



Lehrstuhl für Energieverbundtechnik

Masterarbeit

Optimierung der Biomasse-KWK Anlage
in Steyr



Justus Scheiblauer, BSc

November 2024



EIDESSTÄTTLICHE ERKLÄRUNG

Ich erkläre an Eides statt, dass ich diese Arbeit selbstständig verfasst, andere als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel nicht benutzt, den Einsatz von generativen Methoden und Modellen der künstlichen Intelligenz vollständig und wahrheitsgetreu ausgewiesen habe, und mich auch sonst keiner unerlaubten Hilfsmittel bedient habe.

Ich erkläre, dass ich den Satzungsteil „Gute wissenschaftliche Praxis“ der Montanuniversität Leoben gelesen, verstanden und befolgt habe.

Weiters erkläre ich, dass die elektronische und gedruckte Version der eingereichten wissenschaftlichen Abschlussarbeit formal und inhaltlich identisch sind.

Datum 07.11.2024

Unterschrift Verfasser/in
Justus Scheiblauer

DANKSAGUNG

An dieser Stelle möchte ich mich bei all denjenigen bedanken, die zum Gelingen dieser Masterarbeit beigetragen haben.

Mein besonderer Dank gilt zunächst meinem Betreuer, Univ.-Prof. Dipl.-Ing. Dr. techn. Thomas Kienberger, für seine regelmäßige Unterstützung, seine wertvollen Anregungen und das Zustandekommen dieser Kooperation zwischen Universität und Industrie. Ein ebenso großer Dank gebührt meinem zweiten Betreuer seitens des Lehrstuhls für Energieverbundtechnik, Dipl.-Ing. Josef Steinegger, dessen persönliche Unterstützung und wertvolle inhaltliche Inputs, insbesondere im Bereich der Optimierung mit MATLAB®, entscheidend zum Erfolg dieser Arbeit beigetragen haben.

Ein herzliches Dankeschön geht an die Bioenergie Steyr GmbH. Hier gilt Dr. Andreas Oberhammer mein ganz besonderer Dank. Seine inhaltliche Unterstützung war äußerst hilfreich und keineswegs selbstverständlich. Er hat mir die Möglichkeit gegeben, eigene Ergebnisse dieser Arbeit in die Praxis umzusetzen, und hat viel Zeit in dieses Projekt investiert. Als Vorreiter bei der EVN AG in diesem Themenbereich hat er maßgeblich dazu beigetragen, dass diese Arbeit erfolgreich realisiert werden konnte. Auch Dipl.-Ing. Lukas Müllauer hat sich viel Zeit genommen, um mich in die Herausforderungen und Funktionsweise des Biomasseheizkraftwerkes einzuarbeiten.

KURZFASSUNG

Die Wirtschaftlichkeit von Biomasseheizkraftwerken war in der Vergangenheit häufig von Ökostromförderungen abhängig, die jedoch zunehmend auslaufen, wie das Beispiel am Biomasseheizkraftwerk Steyr zeigt. Diese Masterarbeit untersucht daher sowohl die Umsetzung als auch die Vorteile einer wirtschaftlichen Optimierung eines Biomasseheizkraftwerks, um den Strom lukrativ an der Börse vermarkten zu können. Damit soll Effizienz und Rentabilität angesichts volatiler Strompreise und dynamischer Wärmelasten gesteigert werden. Durch die Entwicklung eines Optimierungsmodelles, kann die Stromproduktion besser an die wechselnden Marktbedingungen angepasst werden. Zur Erreichung dieses Ziels wurde zuerst eine umfassende Analyse der theoretischen Grundlagen des Stromhandels und der Biomasseheizkraftwerke durchgeführt. Dabei liegt der Schwerpunkt auf dem Unterschied zwischen dem langfristigen und kurzfristigem Stromhandel, sowie deren spezifischen Herausforderungen.

Im empirischen Teil wurden historische Temperaturdaten von St. Pölten und Steyr verglichen, um deren Relevanz für die Wärmelastprognosen zu untersuchen. Dies führte zur Entwicklung einer angepassten Wärmelastprognose, die die spezifischen klimatischen Bedingungen in Steyr berücksichtigt. Zusätzlich wurden umfangreiche Datenanalysen und eine Optimierung mit MATLAB® durchgeführt, um die Betriebsweise der Dampfturbine des Heizkraftwerkes zu optimieren.

Die Ergebnisse dieser Arbeit zeigen, dass durch die Umsetzung des Optimierungsmodelles der kumulierte Deckungsbeitrag aus den Stromerlösen im Jahr 2023 gesteigert werden kann. Dies unterstreicht die Bedeutung der Notwendigkeit einer flexiblen Anpassung der Stromerzeugung an die volatilen Marktbedingungen. Die Arbeit zeigt, dass verbesserte Prognosemodelle nicht nur wirtschaftliche Vorteile bieten, sondern auch ökologische Vorteile, da dadurch der Brennstoffeinsatz effizienter genutzt werden kann. Ein weiterer Vorteil dabei ist, dass die Planbarkeit von Stillständen und Revisionsarbeiten erhöht wird.

ABSTRACT

In the past, the economic viability of biomass cogeneration plants was often dependent on green electricity subsidies, but these are increasingly being phased out, as the example of Steyr shows. This master's thesis therefore examines the implementation and advantages of an economic optimization of a biomass cogeneration plant in order to increase efficiency and profitability in the face of volatile electricity prices and dynamic heat loads. By developing a dynamic optimization model, electricity production is better adapted to changing market conditions. To reach this goal, a detailed analysis of the theoretical principles of electricity trading and biomass cogeneration plants was first carried out. The particular focus here was on the difference between long-term and short-term electricity trading and the specific challenges of the day-ahead market and intraday trading.

In the empirical part, historical temperature data from St. Pölten and Steyr were compared in order to investigate their relevance for heat load forecasts. This led to the development of an adapted heat load forecast that takes into account the specific climatic conditions in Steyr. In addition, extensive data analyses and an optimization with MATLAB® were carried out to optimize the operation of the steam turbine of the CHP plant.

The results show that by implementing an optimized operating model, the cumulative contribution margin of electricity sales could be significantly increased in 2023, which underlines the importance of flexibly adapting energy generation to market conditions. The work illustrates that improved forecasting models not only offer economic advantages, but also environmental ones, if fuel use becomes more efficient and the planning of maintenance work and shutdowns can be improved at the same time.

VORWORT

Diese Masterarbeit entstand im Rahmen meines Masterstudiums der Energietechnik an der Montanuniversität Leoben und wurde in Zusammenarbeit mit der Bioenergie Steyr GmbH realisiert. Die Arbeit stellt ein sehr gutes Beispiel für erfolgreiche Kooperationsmöglichkeiten zwischen der Industrie und Forschung dar. Die enge Zusammenarbeit mit den Mitarbeitern und vor allem dem Geschäftsführer, Dr. Andreas Oberhammer, der Bioenergie Steyr GmbH bot mir die Möglichkeit, theoretisches Wissen direkt in der Praxis anzuwenden und zu vertiefen.

So hatte ich auch das Privileg, regelmäßig vor Ort im Biomassekraftwerk Steyr, sowie dem baugleichen Biomasseheizkraftwerk der EVN AG in Krems zu sein, wo ich unter anderem noch besser die verfahrenstechnischen Zusammenhänge der einzelnen Aggregate verstehen konnte. Diese direkte Einbindung in den Betrieb des Kraftwerks ist von hohem Wert und steigert die Qualität der Ergebnisse dieser Arbeit. Die Ergebnisse dieser Arbeit gehen daher über theoretische Überlegungen hinaus und bieten konkrete Handlungsmöglichkeiten. Sie kann auch als Empfehlungen für die Optimierung der Stromproduktion und Wärmeproduktion in weiteren Biomasseheizkraftwerken herangezogen werden.

Da volatile Strompreise in der Energiewirtschaft in Zukunft immer mehr an Bedeutung gewinnen, könnten die Erkenntnisse und die Methodik, die in dieser Arbeit entwickelt wurde, nicht nur für das Biomassekraftwerk Steyr, sondern auch für weitere Biomassekraftwerke in Österreich von wichtigem Nutzen sein. Diese Arbeit kann somit auch als Leitfaden für die Umsetzung einer solchen Optimierung für andere Biomasseheizkraftwerke herangezogen werden.

