisphasen. Das Modell ermöglicht eine transparente und reproduzierbare Quantifizierung des Risikos und bildet eine praxisnahe Basis für die Ableitung von Risikoaufschlägen.

Abstract

The thesis investigates the temperature-volume risk in natural gas sales, which arises from deviations between forecasted and allocated consumption that must be balanced on volatile spot markets. The objective is to develop a Python-based simulation model that generates temperature, consumption, and price scenarios and applies Monte Carlo simulation to determine the Value at Risk as the basis for risk premiums. The modeling framework is built on a random walk approach for temperatures and prices as well as a synthetic load profile method for consumption. The results reveal asymmetric cost distributions with pronounced additional costs in cold high-price phases. The model provides a transparent and reproducible quantification of risk and serves as a practice-oriented foundation for deriving risk premiums.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Energievertrieb in Deutschland: Aufgaben, Ziele, Herausforderungen	1
1.2	Risiken für den Energievertrieb	2
1.3	Relevanz und Ziel der Arbeit	3
2	Theoretische Grundlagen	4
2.1	Rolle von Erdgas in der Energiewende	4
2.2	Liberalisierung und Marktorganisation der deutschen Gaswirtschaft.....	5
2.3	Rolle des Energievertriebs im liberalisierten Markt.....	6
2.4	Profilzuordnung und Kundentypen	7
2.5	Märkte für Erdgas: Termin- und Spotmarkt	7
2.5.1	Terminmarkt	8
2.5.2	Spotmarkt	8
2.6	Zusammenhang zwischen Temperatur und Preis	8
2.7	Zusammenarbeit zwischen Energielieferant und Ausspeisenetzbetreiber.....	9
2.7.1	Vertragsabschluss und Marktpartnerkommunikation	10
2.7.2	Lastprofilzuordnung und synthetisches Verfahren	10
2.7.3	Prognoseerstellung und Beschaffungssteuerung	10
2.7.4	Allokation und Abrechnung	11
2.7.5	Systematik des Mengen- und Preisrisikos.....	11
2.8	Temperaturmengenrisiko als zentrales Beschaffungsrisiko	12
2.9	Fazit und Ausblick.....	12
3	Methodik	14
3.1	Statistische Grundlagen.....	14
3.1.1	Varianz und Standardabweichung	14
3.1.2	Normalverteilung	15
3.1.3	Autokorrelation	16

3.1.4	Soft Clipping / Soft Cap	18
3.2	Monte-Carlo-Simulation	18
3.3	Random-Walk-Ansatz	19
3.3.1	Der einfache Random Walk.....	19
3.3.2	Random Walk mit Gedächtnis (Autokorrelation).....	20
3.4	Synthetisches Lastprofilverfahren.....	21
3.5	„Value at Risk“-Ansatz.....	24
4	Durchführung der Analyse	26
4.1	Zielsetzung und Gesamtaufbau des Tools	26
4.2	Simulation von Temperaturszenarien	26
4.2.1	Historische Temperaturdaten und Aufbereitung.....	27
4.2.2	Autokorrelationsanalyse	28
4.2.3	Referenzprofil der Normtemperatur	28
4.2.4	Implementierung des Simulationsmodells	28
4.2.5	Ergebnisse und Ausgabe.....	29
4.3	Ermittlung von Volumenszenarien	29
4.3.1	Parameterdefinition	30
4.3.2	Algorithmische Umsetzung.....	30
4.3.3	Anwendung auf Szenarien	31
4.3.4	Normverbrauch.....	31
4.3.5	Differenzszenarien.....	31
4.4	Simulation von Spotpreisszenarien	31
4.4.1	Einlesen und Aufbereitung der Preisdaten	32
4.4.2	Interpolation tagesgenauer Terminpreise	33
4.4.3	Simulation der Spotpreisszenarien	33
4.4.4	Ergebnisse	34
4.5	Monte-Carlo-Simulation zur Bewertung von Ausgleichskosten.....	34

4.5.1	Methodischer Ansatz	34
4.5.2	Mathematische Formulierung	35
4.5.3	Ergebnis.....	35
4.6	Bewertung der Kostenmatrix mit VaR-Ansatz.....	35
4.6.1	Methodische Umsetzung	36
4.6.2	Ergebnis.....	36
5	Ergebnisse	37
6	Diskussion	41
7	Zusammenfassung und Ausblick.....	43
8	Literaturverzeichnis.....	45
Anhang - Transkription des leitfadengestützten Experteninterviews.....		I

Abkürzungsverzeichnis

ANB	Ausspeisenetzbetreiber
BKV	Bilanzkreisverantwortliche
RLM	registrierende Leistungsmessung
SLP	Standardlastprofilen
THE	Trading Hub Europe
TTF	Title Transfer Facility
VaR	Value at Risk

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Normalverteilung um μ . [Eigene Darstellung].....	16
Abbildung 2: Darstellung von Temperaturszenarien. [Eigene Darstellung]	37
Abbildung 3: Darstellung von simulierten Temperaturszenarien. [Eigene Darstellung]	38
Abbildung 4: Darstellung von simulierten Preisszenarien. [Eigene Darstellung]	39
Abbildung 5: Verteilung der PnL-Werte. [Eigene Darstellung]	39

Vorwort

Diese Bachelorarbeit entstand im Rahmen meiner Tätigkeit als Werkstudent bei der Vattenfall Europe Sales GmbH von Juni bis September 2025. Die Arbeit wurde am Fachgebiet Energie- und Ressourcenmanagement der Technischen Universität Berlin angefertigt.

Die Idee zur Arbeit entwickelte ich gemeinsam mit meinen Ansprechpartnern bei Vattenfall, Karsten Lipa und Holger Jans, denen ich für ihre fachliche Begleitung und den offenen Austausch danken möchte. Ein besonderer Dank gilt Wieland Börner, der mich während der gesamten Bearbeitung als Betreuer auf Unternehmensseite unterstützt und mir wertvolle Einblicke in die Praxis des Energievertriebs gegeben hat.

Ich danke außerdem Berkan Kuzyaka für seine organisatorische Unterstützung und seine hilfreichen Rückmeldungen im Laufe des Schreibprozesses. Ohne seine Hilfe wäre die Umsetzung der Arbeit in dieser Form nicht möglich gewesen.

Abschließend möchte ich mich bei allen Kolleginnen und Kollegen bei Vattenfall für die freundliche Zusammenarbeit und das Interesse an meiner Arbeit bedanken

1 Einleitung

Die deutsche Energiewirtschaft steht vor großen Herausforderungen. Die Umstellung auf erneuerbare Energien, unsichere Weltmärkte und geopolitische Krisen stellen Energieunternehmen vor neue Anforderungen (Fabian Kozam, 2024). Darüber hinaus sind die dynamischen Änderungen des regulatorischen Umfeldes zu berücksichtigen. Unter diesen Bedingungen müssen Energievertriebe gleichzeitig Versorgungssicherheit, Wirtschaftlichkeit und Umweltverträglichkeit gewährleisten.

Diese drei Ziele bilden das sogenannte energiepolitische Zieldreieck. Es ist in § 1 des Energiewirtschaftsgesetzes verankert (Luhmann, 2012, S. 22). Das Gesetz fordert eine möglichst sichere, preisgünstige, verbraucherfreundliche, effiziente, umweltverträgliche und treibhausgasneutrale Energieversorgung. In der Praxis entstehen dabei objektive Zielkonflikte: Eine kostengünstige Versorgung kann beispielsweise Investitionen in Umweltschutz und Versorgungssicherheit einschränken.

1.1 Energievertrieb in Deutschland: Aufgaben, Ziele, Herausforderungen

Der Energievertrieb übernimmt eine zentrale Rolle bei der Beschaffung, Verteilung und Preisgestaltung von Erdgas. Er fungiert als Schnittstelle zwischen Großhandelsmärkten und Endkunden und trägt die Verantwortung für die wirtschaftliche und sichere Versorgung. Besonders in der kalten Jahreszeit hängt die Sicherheit des Angebots davon ab, dass genügend Gas vorhanden ist. So beispielsweise wurden die Gasspeicher in Deutschland im Winter 2023/2024 vollständig befüllt, da die politische Situation durch die Energiekrise sehr instabil war (EnBW Energie Baden-Württemberg AG, 2024).

Gleichzeitig erwarten Haushalts- und Gewerbekunden stabile Preise sowie langfristige Verträge mit Laufzeiten von 12, 24 oder sogar 36 Monaten. Unternehmen müssen daher den Energieeinkauf über lange Zeiträume planen, und das unter überwiegend unsicheren Bedingungen.

Die Beschaffung erfolgt auf Großhandelsmärkten wie TTF, THE oder EEX, auf denen Tages-, Monats-, Quartals- und Jahresprodukte gehandelt werden (European Energy Exchange AG, 2025). Diese Märkte sind durch Preisschwankungen geprägt, die aus Angebot und Nachfrage resultieren und durch politische Krisen oder extreme meteorologische Ereignisse verstärkt werden können. Hinzu kommt, dass der Gasverbrauch stark temperaturabhängig ist (GASAG AG, 2025), was zu temperaturbedingten Mengen- und Preisschwankungen führt.

1 Einleitung

Insgesamt muss der Energievertrieb somit ein komplexes Gleichgewicht halten: Versorgungssicherheit gewährleisten, Preise wettbewerbsfähig gestalten und ökologische Anforderungen erfüllen. Dies macht den Energievertrieb zu einer besonders herausfordernden Aufgabe im heutigen Marktumfeld.

1.2 Risiken für den Energievertrieb

Im laufenden Betrieb sind Energievertriebe vielfältigen Risiken ausgesetzt. Dazu gehören unter anderem das Marktpreisrisiko, das Versorgungsrisiko, das Volumenrisiko, das Temperaturmengenrisiko sowie prozessuale Risiken und Zahlungsausfälle (Stoll, Marina, 2016).

Im Zentrum dieser Arbeit steht das sogenannte Temperaturmengenrisiko. Es beschreibt die Differenz zwischen dem auf Basis der Normtemperatur prognostizierten Gasbedarf und der von den Netzbetreibern kurzfristig allokierten Gasmenge. In kalten Wintern steigt der Verbrauch stark an, in milden Wintern fällt er deutlich geringer aus. Gaslieferanten müssen die benötigten Mengen jedoch bereits im Voraus beschaffen, um den Kunden einen festen Preis für den gesamten Lieferzeitraum anbieten zu können (Schnorr, Stephan, 2019, S. 5). Zu diesem Zeitpunkt steht die tatsächliche Temperaturentwicklung aber noch nicht fest, weshalb zunächst auf Normtemperaturwerte zurückgegriffen wird.

Wenn ein ungewöhnlich milder Winter eintritt, verbleiben zu große Mengen im Portfolio. Viele Anbieter müssen dann gleichzeitig überschüssiges Gas am kurzfristigen Markt veräußern. Trifft ein hohes Angebot auf eine vergleichsweise geringe Nachfrage, führt dies nach der Angebots-Nachfrage-Logik zu sinkenden Preisen.

Umgekehrt führt ein besonders kalter Winter dazu, dass die ursprünglich beschafften Mengen nicht ausreichen, um den gestiegenen Verbrauch zu decken. In diesem Fall müssen kurzfristig zusätzliche Mengen am Spotmarkt eingekauft werden. Steigt die Nachfrage gleichzeitig bei allen Marktteilnehmern, während das Angebot begrenzt bleibt, kommt es zu einem sprunghaften Preisanstieg.

Das Temperaturmengenrisiko hat damit einen direkten Einfluss auf die Wirtschaftlichkeit des Energievertriebs. Da dieser als Unternehmen ein gewinnorientiertes Subjekt ist, verfolgt er das Ziel, seine Marge abzusichern. Entsprechend kalkuliert er die durch Unsicherheiten entstandenen zusätzlichen Kosten in die Endkundenpreise ein (Heidel, Robin, 2013). Ein Interview mit Holger Jans, einem erfahrenen Vertriebsleiter, bestätigt die praktische Relevanz dieses Risikos. Auch die Vattenfall Europe Sales GmbH forderte im Jahr 2024 die Entwicklung eines Modells

1 Einleitung

zur besseren Steuerung von Temperaturmengenrisiken. Dies zeigt, dass es sich nicht nur um ein theoretisches, sondern um ein praxisrelevantes Problem handelt.

1.3 Relevanz und Ziel der Arbeit

Das Temperaturmengenrisiko wirkt sich direkt auf die Preisgestaltung aus. Ist der Risikoaufschlag zu niedrig bemessen, drohen Verluste. Ist er zu hoch, verlieren Unternehmen an Wettbewerbsfähigkeit (Crastan, Valentin, 2018, S. 176). In vielen Fällen fehlen Energievertrieben einfache, transparente und zugleich praxistaugliche Werkzeuge zur Quantifizierung dieses Risikos. Während es in der Literatur zahlreiche komplexe Modelle gibt, sind diese in der betrieblichen Praxis meist schwer anwendbar.

Ziel dieser Arbeit ist es daher, ein Python-basiertes Simulationsmodell zu entwickeln, das auf historischen Daten basiert und mithilfe stochastischer Verfahren unterschiedliche Temperatur-, Verbrauchs- und Preisszenarien abbildet. Damit soll das Temperaturmengenrisiko realistisch quantifiziert und in einen Risikoaufschlag für Endkunden überführt werden.

Zunächst werden die theoretischen Grundlagen des Energievertriebs dargelegt. Dabei wird die Struktur des deutschen Gasmarktes sowie die Rolle der relevanten Akteure erläutert. Im Anschluss folgt eine Definition des Temperaturmengenrisikos und eine Einordnung seiner Bedeutung für die Beschaffungs- und Preisstrategien. Darauf aufbauend werden mathematische und statistische Verfahren vorgestellt, mit denen die stochastischen Eigenschaften des Risikos analysiert und Szenarien für unterschiedliche Temperaturverläufe simuliert werden können.

Die entwickelten Methoden werden anschließend in einem Python-basierten Modell implementiert, das Temperatur-, Preis- und Verbrauchsszenarien generiert und deren finanzielle Konsequenzen quantifiziert. Die daraus resultierenden Zwischen- und Endergebnisse werden visualisiert, kritisch bewertet und im Hinblick auf Ursachen, Zusammenhänge und mögliche Interpretationen diskutiert.

Vor diesem Hintergrund lautet die zentrale Forschungsfrage dieser Arbeit: „Wie lässt sich das Temperaturmengenrisiko im Erdgasvertrieb durch ein risikobasiertes Modell quantifizieren und in einen Risikoaufschlag für Endverbraucher überführen?“

2 Theoretische Grundlagen

Die theoretischen Grundlagen dienen der konzeptionellen Einordnung der Arbeit. Sie schaffen den Rahmen, um die Rolle von Erdgas im deutschen Energiesystem, die Marktakteure sowie die zentralen Beschaffungsrisiken im Energievertrieb analytisch zu erfassen. Ziel ist es, ein systematisches Verständnis für die Wechselwirkungen zwischen Marktmechanismen, regulatorischen Vorgaben und temperaturabhängigen Unsicherheiten zu entwickeln. Dieses Fundament bildet die Voraussetzung für die spätere Modellierung und Simulation des Temperaturmengenrisikos.

Im Folgenden wird zunächst die Rolle von Erdgas im Kontext der Energiewende erläutert, bevor anschließend die Strukturen und Akteure des liberalisierten Gasmarktes dargestellt werden.

2.1 Rolle von Erdgas in der Energiewende

Erdgas übernimmt in der deutschen Energiewende eine bedeutende Funktion als flexible Brückentechnologie. Es zeichnet sich im Vergleich zu anderen fossilen Energieträgern durch geringere spezifische Emissionen aus, ist speicherbar und kurzfristig regelbar. Dadurch eignet es sich besonders zur Kompensation fluktuierender Einspeisungen erneuerbarer Energien (Schüwer Dietmar et al., 2010). In der Wärmeversorgung, insbesondere über Kraft-Wärme-Kopplungsanlagen, sowie als Reservekapazität in der Stromerzeugung trägt Erdgas wesentlich zur Versorgungssicherheit bei (Schüwer Dietmar et al., 2010, S. 23).

Die Speicherfähigkeit ermöglicht zudem, saisonale Spitzen im Winter zu decken und die Netzstabilität zu sichern (engie, 2025). Angesichts der politischen Zielsetzungen zur Reduktion von Treibhausgasemissionen bleibt Erdgas vorerst ein zentraler Bestandteil des Energiesystems. Für die Analyse der damit verbundenen Risiken ist ein vertieftes Verständnis der Marktstrukturen erforderlich. Die Entwicklung der deutschen Gaswirtschaft seit der Liberalisierung bildet hierfür die Grundlage. Sie führte zu einer klaren Trennung zwischen Erzeugung, Netzbetrieb und Vertrieb sowie zur Entstehung neuer Marktrolle und Koordinationsmechanismen. Diese strukturellen Veränderungen bestimmen die Rahmenbedingungen, innerhalb derer Energievertriebe Beschaffungsentscheidungen treffen und Risikomanagementstrategien entwickeln müssen (Schiffer, Hans-Wilhelm, 2019, S. 125).

2.2 Liberalisierung und Marktorganisation der deutschen Gaswirtschaft

Die Liberalisierung der deutschen Energiemärkte begann 1998 mit der Umsetzung der europäischen Binnenmarktrichtlinien, die freien Wettbewerb und diskriminierungsfreien Netzzugang für Strom und Gas vorsahen (Virtuelles Kraftwerk der EnBW, 2024). Ziel war eine verbraucherfreundliche, preisgünstige und effiziente Energieversorgung. Seitdem ist die Anbieterlandschaft vielfältiger geworden, und es haben sich zahlreiche Markttrollen etabliert. Diese Entwicklung machte den Gasmarkt wettbewerbsorientierter, zugleich aber komplexer, da Transport, Handel, Verteilung und Vertrieb voneinander getrennt und unterschiedlichen Akteuren zugewiesen wurden.