INHALTSVERZEICHNIS

1	Einleitung	1
2	Aufgabenstellung.....	3
	2.1 Vorgehensweise.....	3
3	Theoretischer Hintergrund	4
	3.1 Strommarktmodell in Österreich.....	4
	3.1.1 Grundlast und Spitzenlast	4
	3.1.2 Handelsmärkte im Strommarkt.....	5
	3.1.3 Merit-Order	6
	3.2 Stromhandel an der Börse	9
	3.2.1 Langfristiger Handel	9
	3.2.2 Kurzfristiger Handel.....	11
	3.3 Technische Hauptanlagen des untersuchten Biomasseheizkraftwerkes	15
	3.3.1 Biomassekessel.....	16
	3.3.2 Dampfturbine	16
	3.3.3 Heizkondensator	17
	3.3.4 Entgaser.....	17
	3.3.5 Speisewasseraufbereitung	18
	3.3.6 Luftkühler	18
	3.4 Prognosemodelle	19
	3.4.1 Lineare Regressionsanalyse.....	19
	3.4.2 Multivariate Regressionsanalyse.....	20
	3.4.3 SigLinDe-Profil	21
	3.4.4 Einfluss der vergangenen Temperatur.....	23
4	Datenerhebung und Methodik	25
	4.1 Datenherkunft.....	25
	4.1.1 Hauptzählpunkte Fernwärmenetz	25
	4.1.2 Spezifische Verbraucherdaten	26
	4.1.3 Prognosedaten der EVN AG	29

4.1.4	Daten aus der Leittechnik des Heizkraftwerkes.....	29
4.1.5	Temperaturdaten von der GeoSphere Austria GmbH	30
4.2	Validierung der Daten	31
4.2.1	Temperaturvergleich von St. Pölten und Steyr	31
4.2.2	Genauigkeit der Prognosedaten der EVN AG.....	33
4.3	Wärmelastprognose	37
4.3.1	Randbedingungen	37
4.3.2	Erstes Prognosemodell.....	38
4.3.3	Zweites Prognosemodell	43
4.4	Optimierung mit MATLAB®	50
4.4.1	Randbedingungen für das Optimierungsmodell.....	50
4.4.2	Funktionsweise des MATLAB®-Modells	51
5	Ergebnisse	53
5.1	Wärmelastprognosen	53
5.1.1	Prognosemodell 1	53
5.1.2	Prognosemodell 2	56
5.1.3	Vergleich der beiden Modelle	58
5.1.4	SigLinDe-Profil	60
5.2	Optimierung.....	61
5.3	Sensitivitätsanalyse.....	64
6	Diskussion.....	68
7	Zusammenfassung und Ausblick.....	71
8	Literaturverzeichnis	73
9	Anhang	78
9.1	Einsatz von künstlicher Intelligenz.....	78
9.2	Implementierung Prognosemodell 1	79
9.3	MATLAB®-Optimierungs-Code.....	80

NOMENKLATUR

Abkürzungen

AG	Aktiengesellschaft
Bzw	Beziehungsweise
EAG	Erneuerbaren-Ausbau-Gesetz
EEX	European Energy Exchange
EPEX	European Power Exchange
EU	Europäische Union
EVN	Energie Versorgung Niederösterreich
GmbH	Gesellschaft mit begrenzter Haftung
KKS	Kraftwerk-Kennzeichnungs-System
kW	Kilowatt
KQS	Kleinste Quadrate Schätzung
MAE	Mean Absolute Error
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
MBE	Mean Bias Error
MedAD	Median Absolute Deviation
MLS	Maximum-Likelihood-Schätzung
MSE	Mean Squared Error
MW	Megawatt
MWh	Megawattstunde
OTC	Over-The-Counter
R^2	Bestimmtheitsmaß
RMSE	Root Mean Squared Error
RMSLE	Root Mean Squared Logarithmic Error

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

Abbildung 1 - Die Merit-Order-Kurve [23]	8
Abbildung 2 - Preisentwicklung für das Produkt "Baseload-Strom" für 2024 im Dezember 2023 [15]	10
Abbildung 3 - Preisentwicklung für das Produkt "Peakload-Strom" für das dritte Quartal 2024 [15]	11
Abbildung 4 - Preisentwicklung am Day-Ahead-Markt für den 9. Jänner 2024 [6]	13
Abbildung 5 - Preisentwicklung am Day-Ahead-Markt für den 26. Dezember 2023 [6]	14
Abbildung 6 - Preisentwicklung am Day-Ahead-Markt für den 8. Juni 2024 [6]	14
Abbildung 7 - Vereinfachtes Verfahrensschema des Biomasseheizkraftwerkes Steyr [34]	15
Abbildung 8 - Dampfverbrauchsdiagramm der Dampfturbine im Biomasseheizkraftwerk Steyr [36]	17
Abbildung 9 - Jahreslastgang der Anlage 12	27
Abbildung 10 - Wochenlastgang der Anlage 12	28
Abbildung 11 - Tageslastgang der Anlage 12	28
Abbildung 12 - Ausgewählte Messstation der GeoSphere Austria GmbH in Steyr für die Wärmelastprognose [51]	30
Abbildung 13 - Ausgewählte Messstation der GeoSphere Austria GmbH in St. Pölten [51] ...	31
Abbildung 14 - Vergleich der jeweiligen 1- und 2-Tagesprognosen mit der Ist-Temperatur ..	35
Abbildung 15 - Genauigkeit der Strompreisprognose	37
Abbildung 16 - Schema des Prognosemodells 1	38
Abbildung 17 - Gesamtlast im Fernwärmenetz Steyr in Abhängigkeit der Temperatur	39
Abbildung 18 - Regressionskurve vom Grad 6 für einen Dienstag	40
Abbildung 19 - Regressionskurve vom Grad 6 für einen Dienstag zwischen 10 und 16 Uhr ...	41
Abbildung 20 - Wärmelast an Sonntagen im Vergleich zu anderen Wochentagen	44
Abbildung 21 - Wärmelast um 7 Uhr morgens im Vergleich zu anderen Zeiten	44
Abbildung 22 - Einfluss der gleichgewichteten vergangenen Temperatur auf das Bestimmtheitsmaß R^2	48
Abbildung 23 - Einfluss des Stundenschwerpunktes bei unterschiedlicher Gewichtung auf das Bestimmtheitsmaß R^2	48
Abbildung 24 - Fokussierte Betrachtung des Stundenschwerpunktes bei unterschiedlicher Stundengewichtung	49
Abbildung 25 - Vereinfachte Darstellung des Optimierungsmodells	50
Abbildung 26 - Ergebnis des Wärmeprognosemodells 1 am 9. Dezember 2022	53

Abbildung 27 - Ergebnis des Wärmeprognosemodells 1 am 29. Mai 2023.....	54
Abbildung 28 - Vergleich der Wärmelastprognose mit der tatsächlichen Wärmelast.....	57
Abbildung 29 - Heatmap der Abweichungsdifferenzen zwischen Prognose und tatsächlicher Last	57
Abbildung 30 - Berechnete Fahrweise für die Dampfturbine bei gegebener Wärmelastprognose und Strompreisen.....	62
Abbildung 31 - Generierter Profit pro Stunde über einen Zeitraum von fünf Tagen	64
Abbildung 32 - Kumulierter Deckungsbeitrag der Stromverkäufe im Jahr 2023 mit und ohne Optimierung.....	69

TABELLENVERZEICHNIS

Tabelle 1- Vergleich der statistischen Kenngrößen zwischen St. Pölten und Steyr.....	32
Tabelle 2 - Durchschnittliche Temperaturdifferenz zwischen St. Pölten und Steyr in spezifischen Zeiträumen	33
Tabelle 3 - Abweichung zwischen der Temperaturprognose von den tatsächlichen Werten über unterschiedliche Zeiträume	34
Tabelle 4 - Die Abweichung der Prognosedaten der EVN AG zu den tatsächlichen Strompreisen	36
Tabelle 5 - Bestimmtheitsmaße der Regressionsanalyse für unterschiedliche Zeitbereiche ..	41
Tabelle 6 - Normalisierungsdivisoren für die Monate	45
Tabelle 7 - Normalisierungsdivisoren für die Wochentage.....	46
Tabelle 8 - Normalisierungsdivisoren für die Uhrzeiten	46
Tabelle 9 - Übersichtliche Darstellung der statistischen Kenngrößen für das Prognosemodell 1	55
Tabelle 10 - Statistische Ergebnisgrößen des Prognosemodells 2.....	58
Tabelle 11 - Vergleich der beiden erstellten Prognosemodelle.....	59
Tabelle 12 -Auszug der Ergebnisse für die Berechnung des KW-Wertes.....	60
Tabelle 13 - Vergleich des Prognosemodells 2 mit dem SigLinDe-Profiles.....	61
Tabelle 14 -Auswirkungen von Preisveränderungen der Biomasse auf den Deckungsbeitrag der Stromverkäufe.....	65
Tabelle 15 -Auswirkungen von Preisveränderungen der Kühlerleistung auf den Deckungsbeitrag der Stromverkäufe	66
Tabelle 16 - Auswirkungen von Preisveränderungen der Außentemperatur auf den Deckungsbeitrag der Stromverkäufe	66
Tabelle 17 - Auswirkungen von Preisveränderungen der Strompreise auf den Deckungsbeitrag der Stromverkäufe	67

1 EINLEITUNG

Österreich hat sich ambitionierte Klimaziele gesetzt: Bis 2030 soll bilanziell der gesamte Stromverbrauch des Landes aus erneuerbaren Energien gedeckt werden. Dieses Vorhaben ist ein zentraler Beitrag zur Erreichung der Pariser Klimaziele, bei denen sich Österreich verpflichtet hat, seine Treibhausgasemissionen nachhaltig zu senken. [1] Der Ausbau der erneuerbaren Energien, insbesondere Windkraft, Photovoltaik, Wasserkraft und Biomasse, ist diesbezüglich besonders wichtig. Um diesen Ausbau zu fördern und Investitionen in nachhaltige Energiequellen zu unterstützen, wurde in den vergangenen Legislaturperioden ein transparentes System der Ökostromförderungen angeboten. Die Betreiber erneuerbarer Energieanlagen bekamen durch die festen Einspeisetarife eine stabile Einkommensgrundlage. Dadurch konnten sie langfristig planen und kontinuierlich in weitere Projekte investieren. Diese Förderungen sind jedoch zeitlich auf zehn bis 15 Jahre begrenzt und laufen nun nach und nach aus. Ein weiteres Ziel dieser Regelung war es, den Markt auf eine eigenständige Finanzierung der erneuerbaren Energieproduktion vorzubereiten, damit die Abhängigkeit von staatlicher Unterstützung schrittweise reduziert werden kann. [2] In der Folge wurde das Erneuerbaren-Ausbau-Gesetz (EAG) entwickelt, das seit 2021 in Kraft ist. Damit wird das bisherige Fördersystem schrittweise abgelöst. Mit dem EAG wird ein neuer Ansatz verfolgt, der den Ausbau erneuerbarer Energien verstärkt über Marktmechanismen wie Marktprämien und Auktionen steuern soll. Somit gibt es die festgesetzten Einspeisetarife aus dem Ökostromgesetz nicht mehr. Auch dieses Mal ist das Ziel die Energiewirtschaft auf eine langfristig eigenständige und wirtschaftlich stabile Basis zu stellen, die weniger auf staatliche Unterstützung angewiesen ist. Das EAG sieht vor, bis 2030 die Kapazität an erneuerbaren Energien um 27 TWh zu erhöhen, um den gesamten Stromverbrauch Österreichs nachhaltig und klimafreundlich zu decken. Durch diese Marktmechanismen soll zudem ein fairer Wettbewerb gefördert werden. [3]

Als Teil dieser erneuerbaren Energieerzeugungsanlagen gewinnt somit auch Biomasse immer mehr an Bedeutung. Biomasse stellt eine erneuerbare Energiequelle dar, die ebenfalls zur Diversifizierung und vor allem Dekarbonisierung der Wärmeerzeugung beiträgt. [4] Biomasseheizkraftwerke können neben der nachhaltigen Wärmeerzeugung, auch eine zuverlässige und vor allem erneuerbare Stromerzeugung gewährleisten, wenn eine Dampfturbine in ihrer Bauweise integriert ist. Durch den zunehmenden Einsatz dezentraler erneuerbarer Energien wie Photovoltaik und Windkraft kann es zu gewissen Tageszeiten zu volatilen und vermehrt negativen Börse-Strompreisen kommen. [5, 6] Daher ist die Optimierung von Biomasseheizkraftwerken mit integrierter Kraft-Wärmekopplung entscheidend, um auf diese Preisschwankungen reagieren zu können. Eine solche Optimierung verbessert in erster Linie die Wirtschaftlichkeit, aber auch die Effizienz der Energieerzeugung,

durch einen effizienteren Einsatz von Rohstoffen. Solche Biomasseheizkraftwerke haben somit die Möglichkeit ihre Produktion an die aktuellen Marktbedingungen und unterschiedlichen Grenzkosten der Stromproduktion anzupassen: Bei hohen Strompreisen erhöhen sie die Produktion, um maximale Einnahmen zu erzielen, während sie bei niedrigen Preisen die Produktion reduzieren, um Kosten zu sparen. Hierbei müssen jedoch auch stets die Grenzkosten der Produktion, welche wiederum von der Wärmeproduktion abhängen, berücksichtigt werden. Diese Anpassungsfähigkeit ist wichtig und kann auch als großer Vorteil angesehen werden, um die Biomasseheizkraftwerke als stabile und kosteneffiziente Energiequelle zu erhalten und ihre Wettbewerbsfähigkeit auf dem Energiemarkt zu stärken und auszubauen.

2 AUFGABENSTELLUNG

Die grundlegende Aufgabenstellung dieser Arbeit ergibt sich aus dem Fakt, dass seit dem 1. April 2024 die bisherige Ökostromförderung entfällt, wodurch die Bioenergie Steyr GmbH gezwungen wird, seinen produzierten Strom direkt an der Börse zu vermarkten. Diese neue Herausforderung zwingt das Heizkraftwerk dazu, seine bisherige Betriebsstrategie zu überdenken. Bisher lief die Turbine konstant mit einer elektrischen Leistung von 5,7 Megawatt (MW), was wirtschaftlich tragbar war, da der Strompreis stabil blieb. Nun muss eine grundlegende Anpassung erfolgen.

Folglich ergibt sich die zentrale Problemstellung dieser Arbeit aus der Notwendigkeit, die Wärmelast der Verbraucher präzise vorherzusagen. Dies ist entscheidend, um die Verbraucher jederzeit genau bedienen zu können und die Grenzkosten der Stromproduktion abzuleiten. Zudem ist es wichtig, im Voraus alle Regelvorgaben an das Leitsystem zu übermitteln. Das Biomasseheizkraftwerk muss seine Betriebsweise flexibel und vor allem zielgerichtet an diese Vorhersagen anpassen, um die Versorgung der Fernwärmekunden jederzeit gewährleisten zu können. Darüber hinaus soll in Zukunft, je nach Möglichkeit die Dampfturbine so geregelt werden, dass die Wirtschaftlichkeit des gesamten Betriebes maximiert wird. Im Zuge dessen, führt die Volatilität des Strompreises am Day-Ahead-Markt, zu besonderen Herausforderungen bei der Regelung der Dampfturbine in Abhängigkeit deren Minimal- und Maximallast. Die Anpassungsfähigkeit wird zusätzlich durch die technischen Grenzen der Laständerungsgeschwindigkeit des Kraftwerks beschränkt, was eine schnelle Reaktion auf Markt- und Bedarfsänderungen erschwert.

Ziel dieser Masterarbeit ist es, ein gutes Verständnis für die komplexen Prozesse in einem Biomasseheizkraftwerk zu entwickeln und gleichzeitig eine praktische Lösung für dessen Optimierung zu liefern. Durch die Verknüpfung von wirtschaftlichen Überlegungen mit digitalen Lösungsansätzen soll ein großer Beitrag zur nachhaltigen Energieerzeugung und effizienten Brennstoffnutzung geleistet werden.

2.1 Vorgehensweise

Zu Beginn der Arbeit wird eine detaillierte Literaturstudie durchgeführt, um die theoretischen Grundlagen des Stromhandels und der Biomasseheizkraftwerke zu verstehen. Anschließend werden darauf aufbauend ein Wärmeprognosemodell mit Python und ein weiteres Modell mit multivariater Regression entwickelt, um die Wärmelast zu prognostizieren. Schließlich erfolgt die wirtschaftliche Optimierung des Lastganges der Dampfturbine des Biomasseheizkraftwerks, in Abhängigkeit der zuvor erstellten Wärmelastprognose, durch die Verwendung von MATLAB®.

3 THEORETISCHER HINTERGRUND

Im folgenden Kapitel werden die wichtigen theoretischen Grundlagen aus der Literatur bearbeitet, um ein Verständnis des vorliegenden Marktmodelles der Elektrizitätswirtschaft in Österreich, der Vermarktung von Strom an der Börse bis hin zu den wichtigsten technischen Bestandteilen einer Kraft-Wärme-Kopplungsanlage zu erhalten. Darüber hinaus wird auch die Funktionsweise von verschiedenen Prognosemodellen erläutert, welche später im praktischen Teil dieser Arbeit benötigt werden.