Die heutige Marktorganisation umfasst eine Vielzahl spezialisierter Rollen entlang der Wertschöpfungskette (Gasnetzzugangsverordnung, 2025). Hierzu zählen Importeure, Fernleitungsnetzbetreiber, Gasspeicherbetreiber, Handelsunternehmen und Regulierungsbehörden. Für die vorliegende Arbeit sind insbesondere drei Akteursgruppen relevant: Energielieferanten, Ausspeisenetzbetreiber (ANB) und Bilanzkreisverantwortliche (BKV).

Energielieferant

Der Energielieferant beschafft Erdgas am Großhandelsmarkt, beispielsweise am TTF oder THE, und leitet es an Endkunden weiter. Er trägt die kommerzielle Verantwortung für Beschaffung, Preisbildung und Vertragsgestaltung. Zur Erfüllung dieser Aufgaben schließt er Ausspeiseverträge mit Netzbetreibern sowie Bilanzkreisverträge mit dem Marktgebietsverantwortlichen ab (Argus Media, 2023). Energielieferanten wie die Vattenfall Europe Sales GmbH produzieren kein eigenes Erdgas, sondern treten als reine Transportkunden auf.

Ausspeisenetzbetreiber

Der ANB ist für die physische Belieferung der Haushalts- und Gewerbekunden verantwortlich. Er betreibt das regionale oder lokale Gasverteilnetz und stellt die Ausspeisung an den definierten Entnahmepunkten sicher. Dazu bietet er standardisierte Lieferantenrahmenverträge an und stimmt sich technisch eng mit vorgelagerten Netzbetreibern sowie Energielieferanten ab (Gasnetzzugangsverordnung, 2025, Abs. § 2). Ergänzend stellt er den Lieferanten und den BKV abrechnungsrelevante Daten wie Allokationsmengen oder Jahresverbrauchswerte bereit. Der ANB fungiert damit als Schnittstelle zwischen physischer Netzstabilität und den marktlichen Prozessen der Gasversorgung.

2 Theoretische Grundlagen

Bilanzkreisverantwortlicher

Der BKV trägt die rechnerische Verantwortung für die mengenmäßige Ausgeglichenheit von Ein- und Ausspeisungen innerhalb eines Bilanzkreises. Ein Bilanzkreis ist ein virtueller Energiesaldo, in dem sämtliche Fahrpläne, Einspeisungen und Ausspeisungen eines Marktteilnehmers gebündelt werden (Next Kraftwerke GmbH, 2025). Der BKV meldet täglich Fahrpläne an den Marktgebietsverantwortlichen und gleicht Prognose- und Verbrauchswerte rechnerisch ab. Abweichungen führen zu kostenpflichtiger Ausgleichsenergie. Der BKV ist damit zentraler Akteur für die wirtschaftliche Abstimmung zwischen Handel, Netz und Verbrauch.

Die enge Verzahnung dieser drei Rollen verdeutlicht, an welchen Schnittstellen das in dieser Arbeit untersuchte Temperaturmengenrisiko entsteht. Im folgenden Abschnitt wird daher die ökonomische Rolle des Energievertriebs im liberalisierten Markt vertieft betrachtet.

2.3 Rolle des Energievertriebs im liberalisierten Markt

Im liberalisierten Gasmarkt übernimmt der Energievertrieb eine zentrale ökonomische und organisatorische Funktion. Unternehmen wie die Vattenfall Europe Sales GmbH treten dabei häufig in einer Doppelrolle auf, indem sie zugleich als Energielieferant und als BKV agieren. Diese Konstellation verbindet die Verantwortung für die Endkundenversorgung mit der rechnerischen Bilanzierung im Marktgebiet.

Die Hauptaufgabe des Energievertriebs besteht in der wirtschaftlich effizienten Beschaffung von Erdgas. Dazu werden Terminmarktprodukte zur Preisabsicherung ebenso genutzt wie Spotmarktprodukte zur Deckung kurzfristiger Abweichungen. Grundlage bilden Prognosen des Endkundenverbrauchs, die im Haushalts- und Kleingewerbesegment stark temperaturabhängig sind und hohe Unsicherheiten aufweisen (Hecker, 2015).

Für die Abrechnung greift der Energievertrieb auf die vom ANB bereitgestellten Daten zurück, die über standardisierte Marktkommunikationsprozesse digital ausgetauscht werden. Abweichungen zwischen Ein- und Ausspeisung führen zu kostenpflichtiger Ausgleichsenergie, weshalb präzise Prognosen und flexible Nachbeschaffungsstrategien essenziell sind (BDEW – Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. et al., 2024). Während strategische Entscheidungen langfristige Preisrisiken begrenzen, erfordert die operative Planung kurzfristige Anpassungen auf Basis aktueller Temperaturprognosen. Damit wird die Prognosegüte zum Schlüsselfaktor für ein effektives Beschaffungs- und Risikomanagement.

2.4 Profilzuordnung und Kundentypen

Die Profilzuordnung von Kunden bildet eine zentrale Grundlage der Gaswirtschaft. Sie bestimmt die Art der Verbrauchserfassung und beeinflusst sowohl Abrechnung als auch Beschaffungsstrategie. Maßgeblich ist die Unterscheidung zwischen Standardlastprofilen (SLP) und registrierender Leistungsmessung (RLM).

SLP werden vor allem bei Haushalts- und Kleingewerbekunden eingesetzt, deren Gasverbrauch nicht in Echtzeit gemessen wird. Statt Lastgangdaten erfolgt die Ermittlung anhand von temperaturabhängigen Berechnungen, die auf der Vorhersagetemperatur des jeweiligen Tages basieren (BDEW – Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. et al., 2024, S. 13). Diese Profile bilden den engen Zusammenhang zwischen Außentemperatur und Heizgasverbrauch ab und werden regelmäßig angepasst, um eine realitätsnahe Abbildung des Verbrauchsverhaltens zu gewährleisten. Temperaturabhängige Mengenrisiken entstehen daher nahezu ausschließlich im Bereich der SLP-Kunden.

RLM findet dagegen bei größeren Gewerbe- und Industriekunden Anwendung, die kontinuierlich hohe Gasmengen beziehen. Ihr Verbrauch ist häufig prozessorientiert und weitgehend temperaturunabhängig, etwa in Industrieöfen oder chemischen Anlagen. RLM-Kunden sind mit Messgeräten ausgestattet, die den Gasverbrauch im 60-Minuten-Takt erfassen. Dies ermöglicht eine präzise Prognose, Abrechnung und Bilanzierung (Netze BW, 2025).

Die gesetzliche Abgrenzung ist in § 24 Abs. 1 GasNZV geregelt. Bis zu einer stündlichen Ausspeiseleistung von 500 kWh und einem Jahresverbrauch von 1,5 Mio. kWh kommen vereinfachte Methoden (SLP) zur Anwendung. Bei Überschreitung dieser Schwellen ist die RLM-Messung verpflichtend. Die richtige Profilzuordnung ist somit nicht nur abrechnungstechnisch relevant, sondern auch für das Risikomanagement im Energievertrieb von entscheidender Bedeutung.

2.5 Märkte für Erdgas: Termin- und Spotmarkt

Die Beschaffung von Erdgas durch Energievertriebe erfolgt über organisierte Großhandelsmärkte, die in Termin- und Spotmärkte unterteilt sind. Beide Marktsegmente übernehmen unterschiedliche Funktionen in der strategischen und operativen Beschaffungsplanung. Terminmärkte gewährleisten langfristige Preisabsicherung und Planungssicherheit, während Spotmärkte kurzfristige Mengenanpassungen ermöglichen, jedoch aufgrund volatiler

2 Theoretische Grundlagen

Preisbewegungen ein höheres Risiko bergen. Die Wahl der Handelsprodukte beeinflusst damit maßgeblich das Chancen- und Risikoprofil des Energievertriebs (Eller et al., 2010).

2.5.1 Terminmarkt

Am Terminmarkt werden Lieferungen für künftige Zeiträume gehandelt, typischerweise für Jahre, Quartale oder Monate. Zentrale Handelsplätze sind der niederländische Title Transfer Facility (TTF) und der deutsche Trading Hub Europe (THE). Standardisierte Produkte wie „Year-Ahead“, „Quarter-Ahead“ oder „Month-Ahead“ ermöglichen eine frühzeitige Preisfixierung und sichern Unternehmen gegen unvorhersehbare Preisschwankungen ab. Der Energievertrieb schließt hierzu Lieferverträge, die erst zum vereinbarten Zeitpunkt erfüllt werden. Diese Struktur bietet hohe Planungssicherheit und stabilisiert die Beschaffungskosten, reduziert jedoch die Flexibilität bei kurzfristigen Nachfrageschwankungen (Matzen & Tesch, 2017).

2.5.2 Spotmarkt

Der Spotmarkt dient dem kurzfristigen Ausgleich von Angebot und Nachfrage. Typische Produkte sind „Day-Ahead“, und „Intraday“, die Lieferungen am Folgetag oder am selben Tag ermöglichen. Die Preisbildung ist deutlich volatiler als am Terminmarkt, da sie direkt auf Marktveränderungen reagiert. Ursachen sind insbesondere temperaturbedingte Nachfrageschwankungen, unerwartete Angebotsausfälle, eine geringere Liquidität sowie geopolitische Ereignisse oder Prognosefehler bei Temperatur- und Lastentwicklungen. Ein hoher Spotmarktanteil erhöht die Flexibilität, verstärkt jedoch das Risiko erheblicher Mehrkosten bei Preisspitzen. Eine stärkere Terminmarktorientierung senkt dieses Risiko, schränkt jedoch kurzfristige Anpassungen ein. Besonders bei standardlastprofilbasierten Kunden führen temperaturbedingte Verbrauchsabweichungen zu Beschaffungsdifferenzen, die kurzfristig über den Spotmarkt ausgeglichen werden müssen, oftmals zu ungünstigen Konditionen (Matzen & Tesch, 2017).

Damit wird deutlich, dass temperaturabhängige Schwankungen im Verbrauch ein zentrales Beschaffungsrisiko darstellen, da sie unmittelbar auf die Kostenstruktur und das Marktverhalten des Energievertriebs wirken.

2.6 Zusammenhang zwischen Temperatur und Preis

Der Zusammenhang zwischen Temperatur, Gasverbrauch und Spotmarktpreisen prägt maßgeblich die Dynamik im Energievertrieb. Sinkende Außentemperaturen führen in Deutschland regelmäßig zu einem Anstieg der Heiznachfrage, wodurch der Gasverbrauch insbesondere im Haushalts- und Gewerbesegment stark zunimmt. Diese Nachfrageänderung spiegelt sich direkt

2 Theoretische Grundlagen

im Spotmarkt wider, da kurzfristige Gasmengen dort beschafft werden müssen. Empirische Analysen zeigen, dass der Temperaturverlauf statistisch signifikant mit Verbrauchs- und Preisschwankungen korreliert. Während der Heizperiode ist dieser Zusammenhang besonders ausgeprägt, da selbst moderate Temperaturrückgänge die Nachfrage elastisch ansteigen lassen (BDEW – Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. et al., 2024).

In den Wintermonaten lassen sich daher klare Muster erkennen: Abweichungen von der Normtemperatur führen regelmäßig zu Verbrauchsspitzen, die sich in einer erhöhten Preisvolatilität niederschlagen. Umgekehrt bewirken milde Temperaturverläufe bei gleichbleibendem Angebot eine Entlastung der Märkte und begünstigen Preisrückgänge. Diese Effekte sind in den Marktberichten der Regulierungsbehörden dokumentiert und bilden die empirische Grundlage für Prognosen im Energievertrieb.

Für die Praxis ergeben sich daraus Anforderungen an die Modellierung des Nachfrageverlaufs. Prognosesysteme nutzen historische Temperatur- und Verbrauchsdaten, um Wahrscheinlichkeitsverteilungen möglicher Szenarien zu bestimmen. Stochastische Verfahren wie Monte-Carlo-Simulationen erlauben es, Korrelationen zwischen Temperatur, Verbrauch und kurzfristigen Preisen quantitativ abzubilden (BDEW – Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. et al., 2024). Damit bildet die empirische Analyse der Temperatur-Preis-Korrelation die Basis für die nachfolgende Definition des Temperaturmengenrisikos, das die ökonomische Relevanz dieser Zusammenhänge verdeutlicht.

2.7 Zusammenarbeit zwischen Energielieferant und Ausspeisernetzbetreiber

Die Zusammenarbeit zwischen Energielieferanten und ANB im deutschen Gasmarkt folgt einem hochgradig formalisierten Marktprozess, der in der Gasnetzzugangsverordnung geregelt ist. Sie ist durch eine klare Trennung von wirtschaftlichen und technischen Rollen gekennzeichnet. Während der Energielieferant die kommerzielle Verantwortung für die Beschaffung, die Vertragsgestaltung und die Preisbildung trägt, übernimmt der ANB die Aufgabe der physischen Netznutzung. Beide Akteure sind über standardisierte Marktprozesse eng miteinander verflochten, die einen reibungslosen Daten- und Informationsfluss gewährleisten. Von zentraler Bedeutung ist die Marktpartnerkommunikation, über die Anmeldungen, Allokationen und Verbrauchsdaten übermittelt werden. Der BKV trägt dabei die volle rechnerische Verantwortung für die Ausgeglichenheit von Ein- und Ausspeisungen und haftet für Abweichungen (Gasnetzzugangsverordnung, 2025).

2.7.1 Vertragsabschluss und Marktpartnerkommunikation

Die Zusammenarbeit beginnt mit dem Vertragsabschluss zwischen Energielieferant und Endkunde. Dieser Schritt verpflichtet den Lieferanten, den Kunden beim zuständigen ANB anzumelden. Der Prozess der Anmeldung ist in standardisierte Kommunikationsformate eingebettet, die für alle Marktteilnehmer verbindlich sind. Dadurch wird sichergestellt, dass Stammdaten, Verbrauchsprognosen und Lieferverpflichtungen in einer einheitlichen Struktur erfasst werden. Der ANB nimmt hierbei eine neutrale Rolle ein. Er betreibt die Netzinfrastruktur, greift jedoch nicht in kommerzielle Beschaffungsentscheidungen ein. Seine Aufgabe besteht darin, die Schnittstelle zwischen physischer Netzstabilität und marktlichen Lieferprozessen zu koordinieren. Mit der erfolgreichen Anmeldung trägt der Energielieferant ab diesem Zeitpunkt die volle Verantwortung für die Bilanzkreisführung. Differenzen zwischen Prognosen und tatsächlichem Verbrauch werden nicht vom ANB, sondern vom BKV bilanziell ausgeglichen (BDEW – Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. et al., 2024, S. 13).

2.7.2 Lastprofilzuordnung und synthetisches Verfahren

Nach der Anmeldung erfolgt die Profilzuordnung. Kunden werden je nach Anschlussleistung und Jahresverbrauch entweder einem SLP oder der registrierenden RLM zugewiesen. SLP-Kunden werden auf Basis standardisierter mathematischer Modelle prognostiziert. Hierfür dient das synthetische Lastprofilverfahren, das Verbrauchswerte unter Einbezug von Jahresverbrauch, Prognosemengen und Profiltyp ermittelt (BDEW – Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. et al., 2024, S. 52). Dieses Verfahren bildet das typische Verbrauchsverhalten ab und stellt eine belastbare Planungsgröße für die Beschaffung dar. Bei RLM-Kunden hingegen erfolgt die Verbrauchserfassung über Messgeräte im 60-Minuten-Takt. Damit wird eine deutlich höhere Prognosegenauigkeit erreicht. Für den Lieferanten ist die richtige Profilzuordnung entscheidend, da SLP-Kunden aufgrund ihrer temperaturabhängigen Nachfrage ein erhebliches Mengenrisiko verursachen können. Der ANB sorgt mit der standardisierten Profilzuordnung dafür, dass dieses Risiko in einheitlicher Form in die Prognosemodelle einfließt.

2.7.3 Prognoseerstellung und Beschaffungssteuerung

Auf Grundlage der vom ANB bereitgestellten Profildaten erstellt der Energielieferant seine Beschaffungsstrategie. Diese erfolgt zweistufig. Einerseits beschafft er langfristig Mengen am Terminmarkt, um Preisrisiken abzusichern. Andererseits muss er kurzfristig reagieren, wenn Verbrauch und Prognose auseinanderfallen. Am Vortag der Lieferung (D-1) stellt der BKV die

2 Theoretische Grundlagen

Allokationsmengen bereit, die auf den Profilzuordnungen beruhen (BDEW – Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. et al., 2024, S. 18). Diese Mengen dienen als operative Grundlage für die Erfüllung der Lieferpflichten. Treten am Liefertag Abweichungen auf, muss der Lieferant Differenzmengen am Spotmarkt beschaffen oder Überschüsse veräußern. Dadurch entsteht eine strukturelle Spannung: Terminmarktgeschäfte schaffen Stabilität, während Spotmarktgeschäfte kurzfristige Flexibilität erfordern. Die Koordination dieser beiden Märkte ist für den Energievertrieb zentral, da sie über die Kosten- und Risikostruktur entscheidet.

2.7.4 Allokation und Abrechnung

Die Allokation stellt den rechnerischen Abgleich zwischen prognostiziertem und tatsächlichem Verbrauch dar. Der ANB berechnet täglich die voraussichtlichen Ausspeisemengen anhand der hinterlegten Profile. Auf dieser Basis wird dem BKV die Allokationsmenge übermittelt. Nach Ablauf des Lieferjahres erfasst der ANB die tatsächlichen Verbrauchswerte. Diese Werte fließen in die Jahresendabrechnung ein und werden mit den zuvor allokierten Mengen verglichen (BDEW – Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. et al., 2024, S. 43). Abweichungen entstehen systematisch, da Prognosen nie vollkommen exakt sind. Die bilanziellen Korrekturen erfolgen über den Marktgebietsverantwortlichen, der Kosten oder Gutschriften abhängig von den realen Marktkonditionen verrechnet. Für den Lieferanten bedeutet dies, dass Prognosefehler nicht nur operative Anpassungen nach sich ziehen, sondern sich auch in der finalen Abrechnung ökonomisch niederschlagen.