3.1 Strommarktmodell in Österreich

Das Marktmodell in der österreichischen Elektrizitätswirtschaft besteht aus einem liberalisierten Marktumfeld. Dadurch werden die Stromerzeuger, Netzbetreiber, sowie die Endverbraucher über verschiedene Handelsmärkte miteinander verbunden. Dabei muss auch berücksichtigt werden, dass Österreich Teil des europäischen Strommarktes ist und folglich vom internationalen Handel und einheitlichen Marktmechanismen profitiert. [7]

3.1.1 Grundlast und Spitzenlast

Die Stromproduktion und der Verbrauch müssen im Stromnetz zu jeder Zeit ausgeglichen sein. Da der Verbrauch jedoch nicht immer konstant ist, sondern von den Tageszeiten abhängig ist, wird zwischen zwei Lasttypen unterschieden, der Grundlast und der Spitzenlast. Die Grundlast (Baseload) ist die Strommenge, die kontinuierlich abgedeckt werden muss, um die Versorgungssicherheit innerhalb des Netzverbundes gewährleisten zu können. Dieser Basisbedarf bleibt über den gesamten Tag weitgehend stabil und hängt weder von Tageszeiten noch den Wochentagen ab. Diese Leistung wird von den Verbrauchern, egal ob Haushalt oder großer Industriebetrieb, zu jeder Zeit durchschnittlich benötigt. Zur Deckung dieser Grundlast sind folglich auch stabile Erzeugungsarten erforderlich, die diese kontinuierliche Stromproduktion sicherstellen können. [8] In Österreich wird die Grundlast vor allem durch Laufwasserkraftwerke, aber zum Beispiel auch zu einem vergleichsweise kleinen Anteil von Biomasseheizkraftwerken abgedeckt [9].

Durch die konstante Durchflussmenge in den Laufkraftwerken, können die Laufwasserkraftwerke über einen langen Zeitraum hinweg, eine konstante Last liefern. Folglich ist diese Form der Wasserkraft grundlastfähig. Jedoch kann auch deren Erzeugung den saisonalen Schwankungen unterliegen. [9] Die Durchflussmenge an Wasser, die von Schneeschmelze und Niederschlägen beeinflusst wird, kann die verfügbare Strommenge variieren lassen [10]. Biomassekraftwerke hingegen erzeugen Strom durch die Verbrennung biologischer Materialien insbesondere durch Holz, aber zum Beispiel auch Pflanzenabfälle. Sie können ebenso als grundlastfähig bezeichnet werden, weil die Biomasse kontrolliert zugeführt

werden kann und so auch die Stromerzeugung auf konstantem Niveau gehalten werden kann. Biomasse bietet darüber hinaus den Vorteil, dass die Stromproduktion bei Bedarf flexibel hoch- oder heruntergefahren werden kann. [11] Jedoch, wie später im Kapitel 4.4.1 genauer beschrieben, darf die Last der Turbine im laufenden Betrieb niemals eine bestimmte Lastgrenze unterschreiten. Die Grundlastabdeckung bildet die Versorgungsbasis und trägt maßgeblich zur Stabilität des Stromnetzes bei [9].

Im Gegensatz zur Grundlast beschreibt die Spitzenlast (Peakload) den zusätzlichen Strombedarf, der temporär zu bestimmten Tageszeiten oder saisonal zusätzlich zur Grundlast entsteht. Vor allem in den Morgen- und Abendstunden, steigt der Stromverbrauch durch Haushalte und Unternehmen besonders an. Auch in kälteren Wintermonaten kann die Spitzenlast aufgrund eines höheren Heizbedarfs und weniger Tageslichtstunden deutlich ansteigen. Um diese erhöhten Lasten kurzfristig zu decken, bedarf es flexibler Kraftwerke, die große Laständerungsgeschwindigkeiten zulassen. [12] Zur Abdeckung dieser Spitzenlasten kommen in Österreich insbesondere Gaskraftwerke, aber auch Pumpspeicherkraftwerke zum Einsatz. Speicherkraftwerke nutzen das in Speicherseen gesammelte Wasser und können so jederzeit auf den erhöhten Energiebedarf reagieren. Bei erhöhter Last wird das Wasser aus den Speichern auf Turbinen geleitet, was in kurzer Zeit die benötigte elektrische Energie liefert. Die geografische Lage Österreichs in den Alpen begünstigt den Bau von Speicherkraftwerken und macht diese Technik besonders attraktiv für die Spitzenlastabdeckung. [13] Auch Gaskraftwerke spielen eine wichtige Rolle bei der Spitzenlastdeckung. Sie erzeugen Strom aus der Verbrennung von Erdgas und sind ebenfalls schnell einsatzbereit. Gaskraftwerke besitzen sehr schnelle Laständerungsgeschwindigkeiten. [12]

3.1.2 Handelsmärkte im Strommarkt

Der österreichische Strommarkt besteht aus verschiedenen Handelsplattformen, die es Marktakteuren ermöglichen, Strom zu handeln. Durch den Stromhandel soll in erster Linie die Nachfrage gedeckt werden, aber teilweise auch Preisrisiken in Bezug auf Energie minimiert werden. Diese Risikominimierung erfolgt in erster Linie am Terminmarkt, welcher neben dem Day-Ahead-Markt und der Intraday-Markt, zu den wichtigsten Handelsmärkten gehört. Im Terminmarkt werden Stromverträge für zukünftige Lieferungen gehandelt, wobei die Lieferzeiträume von Wochen bis zu mehreren Jahren reichen können. Der Terminmarkt dient vor allem der Preisabsicherung, da er es Stromerzeugern und Verbrauchern ermöglicht, ihre Einnahmen und Ausgaben langfristig zu planen und abzusichern. Ein hoher Anteil der österreichischen Stromversorgung wird über den Terminmarkt im Voraus vertraglich abgesichert, was Stabilität und Berechenbarkeit für alle Marktteilnehmer schafft. [14, 15]

Der Day-Ahead-Markt hingegen bezieht sich auf den Stromhandel für den folgenden Tag. Er bildet eine wesentliche Grundlage für die Versorgungssicherheit im Netz, da die erwarteten

Verbrauchsschwankungen optimal bedient werden können. [16] Die genaue Funktionsweise und der Preisbildungsmechanismus wird im Kapitel 3.2.2 genauer erläutert.

Ergänzend dazu ermöglicht der Intraday-Markt den Stromhandel noch am selben Tag. Dieser Markt dient dazu, kurzfristige Schwankungen zwischen Angebot und Nachfrage auszugleichen. [16, 17] Die genaue Funktionsweise des Intraday-Handels wird ebenfalls in Kapitel 3.2.2 beschrieben.

3.1.3 Merit-Order

Die Merit-Order ist der grundlegende Preisbildungsvorgang im österreichischen Strommarkt und wird auch in vielen weiteren liberalisierten Strommärkten angewendet. Dabei wird die Reihenfolge festgelegt, in der die verfügbaren Kraftwerke in das Stromnetz einspeisen. Die Merit-Order orientiert sich dabei an den Grenzkosten der Stromerzeugung, sprich den variablen Kosten, die bei der Produktion einer zusätzlichen Megawattstunde Strom entstehen. Kraftwerke mit den niedrigsten Grenzkosten, könne auch einen niedrigeren Strompreis anbieten und werden somit zuerst in die Stromversorgung eingebunden. Die teureren Erzeugungseinheiten gehen nur dann ans Netz, wenn die Nachfrage steigt und die preisgünstigeren Kapazitäten nicht mehr ausreichen. [18] Somit basiert sie auf einer aufsteigenden Reihenfolge der Erzeugungskosten. Stromerzeuger bieten ihre Kapazitäten zum jeweils günstigsten Preis an, beginnend mit den Erzeugern, die die niedrigsten Grenzkosten haben. Diese Reihenfolge hat direkte Auswirkungen auf die Strompreisbildung am Markt. Im Normalfall führt die Anwendung des Merit-Order-Prinzips dazu, dass zuerst erneuerbare Energien, die in der Regel niedrigere Grenzkosten haben, zum Einsatz kommen, gefolgt von konventionellen Kraftwerken wie Gaskraftwerken, die höhere variable Kosten pro erzeugter Megawattstunde aufweisen. [19] Je nach aktueller Nachfrage und Verfügbarkeit dieser Kapazitäten verschiebt sich die Zusammensetzung der eingesetzten Kraftwerke. Aktuell erhalten meist Gaskraftwerke den Zuschlag für die letzte Einheit, wodurch der Strompreis oft unmittelbar an den Gaspreis gekoppelt ist. [20]

Erneuerbare Energien wie Windkraft, Photovoltaik und Wasserkraft haben vergleichsweise sehr niedrige Grenzkosten, da Sie die Kraft des Wassers, sowie die Energie von Sonne und Wind nutzen. Diese Erzeuger speisen daher in der Regel immer zuerst ins Netz ein, sofern sie verfügbar sind. [21] Da der starke Ausbau der erneuerbaren Energien in den letzten Jahren zu einer höheren Kapazität von diesen in Österreich geführt haben, werden sie nun häufiger eingesetzt und beeinflussen die Strompreise deutlich. Vor allem an Tagen mit hohen Windgeschwindigkeiten und Sonneneinstrahlungswerten sinkt der Strompreis deutlich und nimmt vereinzelt sogar negative Werte an. Durch diesen Ausbau der erneuerbaren Energien werden die konventionellen Kraftwerkstypen immer öfter aus der Merit-Order gedrängt [19]. Auch Biomasseanlagen folgen diesen Mustern, da sie ebenfalls relativ niedrige Betriebskosten

aufweisen [22]. Besonders in Österreich spielt die Wasserkraft eine zentrale Rolle in der Merit-Order, da der Anteil der Erzeugungskapazitäten an der Gesamtkapazität sehr groß ist. Speicherkraftwerke und Gaskraftwerke werden erst in späteren Schritten der Merit-Order hinzugezogen, wenn die kostengünstigeren Erzeugungsoptionen bereits ausgeschöpft sind. Diese Kraftwerke besitzen höhere Grenzkosten, bieten jedoch den Vorteil, dass sie schnell auf kurzfristige Lastschwankungen reagieren können. Sie sind daher häufig zur Abdeckung von Spitzenlasten erforderlich. [13, 22]