2.7.5 Systematik des Mengen- und Preisrisikos

Die Risiken im Energievertrieb resultieren aus dem Zusammenspiel von Prognose, Beschaffung und Abrechnung. Abweichungen zwischen prognostizierten und realen Verbrauchsmengen bilden die Ausgangsbasis des Risikos. Hinzu tritt die Preisvolatilität auf den Energiemärkten, die die Kostenwirkungen dieser Abweichungen erheblich verstärkt. Differenzen zwischen Terminmarkt- und Spotmarktpreisen können zu einer deutlichen Verschärfung der Risikoposition führen. Besonders in Kälteperioden steigen kurzfristige Preise stark an, wodurch Abweichungen von den prognostizierten Mengen eine überproportionale Kostenbelastung erzeugen. Der Energievertrieb begegnet diesem Risiko durch Portfoliooptimierungen und den Einsatz derivativer Instrumente. Dennoch bleibt eine fundamentale Unsicherheit bestehen, da Temperaturentwicklungen nicht vollständig prognostiziert werden können. Das Mengen- und Preisrisiko ist daher ein strukturelles Merkmal des liberalisierten Gasmarktes und ein zentraler Faktor für die

Wettbewerbsfähigkeit der Energievertriebe (BDEW – Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. et al., 2024, S. 57).

2.8 Temperaturmengenrisiko als zentrales Beschaffungsrisiko

Das Temperaturmengenrisiko gilt als eine der zentralen Unsicherheitsquellen im Gasvertrieb. Es bezeichnet die ökonomische Belastung, die entsteht, wenn temperaturbedingte Mengenabweichungen auf volatile Marktpreise treffen. Die erste Komponente betrifft die Abweichung zwischen den auf Basis der Normtemperatur prognostizierten Verbrauchsmengen und den vom ANB allokierten Istwerten. Bereits geringfügige Temperaturveränderungen können zu deutlichen Differenzen führen, die täglich über den Spotmarkt ausgeglichen werden müssen.

Die zweite Komponente liegt in der Preisreaktion des Marktes auf die temperaturabhängige Nachfrage. In verbrauchsstarken Wintermonaten führen Kälteeinbrüche regelmäßig zu einem sprunghaften Anstieg der kurzfristigen Beschaffungspreise, während milde Außentemperaturen Überangebote erzeugen und Preisdruck nach unten verursachen. Damit entsteht eine doppelte Unsicherheit: Mengenabweichungen wirken sich erst über ihre Kombination mit kurzfristigen Preisbewegungen ökonomisch aus. Formal ergibt sich das Risiko aus dem Produkt von Differenzmenge und aktuellem Spotpreis.

In der Praxis kann dieser Effekt kurzfristig erhebliche finanzielle Belastungen erzeugen. Ein Experteninterview mit dem Leiter des Energievertriebs bei Vattenfall bestätigt, dass das Temperaturmengenrisiko als einer der zentralen Unsicherheitsfaktoren gilt, dessen Relevanz mit zunehmender Temperaturvolatilität weiter zunimmt (Interview, 2025). Unternehmen reagieren darauf, indem sie Prognosemodelle regelmäßig anpassen und unternehmensspezifische Normkurven entwickeln, um Abweichungen frühzeitig zu erkennen.

Das Temperaturmengenrisiko ist somit nicht nur eine theoretische Größe, sondern beeinflusst Profitabilität und Wettbewerbsfähigkeit unmittelbar. Energieunternehmen sind gezwungen, Absicherungsstrategien und flexible Beschaffungskonzepte zu entwickeln, die Prognosegüte mit aktivem Risikomanagement verbinden. Die folgenden Kapitel quantifizieren dieses Risiko auf Basis geeigneter Modellansätze.

2.9 Fazit und Ausblick

Die theoretischen Grundlagen verdeutlichen, dass die Gasbeschaffung im liberalisierten Markt von hoher Komplexität und erheblichen Unsicherheiten geprägt ist. Erdgas behält trotz der angestrebten Dekarbonisierung eine wesentliche Rolle für Versorgungssicherheit und

2 Theoretische Grundlagen

Systemstabilität, insbesondere im Zusammenspiel mit erneuerbaren Energien. Die Marktarchitektur basiert auf klarer Rollentrennung und standardisierten Prozessen, innerhalb derer der Energievertrieb zentrale Verantwortung für Beschaffung, Preisbildung und bilanzielle Steuerung trägt.

Zentrales Beschaffungsrisiko ist die temperaturabhängige Nachfrageentwicklung, die Prognosen erschwert und Abweichungen zwischen Planung und Allokation hervorruft. Diese Unsicherheiten materialisieren sich im Temperaturmengenrisiko, das mengenbezogene Differenzen mit volatilen Marktpreisen verknüpft und damit unmittelbar auf die Wirtschaftlichkeit durchschlägt.

Für Unternehmen ergibt sich daraus die Notwendigkeit eines stringenten Risikomanagements. Zielkonflikte zwischen Absicherung und Wettbewerbsfähigkeit müssen durch präzise Prognosen, flexible Beschaffungsstrategien und den Einsatz stochastischer Modelle adressiert werden. Solche Verfahren erlauben es, Unsicherheiten quantitativ zu erfassen und fundierte Entscheidungen abzuleiten.

Das folgende Kapitel stellt die methodischen Grundlagen vor. Es entwickelt ein statistisch fundiertes Simulationsmodell, das temperatur- und preisabhängige Risiken abbildet und eine Basis für risikoadäquate Beschaffungsentscheidungen schafft.

3 Methodik

Zur Modellierung von Temperatur- und Marktpreisszenarien wird ein stochastischer Simulationsansatz verwendet, der verschiedene mathematische und statistische Verfahren kombiniert. Ziel ist es, realistische Verläufe für Temperatur und Marktpreis zu erzeugen. Auf dieser Grundlage lassen sich belastbare Verbrauchsprognosen und Risikokennzahlen ableiten. Die Methodik basiert auf einer Kombination aus Zeitreihenanalyse, stochastischer Modellierung und finanzmathematischen Bewertungsansätzen.

Zum Einsatz gelangen sowohl grundlegende Verfahren wie Varianzanalysen, Autokorrelationsberechnungen und Regressionsmodelle als auch weiterführende Methoden der stochastischen Simulation. Dazu zählen insbesondere Monte-Carlo-Simulationen, Wahrscheinlichkeitsverteilungen und quantitative Risikomaße. Die theoretischen Grundlagen dieser Verfahren werden in den folgenden Abschnitten erläutert, ihre Anwendung auf das konkrete Modellierungsproblem erfolgt in Kapitel 4.

3.1 Statistische Grundlagen

Die stochastische Modellierung quantitativer Prozesse erfordert eine solide statistische Basis. In diesem Abschnitt werden zentrale statistische Begriffe und Methoden vorgestellt, die für die Simulation von Temperatur- und Preiszeitreihen maßgeblich sind. Dazu zählen Maße der Streuung wie Varianz und Standardabweichung, die Normalverteilung als probabilistisches Grundmodell, sowie Verfahren zur Analyse zeitlicher Abhängigkeiten wie Autokorrelation und gleitende Mittelwerte. Ergänzend wird ein lineares Verfahren zur Begrenzung extremer Werte eingeführt. Diese Konzepte bilden das Fundament für die im weiteren Verlauf dieser Arbeit eingesetzten Simulations- und Bewertungsmethoden.

3.1.1 Varianz und Standardabweichung

Die Varianz und die daraus abgeleitete Standardabweichung zählen zu den zentralen statistischen Kennwerten zur quantitativen Beschreibung der Streuung von Daten um ihren arithmetischen Mittelwert. Sie geben Auskunft darüber, wie stark die einzelnen Beobachtungswerte eines Datensatzes vom Durchschnittswert abweichen, und sind damit essenziell für die Analyse von Unsicherheiten und Schwankungen.

Die Varianz σ^2 ist definiert als der durchschnittliche quadratische Abstand der Messwerte vom arithmetischen Mittel. Sie berechnet sich nach folgender Formel:

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (3.1)$$

Dabei bezeichnet:

- x_i : den i-ten Einzelwert der Stichprobe,
- \bar{x} : das arithmetische Mittel der Stichprobe,
- n : die Anzahl der Beobachtungen.

Die Standardabweichung σ stellt die positive Quadratwurzel der Varianz dar und lautet entsprechend:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (3.2)$$

Sie besitzt dieselbe Einheit wie die zugrunde liegenden Messwerte und erlaubt somit eine anschaulichere Interpretation der Streuung im Vergleich zur Varianz.

Im Rahmen stochastischer Simulationen, wie sie in dieser Arbeit zur Anwendung kommen, dient die Standardabweichung als Parameter zur Steuerung der Breite der Normalverteilung, aus der Zufallswerte generiert werden. Je größer die Standardabweichung, desto ausgeprägter sind die resultierenden Schwankungen der simulierten Werte um den Mittelwert (Barot & Hromkovič, 2020b, S. 5–30).

3.1.2 Normalverteilung

Die Normalverteilung zählt zu den fundamentalen Verteilungen der Wahrscheinlichkeitstheorie und Statistik. Sie modelliert die Wahrscheinlichkeitsverteilung einer stetigen Zufallsvariablen, deren Werte sich symmetrisch um den Mittelwert μ als zentralen Lageparameter gruppieren. Charakteristisch für die Normalverteilung ist ihre glockenförmige Dichtefunktion, die mit zunehmender Entfernung vom Mittelwert exponentiell abfällt.

Die Form der Verteilung wird durch zwei Parameter bestimmt:

- Der Mittelwert μ legt die Lage der Verteilung auf der Zahlengeraden fest.
- Die Standardabweichung σ beschreibt die Streuung der Werte um den Mittelwert und beeinflusst somit die Breite der Verteilungskurve.

Ein zentrales Merkmal der Normalverteilung ist ihre empirische Regel: Etwa 68 % der Beobachtungen liegen im Intervall $[\mu \pm \sigma]$, 95 % im Intervall $[\mu \pm 2\sigma]$ und 99,7 % im Bereich $[\mu \pm 3\sigma]$. Diese Eigenschaft ermöglicht es, typische Schwankungsbereiche zu quantifizieren und extreme Ausreißer zu identifizieren (vgl. Abbildung 1).

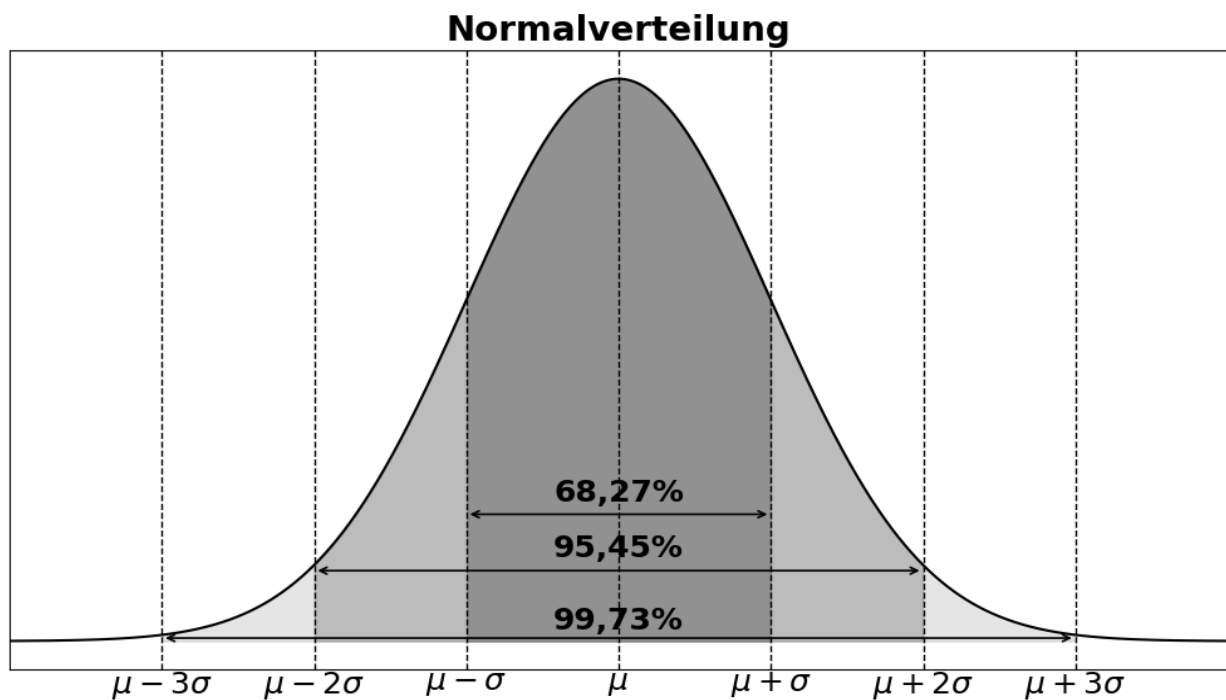


Abbildung 1: Normalverteilung um μ . [Eigene Darstellung]

Die praktische Relevanz der Normalverteilung ergibt sich aus mehreren Aspekten:

- Viele natürliche und technische Prozesse lassen sich näherungsweise durch eine Normalverteilung beschreiben. Dazu zählen beispielsweise Messfehler, Temperaturschwankungen oder biometrische Merkmale.
- In der Inferenzstatistik bildet die Normalverteilung die Grundlage für zahlreiche Verfahren. Hierzu gehören unter anderem Konfidenzintervalle, Hypothesentests und Regressionsanalysen.
- Durch den zentralen Grenzwertsatz erhält sie eine besondere theoretische Bedeutung. Dieser besagt, dass die Summe einer großen Anzahl unabhängiger und identisch verteilter Zufallsvariablen mit zunehmender Anzahl der Summanden gegen eine Normalverteilung konvergiert, unabhängig von der jeweiligen Ausgangsverteilung (Chan & Kroese, 2025, S. 83–88).

3.1.3 Autokorrelation

Die Autokorrelation ist ein fundamentales Konzept der Zeitreihenanalyse und beschreibt die lineare Abhängigkeit eines Wertes von seinen eigenen, zeitlich verzögerten Ausprägungen. Sie erlaubt Rückschlüsse auf die innere Struktur eines Prozesses und gibt an, inwieweit frühere

3 Methodik

Zustände Einfluss auf gegenwärtige Beobachtungen haben. Solche zeitlichen Abhängigkeiten treten typischerweise in meteorologischen, ökonomischen und energiewirtschaftlichen Zeitreihen auf, in denen systematische Muster wie Persistenz oder Oszillation zu beobachten sind (Gärtner, 1989).

Der Autokorrelationskoeffizient bei einer Verzögerung (Lag) misst die Korrelation zwischen der Zeitreihe und ihrer um Zeitpunkte verschobenen Version. Formal ist der Autokorrelationskoeffizient wie folgt definiert:

$$R(k) = \frac{1}{N-k} \sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x}) \quad (3.3)$$

Dabei bezeichnet:

- $R(k)$: Autokorrelationskoeffizient bei Verzögerung,
- x_t : Wert der Zeitreihe zum Zeitpunkt,
- \bar{x} : arithmetisches Mittel der Zeitreihe,
- N : Gesamtanzahl der Beobachtungen.

Um den Korrelationskoeffizienten im Intervall $[-1;1]$ zu normieren, wird er in der Praxis häufig durch die Varianz der Zeitreihe dividiert. Der so normierte Koeffizient nimmt Werte in $[-1,1]$ an:

- $R(k) = 0$: keine zeitliche Abhängigkeit (weißer Rauschprozess),
- $R(k) > 0$: positive Autokorrelation, d. h. hohe Werte folgen tendenziell auf hohe Werte,
- $R(k) < 0$: negative Autokorrelation, d. h. hohe und niedrige Werte wechseln sich systematisch ab,
- $R(k) \approx 1$: starke Persistenz, der Prozess weist ein "Gedächtnis" auf,
- $R(k) \approx -1$: starke Oszillation, z. B. periodischer Wechsel zwischen Maxima und Minima.

Besondere Bedeutung kommt der Autokorrelation erster Ordnung ($k = 1$) zu. Sie beschreibt die Abhängigkeit des aktuellen Werts x_t vom direkt vorhergehenden Wert x_{t-1} . Diese Korrelation ist in vielen realen Anwendungen, etwa bei Temperaturverläufen, besonders ausgeprägt. Eine Autokorrelation zweiter Ordnung ($k = 2$) analysiert hingegen die Beziehung zu dem Wert zwei Zeitpunkte zuvor (Boka, 2018).

Die vollständige Autokorrelationsfunktion liefert eine Übersicht über die Autokorrelationskoeffizienten für verschiedene Verzögerungen k und dient als zentrales Werkzeug zur Identifikation von Mustern, saisonalen Effekten oder Modellannahmen innerhalb einer Zeitreihe. Auf

3 Methodik

dieser Grundlage lassen sich geeignete statistische Modelle wie autoregressive Prozesse (z. B. AR(p)-Modelle) oder stochastische Simulationsverfahren fundiert auswählen und kalibrieren.

3.1.4 Soft Clipping / Soft Cap

Das lineare Soft Clipping stellt ein Verfahren zur kontrollierten Begrenzung extremer Werte innerhalb einer Zeitreihe dar. Anders als bei harten Schwellenwerten, bei denen Werte strikt auf ein Maximum oder Minimum gekappt werden, erfolgt die Abmilderung beim Soft Clipping schrittweise und kontinuierlich. Dabei wird der aktuelle Wert durch eine gewichtete lineare Interpolation zwischen dem Originalwert und einem definierten Grenzwert ersetzt.