Die letzte und somit auch teuerste Erzeugungseinheit mit den höchsten Grenzkosten, die zur Deckung der Nachfrage eingesetzt wird, bestimmt den Strompreis am Markt, was als Grenzkostenpreisbildung bezeichnet wird. Der Strompreis orientiert sich also immer an dem gebotenen Preis der zuletzt genutzten Erzeugungseinheit. [19, 23]

Die Anwendung des Merit-Order-Prinzips hat erhebliche Auswirkungen auf die Strompreise für die Verbraucher, aber auch auf die Wirtschaftlichkeit der einzelnen Erzeugungsarten. Wenn zum Beispiel die Nachfrage niedrig ist, kommen nur die günstigsten Erzeugungsarten, wie Windkraft, Photovoltaik und Wasserkraft, zum Einsatz. Zu diesen Zeiten bleibt dann der Marktpreis niedrig. Steigt die Nachfrage jedoch, werden teurere Kraftwerke wie Gaskraftwerke benötigt. Diese bieten jedoch höhere Strompreise an, weshalb der gesamte Marktpreis auf diesen Wert gehoben wird. Diese Preisspitzen treten vor allem zu Zeiten der Spitzenlast auf, typischerweise morgens und abends, sowie während der Wintermonate, wie bereits im vorherigen Kapitel beschrieben wurde. [18]

Eine kontroverse Folge dieses Systems ist, dass erneuerbare Erzeuger trotz niedriger Grenzkosten, von den höheren Marktpreisen profitieren. Diese erhalten folglich den gleichen Strompreis wie das letzte Kraftwerk, welches den Zuschlag in der Merit-Order erhalten hat. Dieser sogenannte Merit-Order-Effekt begünstigt erneuerbare Energien, da diese Technologien höhere Deckungsbeiträge erzielen können, sobald der Marktpreis durch teurere Erzeugungseinheiten angehoben wird. Gleichzeitig hat das Merit-Order-Prinzip den Vorteil, dass durch den beschleunigten Ausbau erneuerbarer Energien, die Gesamtstromkosten am Markt gesenkt werden. [10, 24]

In Abbildung 1 wird die grundlegende Funktionsweise der Merit-Order gezeigt. Dabei werden zwei unterschiedliche Szenarien mit dem gleichen Strombedarf für den nächsten Tag, jedoch mit unterschiedlichen Grenzkosten bei der Stromerzeugung miteinander verglichen.

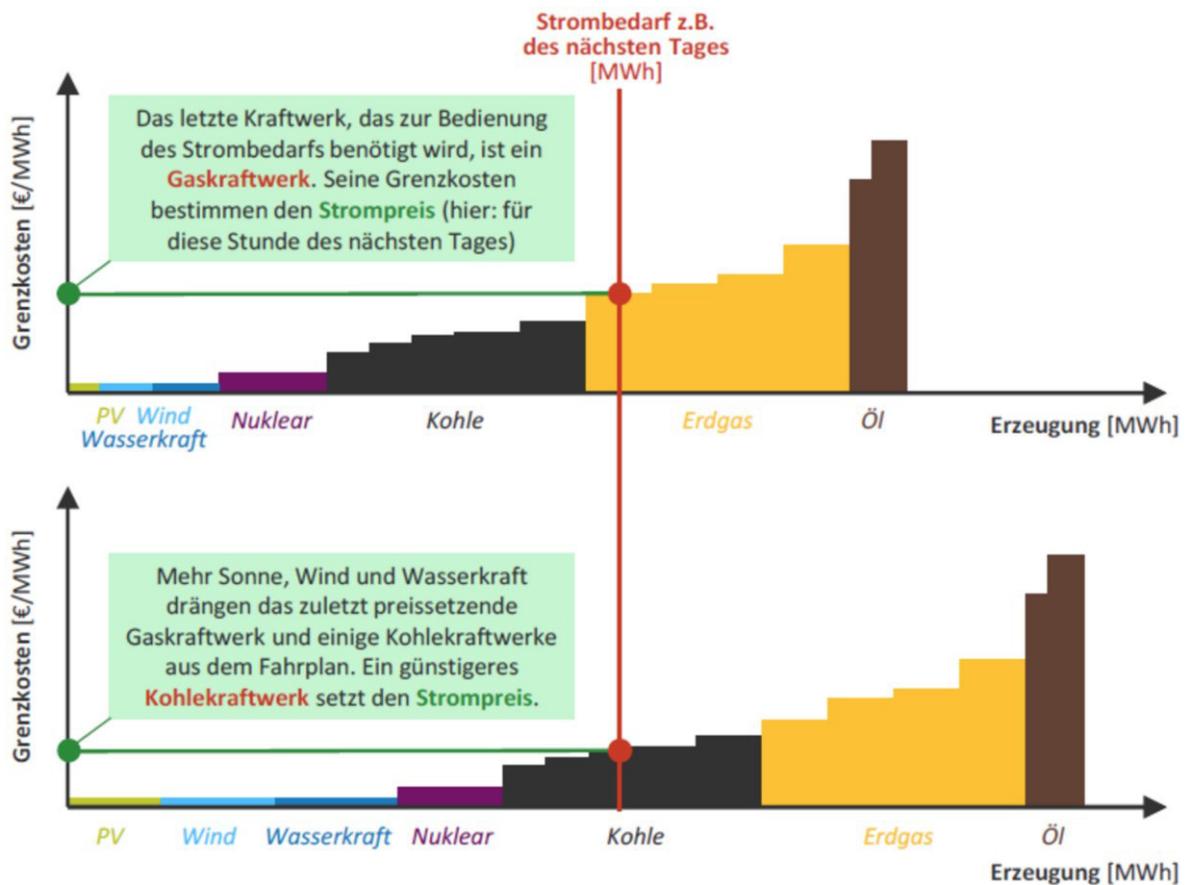


Abbildung 1 - Die Merit-Order-Kurve [23]

Das Merit-Order-Prinzip ist auf stabile Marktbedingungen angewiesen. So können externe Faktoren wie Wetterbedingungen, die Verfügbarkeit von Rohstoffen und technische Beschränkungen die Verfügbarkeit der Kraftwerke beeinflussen. Zum Beispiel kam es in Folge des Ukraine-Krieges 2022 zu einer starken Erhöhung der Gaspreise und dies führte wiederum zu hohen Strompreisen, als Folge des beschriebenen Merit-Order-Effektes. [25] Besonders erneuerbare Energien sind wetterabhängig, was Schwankungen im Angebot verursacht. An windarmen oder sonnenarmen Tagen kann es vorkommen, dass konventionelle Kraftwerke schneller in die Merit-Order eintreten müssen, um die Nachfrage zu decken, was die Preise steigen lässt. Die erneuerbaren Energien bringen somit auch neue Herausforderungen für das Merit-Order-Prinzip. Mit zunehmendem Anteil fluktuierender erneuerbarer Energien, steigt die Anforderung an flexible Spitzenlast-Kapazitäten und Speichersysteme, die bei Angebotsschwankungen einspringen können. [12]

Insgesamt ist die Merit-Order ein wichtiges Instrument für die Versorgungsstabilität und zur Förderung der Energiewende. Es werden dabei erneuerbare Energien bevorzugt und vor allem deren Marktmacht gestärkt. Die konventionellen fossilen Kraftwerke werden damit verstärkt aus dem Markt gedrängt. [26]

3.2 Stromhandel an der Börse

Der Stromhandel an der Börse ist ein wichtiges und geregeltes Element im liberalisierten Energiemarkt in der Europäischen Union (EU). Der Strommarkt umfasst verschiedene Strombörsen, welche wiederum verschiedene Handelsprodukte anbieten. Bei den Handelsprodukten wird übergeordnet zwischen den langfristigen und den kurzfristigen Handelsvarianten unterschieden. [27, 28] Der langfristige Handel, der auch als Terminmarkt bezeichnet wird, betrachtet die Lieferung und den Bezug von Strom in der Zukunft, über einen Zeitraum von Monaten und wenigen Jahren im Voraus. Der kurzfristige Handel unterscheidet hierbei dann zwischen dem Day-Ahead-Markt und dem Intraday-Handel, wo Strom kurzfristig, also nur Stunden im Voraus gehandelt wird. [16]