Die Anpassung erfolgt nach folgender Regel:

$$x_t^{\text{neu}} = \alpha \cdot x_t + (1 - \alpha) \cdot x_{\text{grenze}} \quad (3.5)$$

Dabei bezeichnet:

- x_t den aktuellen (ursprünglichen) Wert der Zeitreihe,
- x_{grenze} den definierten Grenzwert, ein zulässiges Minimum oder Maximum,
- $\alpha \in (0,1)$ einen Gewichtungsfaktor, der festlegt, in welchem Verhältnis der ursprüngliche Wert gegenüber dem Grenzwert erhalten bleibt..

Ein typischer Wert ist $\alpha = 0,8$, was bedeutet, dass 80 % des Originalwertes erhalten bleiben, während 20 % durch den Grenzwert ersetzt werden. Dadurch wird eine moderate Glättung erreicht, die extreme Ausreißer abmildert, ohne den Verlauf der Zeitreihe abrupt zu verzerren.

Das Verfahren eignet sich insbesondere für stochastische Simulationen, bei denen physikalisch, technisch oder wirtschaftlich realistische Grenzen berücksichtigt werden sollen, ohne die natürliche Streuung oder Dynamik der simulierten Werte vollständig zu unterdrücken (Smith, 2010).

3.2 Monte-Carlo-Simulation

Die Monte-Carlo-Simulation ist ein probabilistisches Verfahren zur Analyse von Systemen mit stochastischen Eingangsdaten. Ziel ist es, nicht nur einen einzelnen Ausgang eines Modells zu ermitteln, sondern eine Vielzahl möglicher Ergebnisse auf Basis zufällig variierten Eingangsparameter zu erzeugen. Dies ermöglicht die Bewertung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen, Streuungen und Risikomaßen innerhalb komplexer Prozesse.

3 Methodik

Das Verfahren beruht auf wiederholten Zufallsziehungen aus definierten Verteilungen der unsicheren Eingangsgrößen. Jede Ziehung ergibt eine Kombination von Parametern, die in ein deterministisches Modell eingespeist werden. Das entsprechende Ergebnis wird aufgezeichnet. Durch eine große Anzahl solcher Simulationen entsteht eine empirische Verteilung möglicher Ausgänge.

Werden zwei voneinander unabhängige Zufallsgrößen betrachtet, ergeben sich durch vollständige Kombination aller Realisierungen beider Größen $N \times M$ verschiedene Szenarien. Der resultierende Ergebnisraum kann formal als Matrix aller Modellresultate beschrieben werden:

$$S_{ij} = f(X_i, Y_j), \quad i = 1, \dots, N, \quad j = 1, \dots, M \quad (3.6)$$

Dabei bezeichnen:

- X_i und Y_j : einzelne Realisierungen der beiden unabhängigen Zufallsgrößen,
- $f(\cdot)$: die Bewertungsfunktion, die aus einer Kombination von Eingabewerten ein Ergebnis ableitet,
- S_{ij} : das Resultat der Simulation für das Szenariopaar (i, j) .

Die Gesamtheit aller S_{ij} bildet eine empirische Verteilung möglicher Ergebnisse. Diese dient als Grundlage für die anschließende statistische Auswertung, etwa zur Schätzung von Konfidenzintervallen, Risikokennzahlen oder Sensitivitäten (Frey & Nießen, 2005).

3.3 Random-Walk-Ansatz

Der Random-Walk-Ansatz ist ein grundlegendes Modell der Wahrscheinlichkeitstheorie, das die Entwicklung eines Prozesses als Abfolge zufälliger Änderungen beschreibt. Er bietet ein einfaches, aber flexibles Rahmenwerk, um stochastische Systeme mathematisch zu erfassen und zu simulieren. Je nach Annahmen über die Abhängigkeiten zwischen den aufeinanderfolgenden Änderungen können sowohl gedächtnislose Varianten als auch Modelle mit zeitlicher Abhängigkeit (Autokorrelation) formuliert werden (Spitzer, 1976).

3.3.1 Der einfache Random Walk

Der Random Walk ist ein zentrales Modell der Wahrscheinlichkeitstheorie zur Beschreibung stochastischer Prozesse mit zufälligen, schrittweisen Änderungen. Er findet in vielen Disziplinen Anwendung, etwa in der Physik, der Finanzmathematik oder der Signalverarbeitung. Die Grundidee besteht darin, dass sich der Wert eines Prozesses zum Zeitpunkt t aus dem Wert zum Zeitpunkt $t-1$ und einer zufälligen Änderung zusammensetzt (Henze, 2024):

$$S_t = S_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.7)$$

Dabei bezeichnen:

- S_t : Wert des Prozesses zum Zeitpunkt t ,
- S_{t-1} : Wert des Prozesses zum Zeitpunkt $t - 1$,
- ε_t : Zufallsstörterm, der aus einer definierten Wahrscheinlichkeitsverteilung gezogen wird.

Ein solcher gedächtnisloser Random Walk besitzt mehrere charakteristische Eigenschaften

- Erwartungswert: Der Mittelwert bleibt konstant, sofern die Störterme einen Erwartungswert von null haben.
- Varianz: Die Streuung wächst linear mit der Zeit, die Standardabweichung proportional zur Quadratwurzel der Zeit:

$$\sigma(S_t) \propto \sqrt{t} \quad (3.8)$$

- Markow-Eigenschaft: Der nächste Zustand hängt ausschließlich vom aktuellen Zustand ab, nicht von früheren Zuständen.

Grenzen des gedächtnislosen Ansatzes

In vielen realen Prozessen zeigt sich jedoch, dass aufeinanderfolgende Änderungen nicht vollständig unabhängig sind. Oft besteht eine zeitliche Abhängigkeit, bei der vergangene Zustände die zukünftige Entwicklung beeinflussen. Der gedächtnislose Random Walk kann solche Abhängigkeiten nicht erfassen, was zu unrealistischen oder unvollständigen Modellen führen kann (Lawler & Limic, 2010).

3.3.2 Random Walk mit Gedächtnis (Autokorrelation)

Zur Berücksichtigung zeitlicher Abhängigkeiten wird der Random-Walk-Ansatz um Autokorrelation erweitert. Dabei hängt die aktuelle Änderung nicht nur vom Zufallsterm, sondern auch von vorherigen Änderungen ab. Eine verallgemeinerte Form kann folgendermaßen geschrieben werden:

$$S_t = S_{t-1} + \sum_{i=1}^p R_i \cdot (S_{t-i} - S_{t-i-1}) + \varepsilon_t \quad (3.9)$$

Dabei bezeichnen:

- p : die Ordnung des Gedächtnisses,
- R_i : den Autokorrelationskoeffizienten der i -ten Ordnung,

3 Methodik

- ε_t : den Zufallsstörterm.

Durch die Berücksichtigung mehrerer vergangener Zustände kann dieses Modell sowohl kurzfristige Persistenz als auch komplexere Muster wie Oszillationen oder verzögerte Reaktionen abbilden. Der Random Walk mit Gedächtnis ist damit ein flexibleres Werkzeug zur realitätsnahen Modellierung von Prozessen mit intertemporalen Abhängigkeiten (Fristedt & Gray, 1997, S. 163–183).

3.4 Synthetisches Lastprofilverfahren

Das synthetische Lastprofilverfahren ist ein standardisiertes Verfahren zur Ermittlung von Gasverbrauchsmengen an Ausspeisepunkten ohne kontinuierliche Messung. Es wird in der Energiewirtschaft eingesetzt, um aus begrenzten Eingangsdaten wie einer Temperaturprognose und einem individuellen Kundenkennwert realistische Verbrauchswerte für einzelne Tage abzuleiten.

Die Grundlage bildet die Annahme, dass sich der Tagesverbrauch eines Zählpunkts aus drei Faktoren zusammensetzt:

- einem kundenindividuellen Verbrauchswert unter Standardbedingungen (Kundenwert),
- einer temperaturabhängigen Verbrauchsfunktion (Profilwert),
- einem faktoriellen Korrekturwert für den Wochentag (Wochentagsfaktor).

Dieses Modell erlaubt die exakte Skalierung eines standardisierten Lastprofils auf den individuellen Verbrauch, ohne dass eine tägliche Messung erforderlich ist.

Tagesmengenberechnung

Die Tagesmenge Q_{tag} wird nach folgender Grundformel berechnet:

$$Q_{\text{tag}} = KW \times h(\vartheta) \times F_{\text{WT}} \quad (3.10)$$

Dabei bezeichnen:

- Q_{tag} : prognostizierte Tagesmenge,
- KW : Kundenwert,
- $h(\vartheta)$: Profilkunktionswert in Abhängigkeit von der Allokationstemperatur
- F_{WT} : Wochentagsfaktor.

3 Methodik

Kundenwert KW

Der Kundenwert ist eine kundenindividuelle Kenngröße, die den durchschnittlichen Tagesverbrauch bei einer standardisierten Außentemperatur (meist 8 °C) beschreibt. Er wird aus historischen Verbrauchsdaten, dem zugeordneten Lastprofiltyp und den Temperaturwerten des betrachteten Zeitraums abgeleitet. In der Praxis wird er durch den Netzbetreiber oder Transportkunden berechnet und bildet die Basis, um standardisierte Profile auf die Verbrauchscharakteristik eines einzelnen Kunden zu übertragen.

Wochentagsfaktor F_{WT}

Der Wochentagsfaktor berücksichtigt regelmäßige Verbrauchsschwankungen innerhalb einer Woche. Im gewerblichen Bereich wird so der erhöhte Energiebedarf an Werktagen abgebildet, während im Haushaltsbereich Unterschiede zwischen Wochentagen und Wochenenden in der Regel geringer ausfallen. Die Faktoren werden empirisch aus Verbrauchsstatistiken ermittelt.

Profilwert $h(\vartheta)$:

Der Profilwert $h(\vartheta)$ ist eine dimensionslose Funktion, die den normierten Verbrauchswert eines Tages in Abhängigkeit von der Allokationstemperatur ϑ beschreibt. Er setzt sich additiv aus einem Sigmoid-Anteil, der den temperaturabhängigen Heizbedarf abbildet, und einem linearen Anteil, der den temperaturunabhängigen Grundverbrauch beschreibt, zusammen:

$$h(\vartheta) = f(\vartheta)_{\text{Sigmoid}} + f(\vartheta)_{\text{Linear}} \quad (3.11)$$

Linearer Anteil

Der lineare Anteil bildet den konstanten Grundverbrauch ab, der unabhängig von der Außentemperatur anfällt, z. B. für Warmwasser oder prozessbedingten Gasbedarf. Er wird durch folgende Funktion dargestellt:

$$f(\vartheta)_{\text{Linear}} = \max\{m_H \cdot \vartheta + b_H; m_W \cdot \vartheta + b_W\} \quad (3.12)$$

Dabei bezeichnen:

- m_H, b_H : Steigung und Achsenabschnitt der linearen Funktion für den Heizbereich,
- m_W, b_W : Steigung und Achsenabschnitt der linearen Funktion für den Warmwasserbereich,
- ϑ : Allokationstemperatur.

Die Maximalfunktion stellt sicher, dass der jeweils höhere der beiden möglichen Verbrauchsanteile berücksichtigt wird.

3 Methodik

Sigmoid-Anteil

Der Sigmoid-Anteil beschreibt den nicht-linearen, verstärkten Anstieg des Verbrauchs bei sinkender Temperatur. Er folgt dem typischen Verlauf des Heizbedarfs: geringe Reaktion bei milder Temperatur, starke Zunahme bei Kälteeinbruch.

$$f(\vartheta)_{\text{Sigmoid}} = \frac{A}{1 + \left(\frac{B}{\vartheta - \vartheta_0}\right)^C} + D \quad (3.13)$$

Dabei bezeichnen:

- A, B, C, D : vom Netzbetreiber vorgegebene Profilparameter,
- ϑ_0 : Referenztemperatur,
- ϑ : Allokationstemperatur.

Die Sigmoidformel sorgt für einen glatten Übergang zwischen niedrigen und hohen Verbrauchsniveaus, ohne sprunghafte Änderungen.

Allokationstemperatur ϑ

Die Allokationstemperatur ist die zentrale Eingangsgröße für die temperaturabhängige Ermittlung der Tagesmengen. Sie kann auf unterschiedliche Weise bestimmt werden:

1. Einfache Tagesmitteltemperatur: arithmetisches Mittel von 24 Stundenwerten.
2. Gasprognosetemperatur: iterativ ermittelter Zielwert, der anhand historischer Daten eine optimale Übereinstimmung zwischen Prognose und tatsächlichem Verbrauch liefert.
3. Geometrisch gewichtete Mehrtagestemperatur: berücksichtigt die thermische Trägheit von Gebäuden durch exponentielle Gewichtung mehrerer Vortage.

$$T_{\text{Allokation}} = \frac{T_D + 0,5 \cdot T_{D-1} + 0,25 \cdot T_{D-2} + 0,125 \cdot T_{D-3}}{1 + 0,5 + 0,25 + 0,125} \quad (3.14)$$

Dabei bezeichnen:

- T_D : prognostizierte Temperatur für den Betrachtungstag,
- T_{D-1} : Temperatur des Vortages,
- T_{D-2} : Temperatur des Vorvortages,
- T_{D-3} : Temperatur des dritten Vortages.

Diese 3. Methode bildet das reale Heizverhalten besonders präzise ab, da sie den Einfluss vergangener Temperaturverläufe einbezieht und somit die träge Reaktion von Gebäuden auf Temperaturänderungen realistisch modelliert. Als vom BDEW empfohlener Standard stellt sie

3 Methodik

einen ausgewogenen Kompromiss zwischen Genauigkeit und Praktikabilität dar und gewährleistet eine robuste, temperatursensitive Verbrauchsprognose, die sowohl kurzfristige Temperaturschwankungen als auch längerfristige Temperaturtendenzen angemessen berücksichtigt (BDEW – Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. et al., 2024).

3.5 „Value at Risk“-Ansatz

Der Value at Risk (VaR) ist ein etabliertes Risikomaß, das in der Finanzwirtschaft, dem Energiemanagement sowie in der allgemeinen Risikoquantifizierung weit verbreitet ist. Er dient zur Bestimmung des maximal zu erwartenden Verlustes innerhalb eines definierten Zeitraums bei einem vorgegebenen Konfidenzniveau. Das zentrale Ziel des VaR besteht darin, ein einzelnes, leicht interpretierbares Maß zu liefern, das die Risikosituation einer Position, eines Portfolios oder eines stochastischen Prozesses in komprimierter Form zusammenfasst.

Mathematisch lässt sich der VaR als ein Quantil der Verlustverteilung definieren. Sei X eine Zufallsvariable, die die möglichen Gewinne oder Verluste einer betrachteten Position beschreibt. Für ein vorgegebenes Konfidenzniveau $\alpha \in (0,1)$ ergibt sich der VaR zu:

$$\text{VaR}_\alpha(X) = \inf\{x \in \mathbb{R} \mid P(X \leq x) \geq 1 - \alpha\} \quad (3.15)$$

Dabei bezeichnen:

- X die Zufallsvariable für Gewinne oder Verluste,
- α das Konfidenzniveau,
- $\text{VaR}_\alpha(X)$: das $(1 - \alpha)$ -Quantil der Verteilung von X .

Im praktischen Anwendungsfall wird der VaR häufig mit einem Konfidenzniveau von 95 % oder 99 % berechnet. Bei einem Konfidenzniveau von $\alpha = 0,95$ bedeutet ein VaR-Wert von beispielsweise -450€ , dass mit einer Wahrscheinlichkeit von 95 % der Verlust nicht größer als 450 € sein wird. Die verbleibenden 5 % der Fälle repräsentieren das „Extremrisiko“, bei dem größere Verluste eintreten können.

Es ist hervorzuheben, dass der VaR kein Erwartungswert ist, sondern einen Grenzwert darstellt. Während der Mittelwert das durchschnittliche Verhalten der betrachteten Größe beschreibt, liefert der VaR eine Aussage über das Verlustpotenzial in Extremfällen. Zwei Verteilungen können denselben Erwartungswert, aber völlig unterschiedliche VaR-Werte besitzen, insbesondere wenn sie sich in der Streuung oder in den Extremwerten unterscheiden.

3 Methodik

Für die Berechnung des VaR kann je nach Datenlage und Modellannahmen auf unterschiedliche Verfahren zurückgegriffen werden, beispielsweise auf analytische Ansätze unter Verteilungsannahmen, historische Auswertungen oder stochastische Simulationen. In dieser Arbeit wird der VaR auf Basis der aus der Monte-Carlo-Simulation generierten Szenarien bestimmt, indem das entsprechende Quantil der simulierten Ergebnisverteilung ausgewählt wird (Olson & Wu, 2023).

4 Durchführung der Analyse

In diesem Kapitel werden die in Abschnitt 3 eingeführten Methoden praktisch umgesetzt. Ausgangspunkt sind statistische Verfahren wie Varianz- und Autokorrelationsanalysen, die als empirische Grundlage für die Modellierung dienen. Darauf aufbauend erfolgt die Simulation von Temperatur- und Preiszeitreihen mithilfe von Random-Walk-Ansätzen. Durch die Einbindung autoregressiver Varianten können zeitliche Abhängigkeiten berücksichtigt und realistische Szenarien erzeugt werden. Diese Szenarien bilden die Basis für die Ableitung temperaturabhängiger Verbrauchsmuster, welche in eine Monte-Carlo-Simulation der Kosten überführt werden. Auf dieser Grundlage wird eine Risikoanalyse durchgeführt, deren zentrale Kennzahl der VaR ist. Ziel ist es, Unsicherheiten im Erdgasvertrieb quantitativ zu erfassen und eine belastbare Entscheidungsgrundlage für die Risikobewertung zu schaffen.