Prinzipiell steht den Marktteilnehmern frei, ob sie den Strom an der Börse handeln wollen. Es gibt auch den außerbörslichen Handel, welcher als Over-the-Counter (OTC) bezeichnet wird. Die Vertragspartner verhandeln hierbei bilateral, ohne dass eine regulierte Börse als Vermittler zwischen ihnen dient. Der OTC-Handel ermöglicht es Marktteilnehmern, maßgeschneiderte individuelle, nicht-standardisierte Verträge abzuschließen. Dies bietet mehr Flexibilität, geht jedoch durch die fehlenden Standards auch mit höheren Risiken einher. [29]

3.2.1 Langfristiger Handel

Der langfristige Handel von Strom wird auch als Terminmarkt bezeichnet. In Österreich findet dieser an der European Energy Exchange (EEX) statt. In diesem wird vor allem mit sogenannten Strom-Futures gehandelt, bei welchen es sich um verbindliche Terminkontrakte handelt. Diese werden für Lieferzeitpunkte zwischen einer Woche und sechs Jahren in der Zukunft gehandelt. Dabei sind die wichtigsten Produkte standardisierte Monats-, Quartals- oder Jahreskontrakte. Käufer dieser Futures nutzen sie, um sich gegen steigende Preise abzusichern, während Verkäufer, in erster Linie Stromproduzenten, sich gegen fallende Preise schützen. Jedoch birgt dies auch das Risiko, dass höhere Strompreise für die Produzenten bzw. niedrigere Preise für die Konsumenten, nicht genutzt werden können. [14–16]

Beim Erwerb eines Futures, wie zum Beispiel eines Grundlast-Monatskontrakts für einen bestimmten Monat, verpflichtet sich der Käufer zur Abnahme einer festgelegten Strommenge in jeder Stunde dieses Monats. Dadurch entsteht sowohl für die Energieerzeuger als auch den Konsumenten eine höhere Planbarkeit. [30]

Am Terminmarkt der EEX werden vor allem folgende zwei Produkte gehandelt: Base- und Peak-Produkte. Base-Produkte garantieren eine gleichmäßige Stromlieferung zu jeder Stunde des Jahres und decken somit die Grundlast, wie bereits in Kapitel 3.1.1 beschrieben, ab. Die Peak-Produkte decken hingegen die Spitzenlasten ab. Die Lieferungen dieser Produkte erfolgen von Montag bis Freitag zwischen 8 und 20 Uhr. Durch diese Unterscheidung erhalten die

Marktteilnehmer mehr Möglichkeiten ihren Einkauf vermehrt individuell auf die eigenen Bedürfnisse anzupassen. [30]

Abbildung 2 zeigt die Preisentwicklung für das Produkt Baseload für das Kalenderjahr 2024 an der EEX. Die rote Linie im Diagramm repräsentiert den Abrechnungspreis des Strom-Futures. Bei den Preisen hierbei, handelt es sich um die gehandelten Preise im Dezember 2023. Es wird gezeigt, dass hier eine gewisse Volatilität vorherrscht. So fällt die Preiskurve innerhalb von vier Wochen von 125 Euro für eine MWh Strom auf knapp unter 95 Euro pro MWh.

Base



Abbildung 2 - Preisentwicklung für das Produkt "Baseload-Strom" für 2024 im Dezember 2023 [15]

In Abbildung 3 wird der Handel der Peak-Loads an der EEX für das dritte Quartal von 2024 gezeigt. Die Kurve zeigt die Preisentwicklung für eben dieses Produkt über die letzten 30 Tage, zwischen 12. Dezember 2023 und dem 11. Dezember 2024.

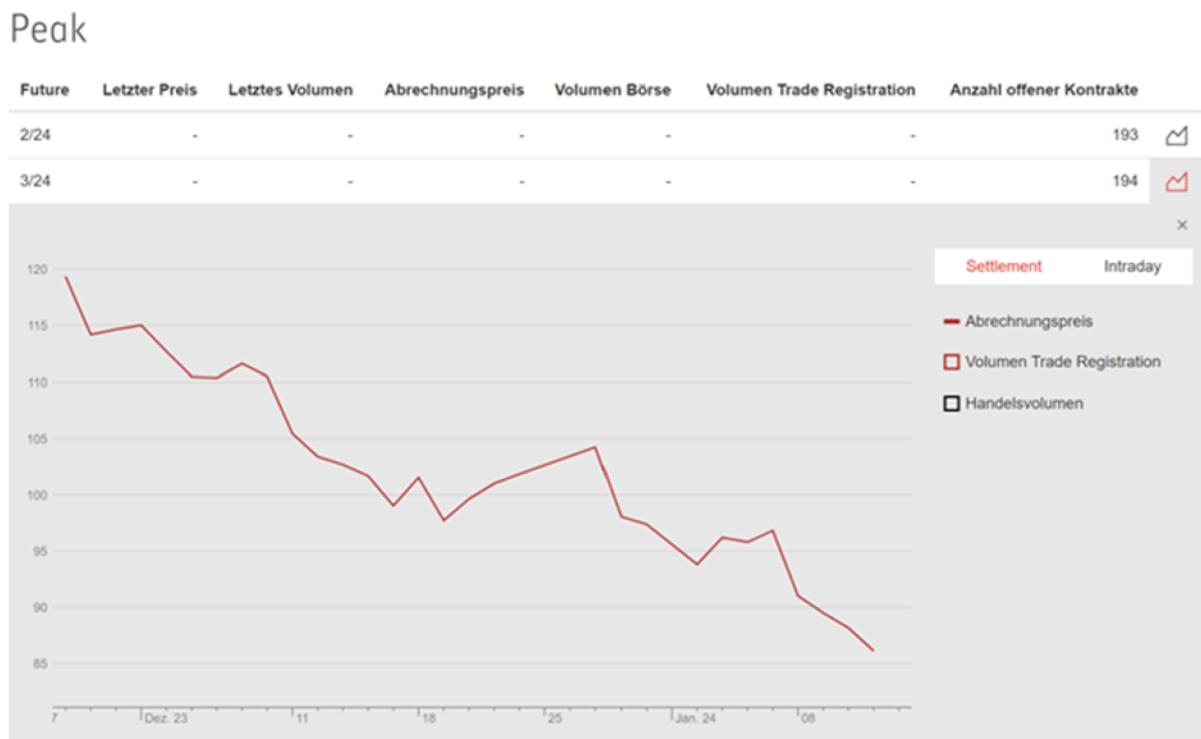


Abbildung 3 - Preisentwicklung für das Produkt "Peakload-Strom" für das dritte Quartal 2024 [15]

Im Gegensatz zu den Futures werden am Terminmarkt auch Optionskontrakte gehandelt. Diese geben dem Inhaber das Recht, jedoch nicht die Verpflichtung, eine bestimmte Menge des Basiswertes zu einem im Voraus bestimmten Ausführungspreis zu kaufen oder zu verkaufen. Die Laufzeit der Option kann variieren, dies wird jedoch bereits beim Kauf festgelegt. Mit einer solchen Option kann man sich somit auf ändernde Preise absichern. Eine charakteristische Eigenschaft von Optionsverträgen ist jedoch die Prämienzahlung an den Ausgeber der Option, welche das Risiko kompensiert, während bei Future-Geschäften solche Prämienzahlungen entfallen. Somit hat diese Risikominimierung auch ihren Preis. [16]

3.2.2 Kurzfristiger Handel

Beim kurzfristigen Handel von Strom an der Börse liegen zwischen der Vertragsunterzeichnung und der physischen Lieferungen nur wenige Stunden beziehungsweise ein Tag. Dieser wird in Zentraleuropa hauptsächlich an der EPEX-SPOT durchgeführt. Die EPEX-SPOT betreibt den Spotmarkt für Deutschland, Frankreich, Österreich und die Schweiz und ist ein französisches Unternehmen, deren Hauptquartier in Paris liegt. Sie wird direkt und indirekt durch die EEX und Pownernext SA kontrolliert und hat die Strom-Spotmärkte für Deutschland, Österreich und die Schweiz von der EEX übernommen. [29] Bei dieser Börse ist in der Regel der Handel als "Day-Ahead" und "Intraday" organisiert. Dies bedeutet, dass Handel und Preisfestsetzung einen Tag im Voraus sowie für sofortige oder sehr kurzfristige Lieferungen innerhalb desselben Tages erfolgen. Dies führt dazu, dass zwischen diesen beiden Möglichkeiten unterschieden werden muss. [31]

Bei dem Intraday-Handel, erfolgt der Kauf und Verkauf von Strom innerhalb desselben Handelstages, entweder stündlich oder in noch kürzeren Zeitintervallen. Dieser Markt ermöglicht eine Anpassung, welche durch kurzfristige Schwankungen in der Stromnachfrage, sowie in der Stromerzeugung notwendig wird. Somit können unerwartete Fahrplanabweichungen innerhalb einer Bilanzgruppe ausgeglichen werden und die Kosten für Regelungsmaßnahmen im Stromnetz minimiert werden. [16] Der Intraday-Markt bringt somit einige Vorteile, wie zum Beispiel die Fähigkeit, auf kurzfristige Änderungen reagieren zu können, aber auch Nachteile aufgrund der Volatilität [32, 33]. In Österreich, Belgien, Deutschland und den Niederlanden müssen zwischen der Angebotsabgabe und tatsächlichen physischen Lieferung vom Strom mindestens fünf Minuten liegen. Die handelbaren Produkte dabei sind 15-Minuten, 30-Minuten- und 60 Minuten-Kontrakte. Die Preisspanne für die abgegebenen Angebote dürfen zwischen maximal +/- 9.999 Euro pro Megawattstunde liegen. [17]

Im Vergleich zum Intraday-Handel, werden beim Day-Ahead-Handel standardisierte Stromkontrakte einen Tag vor der tatsächlichen Lieferung gehandelt. Dieser Markt bietet den Marktteilnehmern die Möglichkeit, kurzfristig ihre Stromproduktion oder Stromnachfrage für den darauffolgenden Tag zu planen. Der wichtigste Preis in diesem Markt ist der Auktionspreis, der von EPEX-SPOT bereitgestellt wird. Diese Preise entstehen durch das sogenannte Merit-Order-Prinzip, welches bereits in Kapitel 3.1.3 erläutert wurde, bei dem die günstigsten Kraftwerkstypen zuerst zur Deckung der Nachfrage herangezogen werden. Der Market-Clearing-Preis, der sich an der Schnittstelle von Angebot und Nachfrage bildet, bestimmt den Preis für alle Anbieter und liegt auf dem Niveau des letzten, zur Bedarfsdeckung notwendigen Angebots. Sie sind folglich das Ergebnis einer abgeschlossenen Auktion und repräsentieren die aggregierten Kauf- und Verkaufsangebote der Marktteilnehmer, welche bis 12 Uhr des Vortages abgegeben werden können. [16] Der minimale Preis, der für eine Megawattstunde abgegeben werden kann, ist -500 Euro und der maximale Preis der abgegeben werden liegt bei 4.000 Euro pro Megawattstunde. [17] Da die Preise und die Strommengen im Voraus festgelegt werden entsteht eine gewisse Planungssicherheit für den nächsten Tag. Allerdings sind diese Preise nach Abschluss der Auktion nicht weiter handelbar, was auch zu einer Herausforderung für die Marktteilnehmer werden kann, falls es zu kurzfristigen Planungsänderungen kommt. [32, 33] Der Day-Ahead-Preis ist auch jener Strompreis, welcher für die Optimierung des Biomasseheizkraftwerkes herangezogen wird.

In den folgenden Unterkapiteln werden verschiedene Preisszenarien am Day-Ahead-Markt besprochen, welche auch die Basis für die Notwendigkeit der Optimierung, beschrieben im Kapitel 4.4 zeigen.

Szenario 1: Durchgängig hoher Strompreis

In Abbildung 4 wird gezeigt, dass der Strompreis im Day-Ahead-Handel für den 9. Jänner 2024 durchgehend über 80 Euro pro MWh liegt und zumindest auch über mehrere Stunden hinweg einen Wert über 100 Euro pro MWh erreicht.



Abbildung 4 - Preisentwicklung am Day-Ahead-Markt für den 9. Jänner 2024 [6]

Szenario 2: Niedriger Strompreis über mehrere Stunden hinweg

Abbildung 5 zeigt die Strompreisentwicklung im Day-Ahead-Handel für den 26. Dezember 2023 und dient dabei als Beispiel, wo der Strompreis über mehrere Stunden hinweg auf einem sehr niedrigen Niveau verharrt. Der Strompreis liegt hierbei in den ersten 14 Stunden des Tages nahe bei null Euro pro MWh und nimmt in den frühen Morgenstunden sogar zeitweise negative Werte an. Erst in den frühen Nachmittagsstunden steigt der Strompreis schnell auf einen Wert knapp bei 60 Euro pro MWh an. Dieses Beispiel zeigt auch sehr gut, wie schnell sich der Strompreis ändern kann und wie dynamisch eine Regelung der Dampfturbine zu erfolgen hat.

Auction > Day-Ahead > 60min > AT > 26 December 2023

Last update: 25 December 2023 (12:46:58 CET/CEST)



Abbildung 5 - Preisentwicklung am Day-Ahead-Markt für den 26. Dezember 2023 [6]

Szenario 3: Volatile und teils negative Strompreise über den Tag

In Abbildung 6 wird die Strompreisentwicklung für den 8. Juni 2024 am Day-Ahead-Markt dargestellt.

Auction > Day-Ahead > 60min > AT > 08 June 2024

Last update: 07 June 2024 (12:46:53 CET/CEST)



Abbildung 6 - Preisentwicklung am Day-Ahead-Markt für den 8. Juni 2024 [6]

Im Vergleich zu den vorherigen beiden Szenarien zeigt sich hier ein volatileres Preisbild. In den frühen Morgenstunden des Tages gibt es noch einen hohen Strompreis von knapp 75 Euro pro

MWh, welcher dann bis zu Mittag auf null Euro pro MWh sinkt und am Nachmittag sogar über mehrere Stunden negativ bleibt. In den Abendstunden steigt der Preis wieder auf das Niveau der Morgenspitze.

Anhand dieser Beispiele wird sichtbar, wie volatil sich der Strompreis über mehrere Stunden hinweg verhalten kann und teilweise mehrmals am Tag die jeweilige Grenzkostenschwelle der jeweiligen Erzeugungsanlage über- und auch wieder unterschritten werden kann.

3.3 Technische Hauptanlagen des untersuchten Biomasseheizkraftwerkes

Nachdem im vorherigen Kapitel bereits gezeigt wurde, wie volatil die Strompreise sein können, ist nun weiters auch das Verständnis der wichtigsten technischen Anlagen eines Biomasseheizkraftwerkes essenziell, für die spätere Optimierung der Anlage. In diesem Kapitel werden die zentralen Komponenten wie der Biomassekessel, die Dampfturbine und der Heizkondensator detailliert beschrieben, um ihre Funktionen und ihren Zweck im Gesamtsystem zu verdeutlichen.

In Abbildung 7 ist ein vereinfachtes Verfahrensschema des Biomasseheizkraftwerkes, mit den wesentlichsten technischen Hauptanlagen dargestellt, welche in den nachfolgenden Unterkapiteln genauer beschrieben sind.

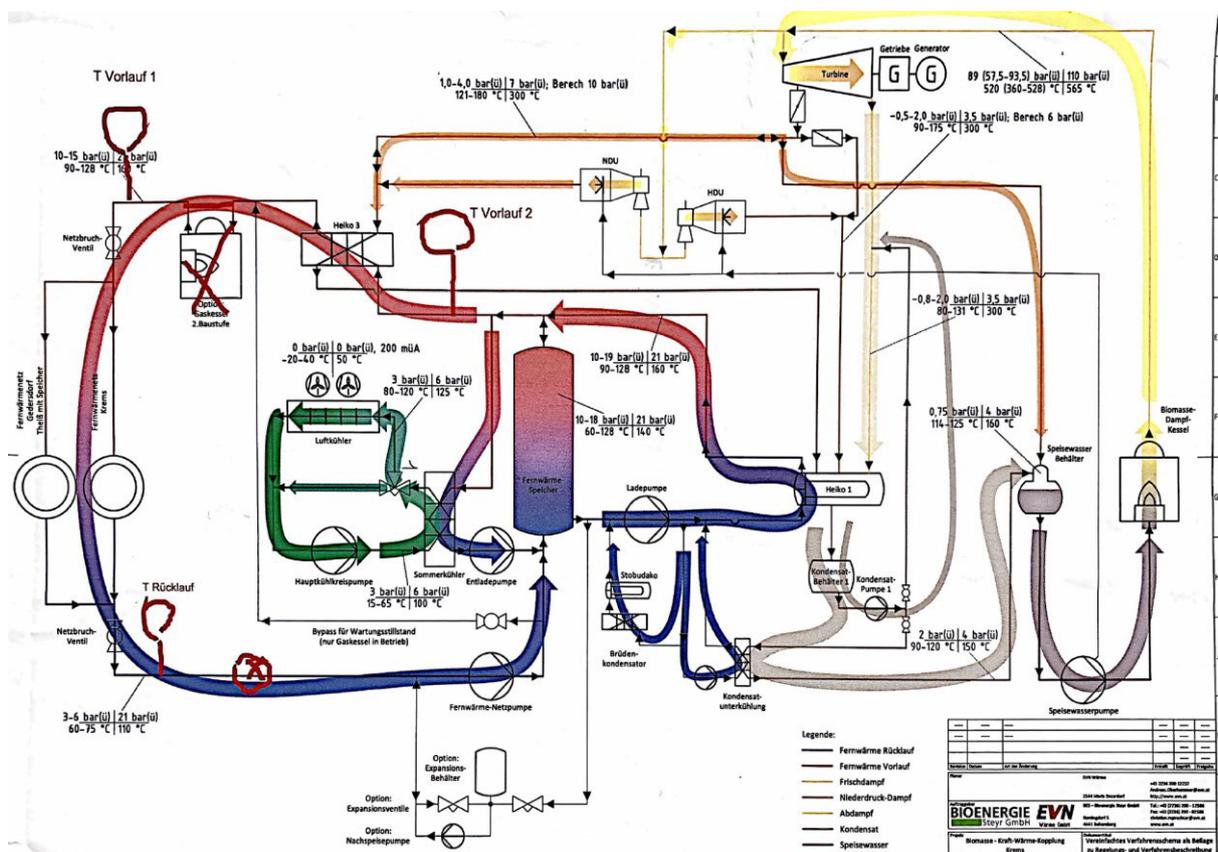


Abbildung 7 - Vereinfachtes Verfahrensschema des Biomasseheizkraftwerkes Steyr [34]