4.1 Zielsetzung und Gesamtaufbau des Tools

Für die Umsetzung wurde ein interaktives Simulationswerkzeug entwickelt, das vollständig in Python programmiert und in einer Jupyter-Notebook-Umgebung organisiert ist. Der modulare Aufbau ermöglicht eine schrittweise Ausführung sowie die visuelle Kontrolle von Zwischenergebnissen. Eine durchgängige Kommentierung erhöht die Transparenz und erleichtert die Erweiterbarkeit, etwa durch zusätzliche Temperaturprognosen oder alternative Preisannahmen.

Zum Einsatz kommen bewährte Bibliotheken wie *pandas*, *numpy*, *matplotlib*, die eine effiziente Datenverarbeitung, numerische Simulation und grafische Darstellung gewährleisten. Die Eingangsdaten, darunter historische Temperaturreihen, Terminpreise und Spotmarktdaten, werden aus Excel-Dateien eingelesen. Dadurch ist eine direkte Kompatibilität mit unternehmensüblichen Datenbeständen gegeben.

Das Tool umfasst die Simulation von Temperaturverläufen, die Ableitung von Verbrauchsszenarien, die Erzeugung von Preiszeitreihen, die Monte-Carlo-Simulation zur Kostenschätzung sowie die anschließende Risikoanalyse. Ergänzende grafische Darstellungen sichern die Plausibilität der Ergebnisse und unterstützen eine intuitive Interpretation. Somit verbindet das Werkzeug analytische Leistungsfähigkeit mit praktischer Anwendbarkeit.

4.2 Simulation von Temperaturszenarien

Die Simulation von Temperaturszenarien bildet die Grundlage zur Abbildung temperaturabhängiger Nachfrageverläufe im Erdgasvertrieb. Das Kundenverbrauchsverhalten wird auf Basis des synthetischen Lastprofilverfahrens modelliert (siehe Kapitel 3.4), wobei die Temperatur die

4 Durchführung der Analyse

zentrale Eingangsgröße darstellt. Ziel der Simulation ist die Generierung plausibler Temperaturverläufe, die sowohl kurzfristige Zufallsschwankungen als auch langfristige saisonale Strukturen berücksichtigen.

Das methodische Fundament bildet ein stochastischer Ansatz auf Basis eines Random-Walk-Modells. Die Temperaturreihe wird als Summe einer deterministischen Komponente und eines stochastischen Anteils dargestellt. Die deterministische Komponente entspricht dem Normprofil der saisonalen Temperaturentwicklung, während der stochastische Anteil durch ein autoregressives Modell vierter Ordnung mit Zufallsstörungen gebildet wird. Die mathematische Formulierung orientiert sich an Formel 3.9. Damit werden zufallsgetriebene, aber statistisch konsistente Temperaturreihen erzeugt.

4.2.1 Historische Temperaturdaten und Aufbereitung

Die stochastische Simulation basiert auf historischen Temperaturdaten der Messstation Berlin-Dahlem (Stations-ID 10381), die über die Meteostat-Datenbank bereitgestellt werden. Der Analysezeitraum umfasst Januar 2019 bis Juli 2024. Diese Eingrenzung auf fünf Jahre stellt sicher, dass aktuelle klimatische Entwicklungen berücksichtigt und Verzerrungen durch veraltete Messwerte vermieden werden.

Für die Berechnung werden Tagesmittel-, Tagesminimum- und Tagesmaximumtemperaturen verwendet. Weitere meteorologische Parameter bleiben unberücksichtigt, um die Modellstruktur auf die temperaturabhängige Nachfrage zu fokussieren. Der Import erfolgt mit *pandas.read_excel()*. Das Datum wird mit *pd.to_datetime()* in ein standardisiertes Zeitformat konvertiert. Alle Temperaturwerte werden in das Fließkommaformat überführt, um eine fehlerfreie numerische Verarbeitung zu gewährleisten. Anschließend erfolgt die Transformation in NumPy-Arrays, wodurch effiziente statistische Berechnungen möglich sind.

Zur Parametrisierung werden globale Minimal- und Maximaltemperaturen mit *np.min()* und *np.max()* bestimmt. Zusätzlich werden für jeden Monat die Minimal- und Maximalwerte der Tagesmitteltemperaturen berechnet. Über *groupby('month')* und *.var()* erfolgt die Berechnung der monatsspezifischen Varianz nach Definition der Varianz in Formel 3.1. Damit entstehen Kenngrößen, die sowohl absolute Grenzen als auch die Streuung innerhalb eines Monats beschreiben. Diese Parameter begrenzen den Wertebereich der Simulation und verhindern klimatisch unrealistische Resultate.

4 Durchführung der Analyse

4.2.2 Autokorrelationsanalyse

Temperaturzeitreihen weisen eine hohe Persistenz auf, da die Werte eines Tages stark mit den Temperaturen der Vortage korrelieren. Zur Abbildung dieser Abhängigkeit wird die Autokorrelation bis zur vierten Ordnung gemäß Formel 3.3 berechnet.

Die Umsetzung erfolgt in Python durch Verschiebung der Zeitreihe mittels *.shift()*. Für Lags von 1 bis 4 Tagen werden lineare Korrelationen zwischen Original- und verschobenen Werten berechnet. Die resultierenden Autokorrelationskoeffizienten werden in einem *dictionary* gespeichert. Anschließend erfolgt eine Normierung, sodass die Summe aller vier Koeffizienten den Wert 1 ergibt. Diese Normierung verhindert eine Dominanz einzelner Verzögerungen und stellt sicher, dass die Gewichtung der vergangenen Tage realitätsnah erfolgt. Das Ergebnis ist das Array *autokorrelationen_norm*, das später direkt in die autoregressive Komponente eingeht.

4.2.3 Referenzprofil der Normtemperatur

Neben den stochastischen Einflüssen wird ein deterministisches Referenzprofil integriert. Grundlage ist das Testreferenzjahr des Deutschen Wetterdienstes mit stündlichen Temperaturwerten über ein Jahr (8.760 Werte). Die Daten werden mit *pandas* eingelesen und numerisch formatiert. Zur Bildung eines Tagesmittelwerts werden die Stundenwerte je Kalendertag gruppiert und über 24 Stunden gemittelt. Das Ergebnis ist ein Vektor mit 365 Tageswerten, der als Array gespeichert wird.

Dieses Normprofil bildet die saisonale Struktur der Temperatur unabhängig von kurzfristigen Schwankungen ab. Eine Plausibilitätsprüfung stellt sicher, dass genau 365 Werte vorliegen. Bei Abweichungen wird ein Fehler ausgelöst. Das Normprofil wird später als deterministische Komponente in der Simulation additiv genutzt.

4.2.4 Implementierung des Simulationsmodells

Die Simulation erfolgt in der Funktion *tempszenarien_generieren*. Die Eingabeparameter umfassen *simulation_start_datum*, *letzte_4_tage*, *simulationsdauer* und *simulation_anzahl*. Damit können Startpunkt, initiale Temperaturhistorie, Länge der Simulation und Anzahl der Szenarien flexibel definiert werden.

Der Ablauf beginnt mit der Berechnung der Abweichungen *delta_hist* zwischen den vier zuletzt beobachteten Temperaturen und den zugehörigen Normtemperaturen. Diese Differenzen dienen als Initialwerte für die autoregressive Komponente. In jedem Iterationsschritt wird eine neue Abweichung *delta_neu* berechnet. Dazu werden die Elemente von *delta_hist* mit den

4 Durchführung der Analyse

Koeffizienten aus *autokorrelationen_norm* multipliziert und summiert. Der stochastische Term wird durch weißes Rauschen ε_k ergänzt, das mit *np.random.normal()* generiert wird. Die Standardabweichung dieses Rauschens wird aus der monatlichen Varianz als Quadratwurzel berechnet (Formel 3.2). Damit ist die Intensität der zufälligen Schwankungen vom jeweiligen Monat abhängig.

Die Abweichung *delta_neu* wird anschließend auf den Wertebereich von -15 °C bis +15 °C beschränkt, um extreme Ausreißer auszuschließen. Die endgültige Temperatur eines Tages ergibt sich durch Addition von *delta_neu* zur Normtemperatur. Liegt der Wert außerhalb der zuvor bestimmten monatlichen Grenzen, wird eine Soft-Clipping-Methode nach Formel 3.5 angewendet. Der Parameter $\alpha = 0,8$ sorgt dafür, dass der simulierte Wert graduell in Richtung der Monatsgrenzen verschoben wird, ohne abrupte Sprünge zu erzeugen.

Nach der Berechnung wird der Tageswert auf zwei Dezimalstellen gerundet und in die Ergebnisliste aufgenommen. Gleichzeitig wird *delta_hist* aktualisiert, sodass stets die letzten vier Abweichungen gespeichert bleiben. Dieser iterative Prozess wird über die gesamte *simulationsdauer* ausgeführt. Für jedes Szenario entsteht so ein vollständiger Temperaturverlauf.

4.2.5 Ergebnisse und Ausgabe

Nach Abschluss der Berechnungen gibt die Funktion *tempszenarien_generieren* zwei Listen zurück: *alle_szenarien* mit den simulierten Temperaturreihen und *datumsliste* mit den zugehörigen Kalendertagen. Jedes Szenario enthält eine realistische Abfolge täglicher Temperaturen, die sowohl saisonale Strukturen als auch stochastische Schwankungen abbildet. Durch die Kombination deterministischer und autoregressiver Komponenten wird gewährleistet, dass die simulierten Reihen innerhalb klimatologischer Grenzen bleiben und dennoch Variabilität aufweisen.

Damit liefert das Modell eine robuste Grundlage für die nachfolgende Ableitung temperaturabhängiger Verbrauchsszenarien und deren Integration in Kosten- und Risikoanalysen.

4.3 Ermittlung von Volumenszenarien

Die Berechnung des temperaturabhängigen Gasverbrauchs bildet den zentralen Schritt zur Überführung der simulierten Temperaturverläufe in konkrete Verbrauchsreihen. Grundlage ist das synthetische Lastprofilverfahren nach Abschnitt 3.4, das mathematische Zusammenhänge zwischen Außentemperatur und Heizbedarf beschreibt. Ziel ist die Generierung realitätsnaher Verbrauchswerte, die physikalische Abhängigkeiten und nutzerspezifische Muster abbilden.

4 Durchführung der Analyse

4.3.1 Parameterdefinition

Zu Beginn werden die globalen Eingabeparameter festgelegt. Der Kundenwert KW definiert den täglichen Energieverbrauch in kWh unter Standardbedingungen. Die Sigmoid-Parameter A , B , C , D und θ_0 steuern den nichtlinearen Verlauf des Heizbedarfs nach Formel 3.13. Die linearen Parameter m_H und b_H beschreiben die Heizgerade für niedrige Temperaturen, während m_W und b_W die Warmwassergerade für höhere Temperaturen festlegen. Zusätzlich wird die Liste *wochentagsfaktoren* definiert, die mit sieben Einträgen unterschiedliche Verbrauchsniveaus für Montag bis Sonntag beschreibt.

4.3.2 Algorithmische Umsetzung

Die Funktion *profilfunktion(temp)* implementiert die in den Formeln 3.11 bis 3.13 definierte mathematische Beziehung zwischen Temperatur und normiertem Verbrauch. Als Eingabe dient die auf zwei Dezimalstellen gerundete Außentemperatur. Der lineare Anteil f_{lin} wird nach Formel 3.12 berechnet, der Sigmoid-Term f_{sig} nach Formel 3.13. Ein Stabilisierungsparameter δ verhindert numerische Instabilitäten bei kleinen Differenzen oder Divisoren. Das Ergebnis der *profilfunktion* ist die Summe aus f_{sig} und f_{lin} und liefert einen dimensionslosen Verbrauchswert, der die temperaturabhängige Nachfrage konsistent abbildet.

Die Funktion *berechne_q_tag(temp, datum)* wandelt diesen normierten Wert in einen realen Energieverbrauch um. Dazu wird der Wochentag aus *datum* ermittelt und der entsprechende Faktor F_{WT} aus *wochentagsfaktoren* ausgewählt. Anschließend erfolgt die Multiplikation von KW , *profilfunktion(temp)* und F_{WT} , was den Tagesverbrauch q_{tag} in kWh ergibt (Formel 3.10).

Die Funktion *verbrauch_berechnen(temperatures, daten)* erstellt vollständige Verbrauchsreihen für eine Zeitreihe von Temperaturen. Für die ersten drei Tage wird die jeweilige Tagesmitteltemperatur T_D direkt verwendet. Ab dem vierten Tag wird eine Allokationstemperatur nach Formel 3.14 berechnet. Diese ergibt sich als gewichteter Mittelwert der aktuellen und der drei vorangehenden Temperaturen mit Gewichten 1, 0.5, 0.25 und 0.125. Durch diese Glättung wird die thermische Trägheit von Gebäuden abgebildet. Mit der geglätteten Temperatur wird anschließend *berechne_q_tag* aufgerufen. Das Ergebnis ist eine Liste täglicher Verbrauchswerte mit der Länge der simulierten Periode.

4 Durchführung der Analyse

4.3.3 Anwendung auf Szenarien

Die Funktion *verbrauch_berechnen* wird auf sämtliche durch *tempszenarien_generieren* erzeugten Temperaturpfade angewendet. In der Liste *alle_szenarien* liegen beispielsweise 100 Temperaturzeitreihen mit einer Länge von 365 Tagen. Für jede Reihe wird eine vollständige Verbrauchszeitreihe erzeugt und in der Liste *verbrauch_szenarien* gespeichert. Jede Eintragung repräsentiert den Jahresverlauf eines möglichen temperaturabhängigen Verbrauchs. Damit entsteht eine Bandbreite an Verbrauchspfaden, die unmittelbar in Risiko- und Kostenanalysen eingeht.

4.3.4 Normverbrauch

Zur Bestimmung eines Referenzwerts wird die Verbrauchsfunktion auf die Normtemperaturreihe angewendet. Mit *verbrauch_berechnen(normtemperatur, daten)* entsteht die deterministische Jahresreihe *verbrauch_norm*. Diese bildet typische Verbrauchsmuster unter Standardbedingungen ab und dient als Beschaffungsgrundlage in der Energiewirtschaft.

4.3.5 Differenzszenarien

Im letzten Schritt werden die simulierten Verbrauchsreihen mit dem Normprofil verglichen. Die Differenz wird für jedes Szenario i und jeden Tag t nach Formel 3.16 berechnet:

$$\Delta q_t^{(i)} = q_{\text{norm},t} - q_{\text{sim},t}^{(i)} \quad (3.16)$$

Dabei bezeichnet:

- $\Delta q_t^{(i)}$: die tägliche Abweichung im Szenario i am Tag t ,
- $q_{\text{norm},t}$: den Verbrauch des Normprofils am Tag t ,
- $q_{\text{sim},t}^{(i)}$: den simulierten Verbrauch im Szenario i am Tag t .

Die Ergebnisse werden in der Struktur *differenz_szenarien* gespeichert. Positive Werte zeigen Überschüsse an, negative Werte Unterdeckungen. Damit lassen sich temperaturbedingte Spotmarktmengen realistisch ableiten und in Handelsstrategien einbeziehen.

4.4 Simulation von Spotpreisszenarien

Die Abbildung der zukünftigen Preisentwicklung unter Unsicherheit erfordert die Generierung stochastischer Spotpreisszenarien. Diese Szenarien dienen der Quantifizierung möglicher Preisschwankungen, der Bewertung von Beschaffungsstrategien und der Ermittlung

4 Durchführung der Analyse

risikoadäquater Aufschläge. Eine ausschließlich deterministische Modellierung wäre für den Energiemarkt unzureichend, da die hohe Volatilität des Spotmarktes nicht berücksichtigt würde.

4.4.1 Einlesen und Aufbereitung der Preisdaten

Die Basis der Szenariogenerierung bildet die Analyse historischer Preisreihen. Hierfür werden zwei separate Dateien eingelesen: *terminpreise_historisch.xlsx* und *spot_preise_historisch.xlsx*. Beide Dateien bestehen aus den Spalten *Date* und *Price*. Der Import erfolgt mit *pd.read_excel()*, wobei die Dateipfade zuvor über *os.path.join* erzeugt werden, um eine modulare Projektstruktur sicherzustellen. Die Spalte *Date* wird mit *pd.to_datetime* in ein einheitliches Datumsformat überführt. Die Spalte *Price* wird bereinigt und in ein numerisches Format konvertiert.

Die historischen Spotpreise wurden am 1. Juli 2025 heruntergeladen und umfassen den Zeitraum von Januar 2019 bis Ende Juni 2025. Die Terminpreise wurden am selben Tag abgerufen und decken den Zeitraum von Januar 2024 bis Juni 2025 ab. Bei den Terminpreisen handelt es sich um Futures-Kontrakte auf Monatsprodukte, die den marktimplizierten Preis des jeweiligen Liefermonats abbilden.

Zur Vermeidung von Verzerrungen durch Krisenjahre werden die Daten ab Januar 2024 gefiltert. Diese Einschränkung stellt sicher, dass die Analyse auf die aktuelle Marktsituation nach der Energiepreiskrise fokussiert bleibt. Der Filter wird über eine Abfrage der Jahresvariable implementiert, anschließend werden die Indizes mit *reset_index()* neu gesetzt.

Im nächsten Schritt erfolgt die Aggregation auf Monatsbasis. Hierzu wird mit *.dt.to_period('M')* eine Monatsvariable erzeugt, die anschließend mit *.groupby* gruppiert und mit *.mean()* gemittelt wird. Auf diese Weise entstehen monatliche Durchschnittspreise sowohl für Spot- als auch für Terminmärkte. Die Monatsperioden werden abschließend wieder in Zeitstempel konvertiert, um die weitere Verarbeitung zu vereinheitlichen.

Die Zusammenführung der beiden Reihen erfolgt mit *pd.merge* über die gemeinsame Monatsvariable. Danach wird die prozentuale Abweichung berechnet, indem die Differenz aus Spot- und Terminpreis durch den Terminpreis geteilt und mit 100 multipliziert wird. Anschließend werden Minimalwert, Maximalwert und Standardabweichung dieser Abweichung mit *.min()*, *.max()* und *.std()* bestimmt. Diese Kennzahlen dienen der Parametrisierung der Monte-Carlo-Simulation und sichern, dass die stochastisch erzeugten Preisszenarien die in der Vergangenheit beobachtete Struktur realistisch widerspiegeln.

4 Durchführung der Analyse

4.4.2 Interpolation tagesgenauer Terminpreise

Da Terminpreise nur in monatlicher Frequenz vorliegen, ist für die Simulation eine tagesgenaue Reihe erforderlich. Zunächst wird eine *pd.Series* mit Monatswerten erstellt. Mit *pd.date_range()* wird ein täglicher Index *datum_index* erzeugt, der den gesamten Zeitraum umfasst. Der Index wird mit *pd.offsets.MonthEnd(1)* bis zum Monatsende erweitert.

Die Monatswerte werden mit *.reindex()* auf den täglichen Index projiziert. Fehlende Werte entstehen und werden mit *.interpolate(method='time')* aufgefüllt. Das Ergebnis ist die Serie *terminpreis_serie_interpoliert*. Diese bildet eine kontinuierliche Preisreihe und dient als deterministische Referenzkurve für die stochastische Simulation.

4.4.3 Simulation der Spotpreisszenarien

Die Funktion *preisszenarien_generieren* erstellt die Spotpreisverläufe. Eingaben sind *simulation_anzahl*, *simulationsdauer*, *datumsliste_dt*, das Wörterbuch *täglicher_terminpreis_dict*, der Autokorrelationskoeffizient *autokorrelation_preis_lag1* und die Volatilität *spot_std_daily*. Zunächst wird eine leere Liste *alle_preisszenarien* definiert.

Die äußere Schleife läuft über *simulation_anzahl*. Für jedes Szenario wird eine Liste *szenario* angelegt. Die innere Schleife iteriert über *datumsliste_dt*. Für jeden Tag wird der Terminpreis aus *täglicher_terminpreis_dict* ausgelesen. Die Datumsumwandlung erfolgt mit *pd.Timestamp*. Ein fehlender Wert löst einen Fehler aus, sodass nur vollständige Referenzdaten verarbeitet werden.

Am ersten Tag eines Szenarios wird der simulierte Preis auf den Terminpreis gesetzt. Damit startet die Simulation ohne Sprung. Ab dem zweiten Tag erfolgt die autoregressive Fortschreibung. Der Tagespreis setzt sich aus drei Komponenten zusammen. Erstens der Autokorrelationsanteil: die Abweichung des Vortages vom Terminpreis wird mit *autokorrelation_preis_lag1* multipliziert und zum aktuellen Terminpreis addiert. Zweitens der stochastische Beitrag: ein weißes Rauschen ε_k mit Erwartungswert null und Standardabweichung *spot_std_daily*, erzeugt mit *np.random.normal()*. Drittens der Drift: der Terminpreis selbst, der den simulierten Wert an die marktimplizierte Referenz zurückführt. Formal entspricht die Regel der Formel:

$$P_t = F_t + \varphi \cdot (P_{t-1} - F_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (4.1)$$

Dabei bezeichnet:

- P_t : den simulierten Preis am Tag
- F_t : den Terminpreis (Forward) am Tag

4 Durchführung der Analyse

- φ : den Autokorrelationskoeffizienten,
- $(P_{t-1} - F_{t-1})$: die Abweichung des Preises vom Terminpreis am Vortag,
- ε_t : den stochastischen Rauschterm (weißes Rauschen).

Zur Vermeidung von Extremwerten erfolgt ein Soft Clipping. Liegt der simulierte Wert unter *spot_min*, wird er mit 80 % Gewicht auf den simulierten Wert und 20 % Gewicht auf die untere Grenze zurückgeführt. Liegt er über *spot_max*, erfolgt die analoge Mischung mit der oberen Grenze. Dadurch werden unplausible Ausreißer verhindert, ohne abrupte Schnitte zu erzeugen.

Nach dieser Begrenzung wird der Wert mit *round* auf drei Dezimalstellen gerundet und in *szenario* gespeichert. Nach Abschluss der inneren Schleife enthält *szenario* eine vollständige Zeitreihe mit der Länge *simulationsdauer*. Diese wird an *alle_preisszenarien* angehängt. Nach Abschluss der äußeren Schleife gibt die Funktion *alle_preisszenarien* zurück.

4.4.4 Ergebnisse

Das Ergebnis ist eine zweidimensionale Struktur mit *simulation_anzahl* Einträgen. Jeder Eintrag ist eine Liste simulierten Tagespreise mit der Länge von *datumsliste_dt*. Jede Reihe bildet einen möglichen Marktverlauf ab, der Autokorrelation, Volatilität und Terminpreisdrift integriert. Durch diese Konstruktion entstehen realistische, stochastische Szenarien, die den historischen Eigenschaften angepasst sind und für Risikoanalysen und Strategiebewertungen genutzt werden können.

4.5 Monte-Carlo-Simulation zur Bewertung von Ausgleichskosten

Die Monte-Carlo-Simulation dient der quantitativen Bewertung der finanziellen Auswirkungen temperatur- und preisbedingter Verbrauchsabweichungen. Betrachtet werden nicht die gesamten Beschaffungskosten, sondern ausschließlich die zusätzlichen Kosten oder Erlöse, die aus Differenzmengen im Spotmarkt resultieren. Grundlage bilden die in Kapitel 4.3 generierten Volumensszenarien *differenz_szenarien* sowie die in Kapitel 4.4 erzeugten Preisszenarien *preisszenarien*. Für jede Kombination beider Reihen wird berechnet, welche finanziellen Effekte durch Zukauf oder Verkauf der Differenzmengen entstehen.

4.5.1 Methodischer Ansatz

Die Berechnung erfolgt in der Funktion *berechne_kostenmatrix_diff()*. Eingaben sind Listen von Spotpreispfaden *preisszenarien* und Verbrauchsdifferenzen *differenz_szenarien*. Mit *anzahl = len(preisszenarien)* wird die Anzahl der Szenarien bestimmt. Eine leere Matrix *kosten_matrix*

4 Durchführung der Analyse

der Dimension ($anzahl \times anzahl$) wird mit `np.zeros()` initialisiert. Jede Zeile repräsentiert ein Verbrauchsszenario, jede Spalte ein Preisszenario.

Für jedes Verbrauchsszenario i wird die Reihe mit `np.array()` konvertiert und von Kilowattstunden in Megawattstunden umgerechnet. Diese Umrechnung stellt sicher, dass die Verbrauchsabweichungen in derselben Einheit wie die Spotpreise (€/MWh) vorliegen und damit eine konsistente Kostenberechnung möglich ist. In der inneren Schleife wird das Preisszenario j als Array geladen. Die elementweise Multiplikation von Verbrauchsdifferenz und Spotpreis liefert die täglichen Ausgleichskosten. Mit `np.sum()` werden diese über den gesamten Simulationszeitraum summiert, mit `round(..., 2)` auf zwei Dezimalstellen gerundet und in `kosten_matrix[i, j]` gespeichert.

4.5.2 Mathematische Formulierung

Die Ausgleichskosten für jedes Verbrauchsszenario i und Preisszenario j ergeben sich als Summe der Produkte aus täglicher Verbrauchsabweichung und Spotpreis:

$$K_{i,j} = \sum_{t=1}^T \Delta q_t^{(i)} \cdot p_t^{(j)} \quad (4.2)$$

- $K_{i,j}$: die gesamten Ausgleichskosten für Verbrauchsszenario i und Preisszenario j ,
- $\Delta q_t^{(i)}$: die Verbrauchsabweichung im Szenario i am Tag t ,
- $p_t^{(j)}$: den Spotpreis im Preisszenario j am Tag t ,
- T : die Länge des Simulationszeitraums in Tagen.

Positive Abweichungen entsprechen Überschüssen, negative Unterdeckungen. Die Gleichung fasst beide Effekte zu einer ökonomisch interpretierbaren Kennzahl zusammen, die für jedes Szenariopaar die gesamten Ausgleichszahlungen in Euro liefert.

4.5.3 Ergebnis

Die Matrix `kosten_matrix` enthält somit für jede denkbare Kombination von Preis- und Verbrauchspfad die resultierenden Ausgleichskosten. Jede Zelle repräsentiert den finanziellen Effekt eines spezifischen Marktszenarios. Damit entsteht eine vollständige Datenbasis für die Analyse von Spotmarktrisiken und die Herleitung risikoadäquater Aufschläge.

4.6 Bewertung der Kostenmatrix mit VaR-Ansatz

Die zuvor berechnete Kostenmatrix stellt die Verteilung möglicher Ausgleichskosten dar, die aus simulierten Preis- und Verbrauchsszenarien resultieren. Um diese Verteilung quantitativ

4 Durchführung der Analyse

auszuwerten, wird das in Kapitel 3.5 beschriebene Value-at-Risk-Konzept herangezogen. Der VaR wird nach Formel 3.15 als Quantilmaß definiert und erlaubt die Bestimmung einer Verlustschwelle, die mit einer vorgegebenen Wahrscheinlichkeit nicht überschritten wird.

4.6.1 Methodische Umsetzung

Die zweidimensionale Matrix *kosten_matrix* wird mit *flatten()* in ein eindimensionales Array werte überführt. Jeder Eintrag dieses Arrays entspricht den Gesamtausgleichskosten einer spezifischen Kombination aus Preis- und Verbrauchsszenario. Anschließend wird die Liste *confidence_levels* definiert, welche Konfidenzniveaus in 5-Prozent-Schritten sowie zusätzlich 96 %, 97 %, 98 % und 99 % umfasst.

Für jedes Konfidenzniveau *conf* wird der Schwellenwert berechnet, den genau $\gamma\%$ der Szenarien nicht überschreiten. Mit *np.percentile(werte, alpha * 100)* wird dann das entsprechende Quantil ermittelt. Der erhaltene Wert *var* repräsentiert den VaR in Euro für das gewählte Konfidenzniveau.

Zur Verbesserung der Vergleichbarkeit wird der VaR auf die gesamte Beschaffungsmenge in Megawattstunden bezogen. Diese Beschaffungsmenge ergibt sich aus der Summe des normierten Jahresverbrauchs *verbrauch_norm*. Da *verbrauch_norm* in Kilowattstunden vorliegt, wird die Summe durch 1000 geteilt, um eine Umrechnung in Megawattstunden vorzunehmen. Das Ergebnis wird in der Variablen *beschaffungsmenge_mwh* gespeichert. Anschließend wird der absolute VaR *var* durch diese Beschaffungsmenge dividiert. Der Quotient wird in der Variablen *spezifischer_var* abgelegt und als spezifischer VaR in €/MWh interpretiert.

4.6.2 Ergebnis

Die Resultate aller Konfidenzniveaus werden in einem *pandas.DataFrame* gespeichert. Die Tabelle enthält für jedes Niveau sowohl den absoluten VaR in Euro als auch den spezifischen VaR in €/MWh. Damit wird eine skalierte und reproduzierbare Risikobewertung ermöglicht, die unmittelbar auf den simulierten Kostenverteilungen basiert und eine solide Grundlage für die weitere Analyse darstellt. Im folgenden Kapitel werden die Ergebnisse der durchgeführten Simulation systematisch vorgestellt. Dabei werden sowohl zentrale Zwischenergebnisse als auch die Gesamtergebnisse aufgezeigt und anschließend deren Ursachen, Zusammenhänge sowie mögliche Interpretationen diskutiert.

5 Ergebnisse

Auf Grundlage der in Kapitel 3 beschriebenen Methoden wurden in Kapitel 4 die praktischen Simulationen durchgeführt. Daraus resultieren vollständige Szenarien für Temperatur, Verbrauch und Preise, die als Basis für die Auswertung dienen. Im Folgenden werden diese Ergebnisse im Detail vorgestellt und anhand von Abbildungen und Tabellen veranschaulicht.

Temperaturverlauf und simulierte Temperaturszenarien

Die Auswertung der historischen Tagesmitteltemperaturen der Wetterstation Berlin-Dahlem zeigt eine ausgeprägte zeitliche Abhängigkeit. Die berechneten Autokorrelationskoeffizienten liegen zwischen 0,95 (erster Ordnung) und 0,84 (vierter Ordnung) und weisen damit durchgehend hohe Werte auf. Dies bestätigt, dass die Temperaturentwicklung in hohem Maße von den Werten der Vortage beeinflusst wird. Die vollständigen Werte sind in Tabelle 1 dargestellt.

Tabelle 1: Autokorrelationskoeffizienten der Tagesmitteltemperatur. [Eigene Darstellung]

Lag-Ordnung	1	2	3	4
Koeffizient	0,9507	0,8923	0,8585	0,8372

In Abbildung 2 ist die Normtemperatur als schwarze Linie dargestellt, die den saisonalen Verlauf mit Minimum von etwa -5°C im Winter und Maximum von rund 27°C im Sommer wiedergibt. Die blauen Linien zeigen stochastisch simulierte Szenarien, deren Verlauf um die Normtemperatur schwankt. Der Temperaturbereich reicht von etwa -16°C im Winter bis zu rund 40°C im Sommer, bei einer typischen Spannweite von ca. 20 K zu jedem Zeitpunkt. Damit wird sowohl der erwartete Jahresgang als auch die natürliche Unsicherheit der Temperaturentwicklung realistisch abgebildet.

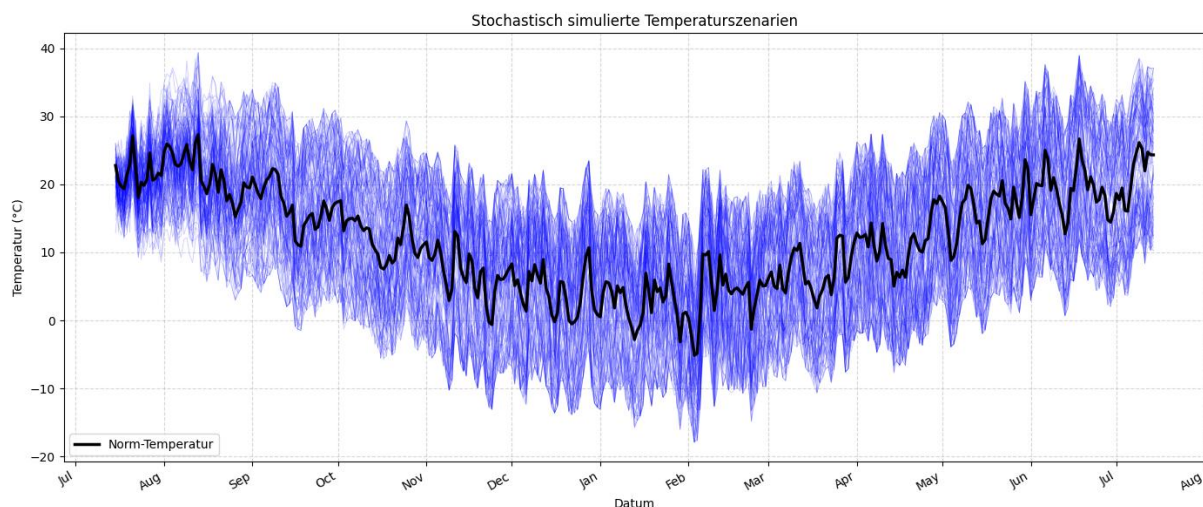


Abbildung 2: Darstellung von Temperaturszenarien. [Eigene Darstellung]

5 Ergebnisse

Temperaturabhängiger Gasverbrauch und Verbrauchsszenarien

Abbildung 3 zeigt die aus den Temperaturszenarien abgeleiteten Verbrauchsszenarien für Erdgas im Zeitraum von Juli 2025 bis August 2026. Die schwarze Linie stellt den normierten Verbrauch dar, der als Referenzprofil dient. Die simulierten Szenarien weisen eine deutliche saisonale Struktur auf: niedrige Werte im Sommer, allmählicher Anstieg ab Oktober und Spitzenverbräuche zwischen Dezember und Februar. Einzelne Extrempfade erreichen Verbrauchswerte von über 170 MWh/Tag, während die Mehrzahl der Szenarien im Winterhalbjahr zwischen 75 und 125 MWh/Tag liegt. Im Sommer konzentrieren sich die Werte überwiegend unter 25 MWh/Tag. Die hohe Dichte der blauen Linien um die schwarze Referenzkurve deutet auf eine starke Übereinstimmung vieler Szenarien mit dem Normverbrauch hin, wobei Ausreißer sowohl nach oben als auch nach unten auftreten.

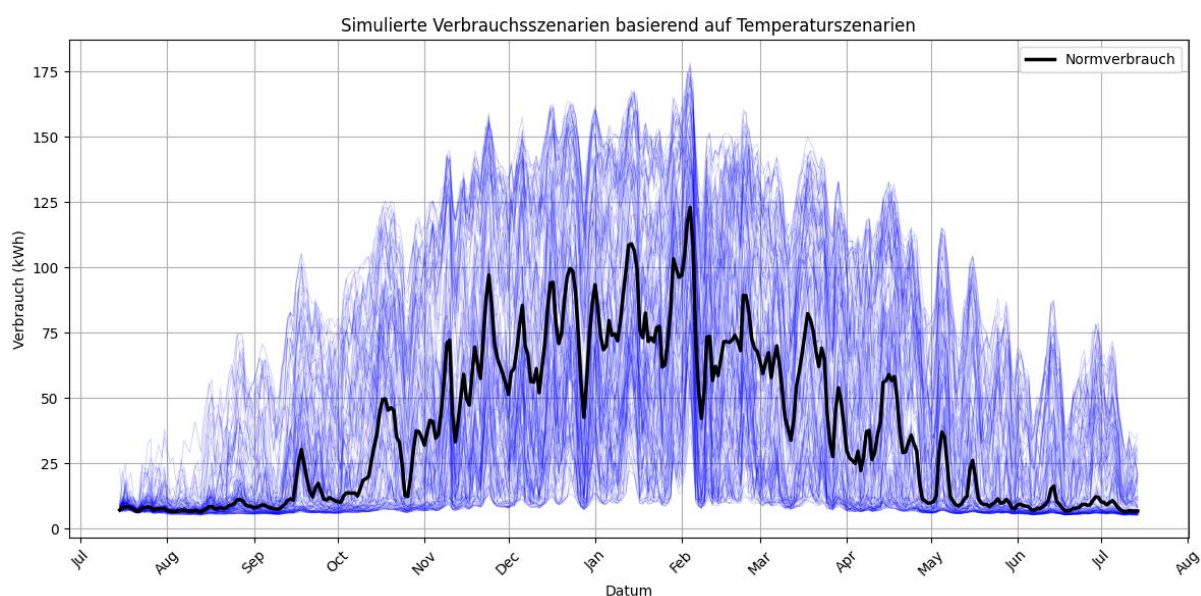


Abbildung 3: Darstellung von simulierten Temperaturverläufen. [Eigene Darstellung]

Simulierte Spotpreisszenarien für Erdgas

Abbildung 4 zeigt simulierte Preisverläufe für Erdgas im Spotmarkt im Zeitraum von Juli 2025 bis August 2026. Die Werte schwanken überwiegend zwischen etwa 20 €/MWh und 55 €/MWh, einzelne Extrempfade erreichen bis knapp über 60 €/MWh bzw. bis knapp unter 20 €/MWh. Im Gesamtverlauf ist zu erkennen, dass sich die meisten Szenarien im mittleren Preisbereich zwischen 25 €/MWh und 40 €/MWh bewegen. Die Linien verlaufen stark überlagert, was auf eine hohe Dichte der simulierten Verläufe im Kernbereich hinweist. Trotz einzelner Ausreißer nach

5 Ergebnisse

oben und unten verbleibt der Großteil der Szenarien in einem kompakten Band, das den überwiegenden Teil des Jahres abbildet.

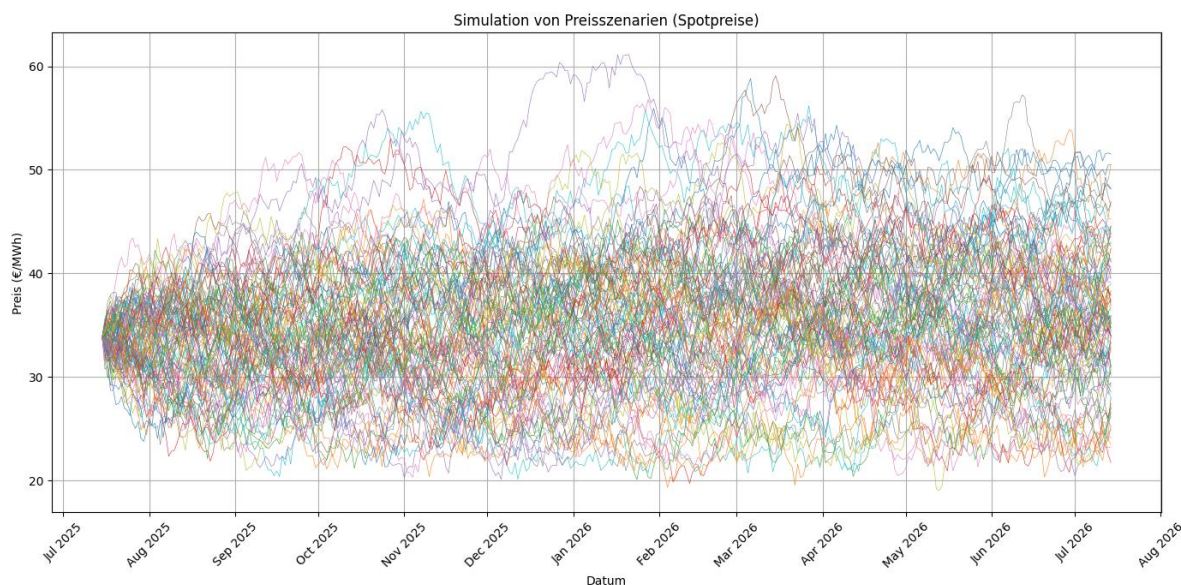


Abbildung 4: Darstellung von simulierten Preisszenarien. [Eigene Darstellung]

Value-at-Risk-Analyse

Das Histogramm in Abbildung 5 zeigt die Häufigkeitsverteilung der simulierten Profit-and-Loss-Werte in Euro. Die Werte erstrecken sich von rund -800 € bis etwa +450 €. Die meisten Szenarien konzentrieren sich im Bereich zwischen -300 € und +300 €, wobei mehrere markante Häufungen erkennbar sind. Die Verteilung ist nicht symmetrisch, und der Bereich negativer Werte ist insgesamt stärker besetzt.

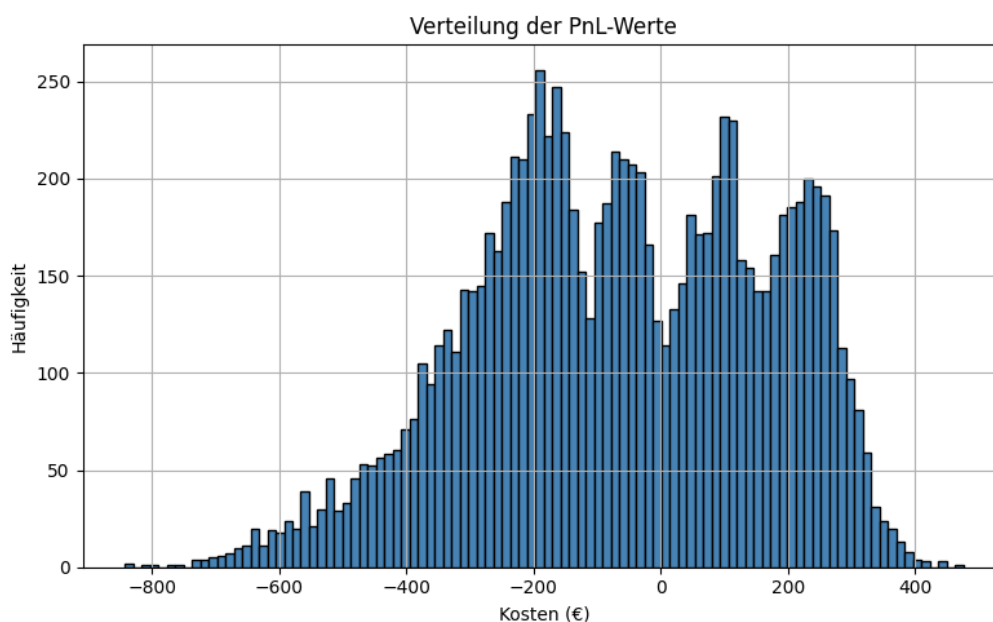


Abbildung 5: Verteilung der PnL-Werte. [Eigene Darstellung]

5 Ergebnisse

Die in Tabelle 2 dargestellten Value-at-Risk-Werte zeigen, dass mit steigendem Konfidenzniveau der potenzielle zusätzliche Aufwand deutlich zunimmt. Bei sehr niedrigen Niveaus, etwa 5 %, liegt der VaR noch bei 19,86 €/MWh und nimmt danach zunächst stark ab. Die Medianlage befindet sich zwischen 40 % und 45 % Konfidenz, was bedeutet, dass rund 42 % der Szenarien einen Gewinn und etwa 58 % einen Verlust aufweisen. Ab etwa 50 % Konfidenz steigen die VaR-Werte wieder deutlich an. Im ungünstigsten simulierten Szenario, bei 99 % Konfidenz, beträgt der zusätzliche finanzielle Aufwand 43,94 €/MWh.

Tabelle 2: VaR (€/MWh) bei verschiedenen Konfidenzniveaus. [Eigene Darstellung]

Konfidenzniveau (%)	5	25	40	45	50	75	95	99
VaR (€/MWh)	19,86	8,80	0,94	-2,28	-4,61	-16,40	-32,61	-43,94

Zusammenfassung

Die in diesem Kapitel dargestellten Simulationsergebnisse liefern ein vollständiges Bild der möglichen Entwicklungen von Temperatur, temperaturabhängigem Erdgasverbrauch sowie Spotpreisen im Untersuchungszeitraum. Die Resultate verdeutlichen sowohl typische saisonale Muster als auch die Bandbreiten möglicher Extremwerte. Zudem geben die durchgeführte VaR-Analyse und die Verteilungen der Profit-and-Loss-Werte einen quantitativen Überblick über potenzielle finanzielle Risiken.

Im folgenden Kapitel 6 werden diese Ergebnisse vertieft interpretiert, die zugrunde liegenden Zusammenhänge erläutert und im Rahmen der Diskussion hinsichtlich ihrer Bedeutung für das Risikomanagement bewertet.

6 Diskussion

Temperaturszenarien

Die simulierten Temperaturszenarien weisen eine ausgeprägte zeitliche Abhängigkeit auf, was sich in den hohen Autokorrelationswerten widerspiegelt. Diese ergeben sich aus der physikalischen Trägheit der Atmosphäre, da großräumige Temperaturverläufe meist über mehrere Tage stabil bleiben. Das Modell bildet diese Abhängigkeit durch die implementierten Autokorrelationsparameter realitätsnah ab.

Der saisonale Verlauf mit hohen Temperaturen im Sommer und tiefen Werten im Winter resultiert aus den astronomischen Rahmenbedingungen, insbesondere dem jahreszeitlichen Zyklus des Sonnenstands. Diese Struktur wird durch die Normtemperaturkurve im Modell vorgegeben.

Die extremen Werte entstehen durch seltene, aber historisch belegte Wetteranomalien wie Hitzewellen oder Kälteperioden. Die Spannweite von etwa 20 K zu jedem Zeitpunkt ergibt sich aus der Kombination historischer Varianzen mit stochastischer Schwankung, wodurch das Modell eine realistische Bandbreite möglicher Temperaturentwicklungen für Berlin abbildet.

Gasverbrauchsszenarien

Die simulierten Gasverbrauchsszenarien zeigen eine klare Abhängigkeit von den Temperaturen, da der Heizbedarf stark an kältere Temperaturverläufe gekoppelt ist. Bereits bei Unterschreiten bestimmter Schwellentemperaturen steigt der Verbrauch überproportional an, was sich in den steilen Anstiegen im Herbst und den Spitzen im Winter widerspiegelt.

Der saisonale Verlauf ist deutlich ausgeprägt: Während im Sommer lediglich eine geringe Grundlast für Warmwasser oder Prozesswärme anfällt, steigt der Verbrauch ab Oktober kontinuierlich an und erreicht zwischen Dezember und Februar sein Maximum.

Die Unterschiede zwischen den einzelnen Szenarien ergeben sich aus der variierenden Häufigkeit und Intensität von Kälteperioden in den Temperatursimulationen. Extremwerte von über 170 MWh/Tag treten nur in Szenarien mit langanhaltenden und ausgeprägten Kältewellen auf, während die meisten Pfade im Winterhalbjahr Werte zwischen 75 und 125 MWh/Tag erreichen.

Preisszenarien

Die simulierten Spotpreisszenarien bewegen sich überwiegend im Bereich zwischen 25 €/MWh und 40 €/MWh, was dem marktüblichen Niveau und historischen Durchschnittswerten entspricht. Einzelne Ausreißer überschreiten 60 €/MWh oder fallen unter 20 €/MWh, was auf

6 Diskussion

seltene, aber mögliche Marktschocks oder außergewöhnliche Nachfrage- bzw. Angebotssituationen hinweist.

Eine hohe Autokorrelation in den Preisreihen sorgt dafür, dass kurzfristige Schwankungen geglättet und Preisänderungen nur schrittweise vollzogen werden. Die dichte Überlagerung der Linien im mittleren Preisband verdeutlicht, dass sich der Großteil der Simulationen eng um die zentrale Trajektorie konzentriert. Dadurch entsteht ein kompaktes Preiskorridorprofil, das den wahrscheinlichen Verlauf unter normalen Marktbedingungen abbildet.

Verteilung der P&L-Werte

Die Verteilung der simulierten Profit-and-Loss-Werte zeigt eine deutliche Asymmetrie mit einer stärkeren Besetzung im negativen Bereich, was auf ein höheres Risiko von Verlusten als von Gewinnen hinweist. Mehrere markante Häufungen („Cluster“) deuten auf typische Kombinationen von Preis- und Temperaturszenarien hin, die sich wiederholen. So führen beispielsweise längere Kälteperioden in Verbindung mit hohen Marktpreisen zu stark negativen Ausprägungen, während milde Winterphasen bei niedrigen Preisen eher im Gewinnbereich liegen. Die Spannweite von rund -800 € bis +450 € verdeutlicht die erheblichen Unterschiede zwischen den Extremszenarien und die hohe Sensitivität des Ergebnisses gegenüber gleichzeitigen Schwankungen in Temperatur und Preis. Das Überwiegen negativer Szenarien hängt auch damit zusammen, dass die klimatologische Norm auf Daten der vergangenen Jahrzehnte basiert. Infolge des Klimawandels steigen die Temperaturen jedoch, und Winter werden tendenziell milder. Gleichzeitig reagieren viele Marktteilnehmer auf Basis dieser Normprognosen und tätigen ihre Beschaffungen entsprechend. Weichen die realen Temperaturen davon ab, führt das zu gleichzeitigen Kauf- oder Verkaufsaktivitäten vieler Akteure, was eine ungleichmäßige Verteilung von Angebot und Nachfrage erzeugt und letztlich Verluste begünstigt.

Value at Risk

Die VaR-Analyse zeigt, dass mit steigendem Konfidenzniveau die potenziellen Verluste zunehmen, da extremere Szenarien einbezogen werden. Da das Ziel nicht in der Margenmaximierung, sondern in der Risikobegrenzung liegt, empfiehlt sich eine moderate Risikoeinschätzung, die sowohl Schutz vor Verlusten bietet als auch die Wettbewerbsfähigkeit wahrt. Die Simulation ist dabei lediglich ein Modell, das reale Entwicklungen nur angenähert widerspiegelt und nie exakt abbilden kann. Entsprechend muss das Risikomanagement stets eine Balance zwischen Absicherung und Kundenattraktivität finden.

7 Zusammenfassung und Ausblick

Die vorliegende Bachelorarbeit befasst sich mit dem Temperaturmengenrisiko im Erdgasvertrieb, also dem finanziellen Risiko, das durch Abweichungen zwischen den prognostizierten und den tatsächlich allokierten Gasverbräuchen entsteht. Solche Abweichungen müssen kurzfristig über volatile Spotmärkte ausgeglichen werden, was zu erheblichen Mehrkosten führen kann. Im liberalisierten Energiemarkt ist dies besonders relevant, da Gasversorger langfristig zu festen Terminpreisen einkaufen, während temperaturbedingte Mehr- oder Minderverbräuche unvorhersehbar bleiben und erst am Vortag durch den ANB gemeldet werden. Die Differenzmengen müssen anschließend zu tagesaktuellen Spotpreisen beschafft oder veräußert werden. Die zentrale Forschungsfrage lautet daher, wie sich dieses Risiko quantifizieren und in einen angemessenen Risikozuschlag auf den Gaspreis für Endkunden übersetzen lässt.

Der Praxisbezug ergibt sich aus einer konkreten Anfrage der Vattenfall Europe Sales GmbH, die ein Modell zur verbesserten Bewirtschaftung temperaturbedingter Beschaffungsrisiken forderte. Aus Unternehmenssicht ist eine präzise Kalkulation entscheidend.

Zur Beantwortung der Forschungsfrage wurde ein Python-basiertes Simulationsmodell entwickelt, das Temperatur-, Gasverbrauchs- und Preisszenarien generiert und mithilfe stochastischer sowie betriebswirtschaftlicher Methoden die erforderlichen Risikoaufschläge berechnet. Die Implementierung erfolgt in einem Jupyter Notebook unter Verwendung der Bibliotheken pandas, numpy und matplotlib zur effizienten Verarbeitung und Visualisierung großer Datenmengen.

Die Temperaturszenarien basieren auf einem Random-Walk-Ansatz mit Gedächtnis, da Temperaturen aufgrund physikalischer Trägheit hohe Autokorrelationskoeffizienten aufweisen. Grundlage bildet die Normtemperatur des Deutschen Wetterdienstes, die den typischen saisonalen Verlauf abbildet.

Die Verbrauchsszenarien werden unter Anwendung des von den ANB verwendeten synthetischen Lastprofilverfahrens erstellt. Es kombiniert einen linearen Anteil für den Grundverbrauch und einen sigmoidalen Anteil, der den nichtlinearen Anstieg des Heizbedarfs bei sinkenden Temperaturen beschreibt. Eingangsgröße ist ausschließlich die simulierte Tagestemperatur.

Auf derselben Grundlage wird die Beschaffungsmenge anhand der Normtemperatur berechnet. Während der Lieferperiode führen Abweichungen zu Differenzmengen, die am Spotmarkt zu beschaffen oder zu verkaufen sind.

7 Zusammenfassung und Ausblick

Die Spotpreissimulation erfolgt unter Nutzung interpolierter Terminmarktdaten als Basis. Darauf wird ein Random-Walk-Prozess mit Autokorrelation erster Ordnung angewendet, ergänzt durch ein Soft-Clipping, um extreme Preisspitzen zu glätten, ohne sie auszuschließen.

Die abschließende Monte-Carlo-Simulation kombiniert Temperatur-, Verbrauchs- und Preisszenarien zu einer Vielzahl möglicher PnL-Verläufe. Aus den resultierenden Verteilungen wird der VaR für verschiedene Konfidenzniveaus ermittelt, der die Grundlage für die Risikozuschläge bildet.

Die Temperaturszenarien zeigen realistische saisonale Verläufe mit plausiblen Extremen. Die Verbrauchsszenarien weisen die erwartete Saisonalität auf: niedrige Werte im Sommer, Anstieg im Herbst und Spitzen im Winter. Die Spotpreisszenarien bewegen sich überwiegend zwischen 20 und 40 €/MWh, was dem Preisniveau nach der Energiekrise entspricht.

Die Kostenverteilung ist asymmetrisch: Rund 58 % der Szenarien führen zu Mehrkosten, 42 % zu Minderkosten oder Gewinnen. Kombinationen aus kalten Wintern und hohen Preisen verursachen stärkere Verluste als warme Winter mit niedrigen Preisen. Einsparungen generieren. Die Ergebnisse der VaR-Analyse weisen bei einem Konfidenzniveau von 99 % auf einen potenziellen zusätzlichen Beschaffungsaufwand von etwa 44 €/MWh hin. Selbst bei geringeren Konfidenzniveaus verbleiben die Risikowerte im zweistelligen Bereich, was die Relevanz des abgesicherten Risikoaufschlags unterstreicht. Das Modell ermöglicht die Ableitung von Risikoaufschlägen, die einerseits ausreichend absichern und andererseits die Wettbewerbsfähigkeit erhalten.

Trotz der erzielten Ergebnisse weist das Modell einige methodische und inhaltliche Einschränkungen auf, die seine Anwendbarkeit und Übertragbarkeit begrenzen. Das Modell wurde auf Basis eines stabilen Zeitraums ohne die Marktverwerfungen von 2022 kalibriert, wodurch die Übertragbarkeit auf Extremsituationen ungetestet bleibt. Die Analyse beschränkt sich auf Haushaltskunden mit SLP-Profilen, andere Kundengruppen oder Klimaregionen wurden nicht betrachtet. Zudem wurden Temperatur- und Preissimulationen unabhängig voneinander modelliert, obwohl in der Realität Temperaturextreme häufig Preisbewegungen beeinflussen.

Ungeachtet der genannten Limitationen stellt die Arbeit ein transparentes und anpassbares Instrument zur Quantifizierung temperaturabhängiger Beschaffungsrisiken bereit. Es bietet eine fundierte Grundlage für die Weiterentwicklung von Risikomanagementstrategien im Energievertrieb und eröffnet Potenzial für zukünftige Forschung, etwa zur Modellierung von Temperatur-Preis-Korrelationen oder zur Anpassung an außergewöhnliche Marktsituationen.

8 Literaturverzeichnis

- Argus Media. (2023, August 28). *Market: Natural Gas, LNG, Gas & Power* [Blogartikel]. Market Opinion and Analysis Blog A Year on: The TTF Returns from the Stratosphere. <https://www.argusmedia.com/en/news-and-insights/market-opinion-and-analysis-blog/a-year-on-the-ttf-returns-from-the-stratosphere>
- Barot, M., & Hromkovič, J. (2020b). *Stochastik. 2: Von der Standardabweichung bis zur Beurteilenden Statistik / Michael Barot, Juraj Hromkovič*. Birkhäuser.
- BDEW – Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V., VKU – Verband kommunaler Unternehmen e. V., & GEODE – Groupement Européen des entreprises et Organismes de Distribution d'Énergie, EWIV. (2024). *BDEW/VKU/GEODE Leitfaden* (S. 183). BDEW Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e.V.
- Boka, N. (2018). *Autokorrelationen in der Historischen Simulation: Analyse der Autokorrelationsarmen Abbildung Von Zinsänderungsrisiken*. Gabler.
- Chan, J., & Kroese, D. P. (2025). *Statistical modeling and computation* (Second edition). Springer.
- Christof Niehörster & Bernd Waschulewski. (2009). Entwicklung des Erdgasmarktes. *Gaswirtschaft*. BET Consulting GmbH. https://www.bet-consulting.de/fileadmin/redaktion/PDF/Veroeffentlichungen/2009/BET-Artikel_Entwicklung_Erdgasmarkt_0901.pdf
- Crastan, Valentin. (2018). *Elektrische Energieversorgung 2. Energiewirtschaft und Klimaschutz, Elektrizitätswirtschaft und Liberalisierung, Kraftwerktechnik und alternative Stromversorgung, chemische Energiespeicherung* (4., bearbeitete Auflage, Bd. 2). Springer Vieweg.

8 Literaturverzeichnis

- Eller, R., Heinrich, M., Perrot, R., & Reif, M. (2010). *Management von Rohstoffrisiken: Strategien, Märkte und Produkte*. Gabler Verlag / GWV Fachverlage GmbH, Wiesbaden.
<https://doi.org/10.1007/978-3-8349-8562-0>
- EnBW Energie Baden-Württemberg AG. (2024, Januar 24). *Füllstand der Gasspeicher: Lage im Winter 2023/24 stabil* [Blogartikel]. EnBW Blog. <https://www.enbw.com/blog/energie/wende/fuellstand-der-gasspeicher-lage-im-winter-2023-24-stabil/>
- engie. (2025, Januar 21). *Europas Gasmarkt: Marktmechanismen verstehen und Strategien entwickeln* [Blogartikel]. Engie Magazin. <https://www.engie-deutschland.de/de/magazin/europas-gasmarkt-marktmechanismen-verstehen-und-strategien-entwickeln>
- European Energy Exchange AG. (2025). *Physical Gas Derivatives* [Informationsseite]. European Energy Exchange. <https://www.eex.com/en/markets/natural-gas/physical-gas-derivatives?>
- Fabian Kozam. (2024, Januar 14). *Die Energiewende: Herausforderungen und Chancen für Deutschland* [Blogartikel]. Eleks Blog. <https://eleks.com/de/blog/energiewende-herausforderungen-und-chancen/>
- Frey, H. C., & Nießen, G. (2005). *Monte-Carlo-Simulation: Quantitative Risikoanalyse für die Versicherungsindustrie*. Gerling Akademie Verl.
- Fristedt, B., & Gray, L. (1997). *A Modern Approach to Probability Theory*. Birkhäuser.
<https://doi.org/10.1007/978-1-4899-2837-5>
- Gärtner, M. (1989). *Arbeitskonflikte in der Bundesrepublik Deutschland: Eine Empirische Untersuchung Ihrer Makroökonomischen Ursachen und Konsequenzen*. Springer Berlin / Heidelberg.
- GASAG AG. (2025, Juni 23). *Gasverbrauch in Deutschland. Wie viel Gas verbrauchen wir im Jahr?* [Blogartikel]. GASAG Magazin. <https://www.gasag.de/magazin/energiesparen/gasverbrauch-deutschland/>

8 Literaturverzeichnis

- Hecker, W. (with Lau, C., & Müller, A.). (2015). *Zukunftsorientierte Unternehmenssteuerung in der Energiewirtschaft*. Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH.
- Heidel, Robin. (2013). *Energiemanagement bei Öffentlich-Privaten Partnerschaften. Ein Referenzmodell für energieeffiziente Hochbauprojekte*. Springer Vieweg.
- Henze, N. (2024). *Irrfahrten – Faszination der Random Walks: Ein elementarer Einstieg in die stochastischen Prozesse* (3rd ed. 2024). Springer Fachmedien Wiesbaden.
<https://doi.org/10.1007/978-3-658-45609-2>
- Lawler, G. F., & Limic, V. (2010). *Random walk: A modern introduction*. Cambridge University Press.
- Luhmann, H.-J. (2012). Die Zukunft der Energieversorgung: Atomausstieg, Versorgungssicherheit und Klimawandel. *ifo Schnelldienst*, 65(12), 22–26.
- Matzen, F. J., & Tesch, R. (Hrsg.). (2017). *Industrielle Energiestrategie: Praxishandbuch für Entscheider des produzierenden Gewerbes*. Springer Gabler.
<https://doi.org/10.1007/978-3-658-07606-1>
- Netze BW. (2025, Juni 20). *Registrierende Leistungsmessung (RLM)* [Blogartikel]. Registrierende Leistungsmessung (RLM). <https://www.netze-bw.de/zaehler/stromzaehler/registrierende-lastgangmessung>
- Next Kraftwerke GmbH. (2025, Juni 20). *Bilanzkreismanagement* [Informationsseite]. Was ist ein Bilanzkreis? <https://www.next-kraftwerke.de/wissen/bilanzkreis>
- Olson, D. L., & Wu, D. (2023). *Enterprise Risk Management Models: Focus on Sustainability* (4th ed. 2023). Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-68038-4>
- Schiffer, Hans-Wilhelm. (2019). *Energiemarkt Deutschland: Daten und Fakten zu konventionellen und erneuerbaren Energien* (1. Auflage). Springer Vieweg.
<https://doi.org/10.1007/978-3-658-23024-1>

8 Literaturverzeichnis

- Schnorr, Stephan. (2019). *Energiebeschaffung in Industrieunternehmen. Erfolgreiches Agieren am Energiemarkt*. Springer Gabler.
- Schüwer Dietmar, Karin Arnold, Carmen Dienst, Stefan Lechtenböhmer, Frank Merten, Manfred Fishedick, Nikolaus Supersberger, & Christoph Zeiss. (2010). *Erdgas: Die Brücke ins regenerative Zeitalter* (S. 51) [Endbericht]. Wuppertal Institut für Klima, Umwelt, Energie. https://epub.wupperinst.org/frontdoor/deliver/index/docId/3536/file/3536_Erdgas.pdf
- Smith, J. O. I. (with Stanford University). (2010). *Physical audio signal processing: For virtual musical instruments and audio effects*. Stanford University, CCRMA.
- Spitzer, F. (1976). *Principles of Random Walk* (Second Edition). Springer.
- Stoll, Marina. (2016). *Risiken in der deutschen Energiewirtschaft. Ein Risikomanagement für die Energiewende*. Igel Verlag RWS.
- Trading Hub Europe GmbH. (2025, Juni 20). *Portrait & Gesellschafter*. Trading Hub Europe. <https://www.tradinghub.eu/de-de/Unternehmen/Portrait-Gesellschafter>
- Verordnung über den Zugang zu Gasversorgungsnetzen (Gasnetzzugangsverordnung – GasNZV), Pub. L. No. BGBl. I S. 2738 (2025). https://www.gesetze-im-internet.de/gas-nzv_2010/_2.html
- Virtuelles Kraftwerk der EnBW. (2024, August 24). *Liberalisierung* [Informationsseite]. Interconnector – Wissen. <https://www.interconnector.de/wissen/liberalisierung/>

Anhang - Transkription des leitfadengestützten Experteninterviews

Interviewpartner: Jans Holger, Abteilungsleiter Customer Service B2C, Vattenfall Europe Sales GmbH

Datum: 25. Juni 2025

Ort: Vattenfall Europe Sales GmbH, Berlin

Art des Interviews: Qualitatives, leitfadengestütztes Interview

Transkription: leicht sprachlich geglättet, inhaltlich unverändert

Frage 1:

Welche zentralen Risiken sehen Sie aktuell bei der Gasbeschaffung im Energievertrieb?

Antwort:

Ein wesentliches Risiko besteht im Volumenrisiko, das sich aus verschiedenen Faktoren ergibt:

- Veränderungen im Verbrauchsverhalten der Kunden (z. B. aufgrund konjunkturellen Drucks, veränderter Auftragslage, Insolvenzen oder Geschäftsaufgaben)
- Ein politisch gewollter Wechsel des Energieträgers während der Vertragslaufzeit, z. B. der Umstieg von Gas auf eine Wärmepumpe
- Eine generelle Verbrauchsreduktion infolge von Sparmaßnahmen und hohen Preissignalen beim Endverbraucher (bestehend aus Beschaffungskosten, Netzentgelten sowie staatlichen Umlagen und Steuern, z. B. CO₂-Abgabe)

Frage 2:

Wie bewerten Sie dabei konkret die Bedeutung des Temperaturmengenrisikos für die Beschaffung und Bepreisung?

Antwort:

Das Temperaturmengenrisiko ist von hoher Bedeutung, da die „Unberechenbarkeit“ der Temperaturentwicklung ein wesentlicher Treiber des Risiko-Exposures ist.

Frage 3:

Wie wirkt sich eine deutlich niedrigere bzw. höhere Temperatur als die Normtemperatur auf die kurzfristige Nachbeschaffung aus? Beobachten Sie dabei systematische Übertreibungen bei den Spotmarktpreisen, die durch das Verhalten der Marktteilnehmer hervorgerufen werden und dadurch die Korrelation zwischen Spotmarktpreisen und Temperatur beeinflussen?

Antwort:

Das Temperaturrisiko wirkt theoretisch gleichgerichtet: Ist es kälter als erwartet, müssen alle Marktteilnehmer nachkaufen, was zu steigender Nachfrage und höheren Preisen führt. Ist es wärmer, tritt das Gegenteil ein.

Alle Marktteilnehmer orientieren sich in der Regel an ähnlichen Normkurven (z. B. 10-Jahres-Mittelwert oder 5 Jahre gewichtet). Allerdings wird der Spotmarkt nicht ausschließlich von temperaturbedingten Volumenveränderungen beeinflusst, auch externe Faktoren wie Konjunktur, Speicherauslastung oder globale Nachfrage spielen eine Rolle.

Deshalb ist die Korrelation zwischen Spotmarkt und Temperatur nicht immer klar und kann sich je nach Zeitraum unterscheiden. Dennoch zeigt sich ein genereller, über mehrere Jahre nachweisbarer Trend. Eine gute Prognosebasis (z. B. eigene Normkurve) ist deshalb entscheidend für differenzierte Risikoabschätzungen im Wettbewerb.

Frage 4:

Welche spezifischen Methoden oder Modelle wurden bisher innerhalb von Vattenfall genutzt, um das Temperaturmengenrisiko in die Kalkulation der Endkundenpreise einzubeziehen?

Antwort:

Zunächst müssen wir das Risiko in einzelne Bausteine zerlegen. Die Energiebeschaffung erfolgt zum Vertragsabschluss für z. B. 12 Monate, in denen der Preis fix bleibt. Deshalb benötigen wir eine genaue Erwartung der Temperaturentwicklung für jeden einzelnen Liefertag (z. B. Heiligabend in einem Jahr), abgeleitet aus unserer Normkurve.

Der Unterschied zwischen tatsächlicher und erwarteter Temperatur beeinflusst das beschaffte Volumen und damit den Gewinn oder Verlust.

Bisher basierten unsere Modelle eher auf der Fortschreibung vergangener Kosten (historische Betrachtung) und weniger auf systematisch integrierten Unsicherheiten, etwa durch Monte-

Carlo-Verteilungen oder einer zeitbasierten Zunahme der Streuung über die Lieferperiode hinweg.

Frage 5:

Sie haben intern ein präzisiertes Modell zur besseren Bewirtschaftung des Temperaturmengenrisikos gefordert. Was waren die konkreten Gründe dafür, und welche Anforderungen sollte ein solches Modell erfüllen?

Antwort:

Pauschale Modelle führen oft zur Sozialisierung von Risiken oder zu einer verspäteten Berücksichtigung veränderter Einflussparameter (z. B. Volatilität, Normkurvenanpassung).

Ein Beispiel: Wenn für verschiedene Vertragslaufzeiten derselbe Risikoaufschlag verwendet wird, obwohl das Risiko im 1. Jahr geringer und im 2. Jahr höher ist, kann das zu Fehlallokationen führen. Im Wettbewerb kann das bedeuten, dass man im 2. Jahr zu wenig absichert und Verluste macht.

Ein gutes Modell muss daher Veränderungen im Umfeld zeitnah berücksichtigen und eine differenzierte, möglichst granular abgestufte Preisbildung ermöglichen.

Frage 6:

Glauben Sie, dass sich die Relevanz des Temperaturmengenrisikos durch den Klimawandel, etwa durch häufigere milde Winter oder Extremwetterlagen, in Zukunft weiter verstärken wird?

Antwort:

Ja. Die Volatilität und die Amplituden der Wetterextreme nehmen zu. Dadurch wird die Vorhersage schwieriger, die Schwankungsbreiten des Risikos steigen, ebenso wie seine Eintrittswahrscheinlichkeiten.

Frage 7:

Wie bewerten Sie den Trend, Normtemperaturen zunehmend aus kürzeren, jüngeren Zeiträumen zu berechnen, um den Klimawandel besser abzubilden?

Antwort:

Die nahe Vergangenheit ist der Zukunft ähnlicher als die ferne. Es ist wichtig, den projizierten Jahresmittelwert zu berücksichtigen, aber ebenso die Volatilität und Veränderung saisonaler Ausschläge (z. B. zu kalte oder zu warme Übergangsmonate wie April oder Mai). Ein zu langer historischer Zeitraum unterschätzt meiner Ansicht nach diese Veränderungen deutlich.

Frage 8:

Sehen Sie weitere Risiken im Energievertrieb, die direkt oder indirekt mit dem Temperaturmen-
genrisiko zusammenhängen?

Antwort:

Im Gasvertrieb ist die Verfügbarkeit von Smart Metering (registrierende Tagesmessung) noch nicht flächendeckend. Bei SLP-Kunden erfolgt die Verbrauchsprognose durch den Netzbetreiber auf Basis temperaturbasierter Modelle. Diese können stark von der Realität abweichen.

Aktuell trägt das Prognoserisiko der Netzbetreiber. Mit dem Ausbau von Lastgangmessung verlagert sich dieses Risiko auf den Energievertrieb. Es muss dann aktiv durch Modellanpassung, Rekalibrierung oder Neuentwicklung begleitet werden.