Im Biomassekessel wird durch Verbrennung von Biomasse überhitzter Dampf erzeugt, der in eine Dampfturbine geleitet wird. Die Dampfturbine wandelt die thermische Energie des Dampfes in mechanische Energie um, die in einem Generator in Strom umgewandelt wird. Nach der Turbine wird der Dampf im Heizkondensator kondensiert und abgekühlt, die Wärme wird dabei in das Fernwärmenetz ausgekoppelt. Das kondensierte Wasser wird dann von der Speisewasserpumpe zurück in den Biomassekessel geleitet, um den Kreislauf zu schließen.

3.3.1 Biomassekessel

Der Biomassekessel im Heizkraftwerk hat eine Brennstoffwärmeleistung von knapp 30 MW und erzeugt bei dieser Leistung 30 Tonnen Frischdampf pro Stunde. Die Frischdampfparameter befinden sich dabei konstant auf einem Druck von etwa 90 bar und einer Temperatur von 520 °C. [11] Der Kessel ist als Wasserrohrkessel in einer vertikalen Bauweise ausgeführt und nutzt das Prinzip des Naturumlaufs. Bei diesem entsteht, wie der Name bereits sagt, ein natürlicher Umlauf des Speisewassers, welcher durch den Dichteunterschied des Wassers bei unterschiedlichen Temperaturen entsteht. [35]

Die ersten drei Rauchgaszüge sind mit vollständig verschweißten, gasdichten Flossenrohrwänden ausgestattet. Dabei dienen der erste und zweite Zug als Strahlungsheizflächen und sind durch eine Heizfläche voneinander getrennt. Im dritten Zug befinden sich drei Überhitzerbündel. Die vierten und fünften Rauchgaszüge sind reine Konvektionszüge ohne Flossenrohrwände, die die ersten beiden Überhitzerbündel sowie die Economiser-Heizflächenbündel enthalten. [11]

Der Sattedampf, welcher im Biomasseheizkessel erzeugt wird, wird durch insgesamt fünf Überhitzerpakete weiter überhitzt. Diese Rohrpakete werden in gleichmäßigen Abständen von fünf sogenannten Lanzenschraubbläsern gereinigt. Die Effizienz des Kessels bleibt so erhalten. [11]

3.3.2 Dampfturbine

Die Dampfturbine im Biomasseheizkraftwerk Steyr ist eine Gegendruckturbine. Dies ist typisch für eine Kraft-Wärme-Kopplungsanlage und unterscheidet sich von einer Kondensationsturbine dadurch, dass der Abdampf nicht bis in den Unterdruck-Bereich entspannt wird, sondern nur bis in den Überdruck-Bereich. Der Abdampf wird überhitzt entnommen. Eine Kondensationsturbine wäre technisch nicht sinnvoll, da für das Fernwärmesystem eine große Menge an Frischdampf benötigt wird. [11]

Die Dampfturbine hat eine maximale elektrische Leistung von 5,7 Megawatt (MW) und erreicht eine Turbinendrehzahl von 12.000 Umdrehungen pro Minute. Der Frischdampfdruck beträgt 90 bar bei einer Frischdampfperatur von 519,5 Grad Celsius. Um die maximale Leistung zu

erreichen, werden 29.333 kg/h Frischdampf benötigt, wie im Dampfverbrauchsdiagramm in Abbildung 8 dargestellt wird. [36]

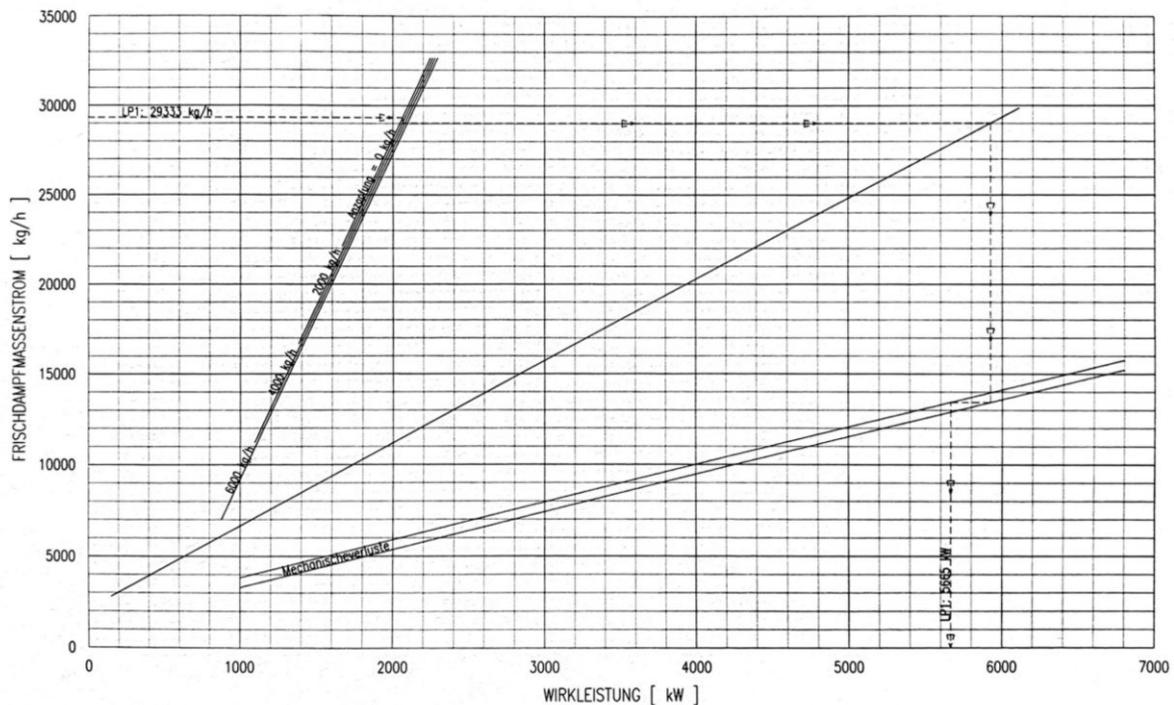


Abbildung 8 - Dampfverbrauchsdiagramm der Dampfturbine im Biomasseheizkraftwerk Steyr [36]

3.3.3 Heizkondensator

Der Heizkondensator ist ein wichtiger Bestandteil des Heizkraftwerks, in welchem die im Abdampf enthaltene Energie an das Fernwärmenetz beziehungsweise über den Luftkühler an die Umgebung übertragen wird. Diese Komponente ist entscheidend für die Kraft-Wärme-Kopplung, die sowohl die Effizienz der Anlage erhöht als auch die Umweltbelastung durch effiziente Energieausnutzung reduziert. [37]

In einer Gegendruckturbine, wie sie zuvor beschrieben wurde, wird der Abdampf nach der Energieumwandlung in mechanische Energie in einem Generator zur Erzeugung von elektrischem Strom genutzt. Der verbleibende Dampf wird im Heizkondensator weiterverwendet, um das Fernwärmenetz zu speisen. Der Heizkondensator kühlt den Dampf ab, indem er die Wärme an das Fernwärmewasser überträgt. Dabei muss regelmäßig Luft aus dem Kondensator entfernt werden, um den Wirkungsgrad aufrechtzuerhalten. Dies wird durch ein Entlüftungssystem erreicht, das nicht-kondensierbare Gase aus dem Kondensator abführt. [37]

3.3.4 Entgaser

Der Entgaser ist ein weiteres zentrales Element zur Aufbereitung des Speisewassers in einem Biomasseheizkraftwerk. Sein Hauptzweck besteht darin, unerwünschte gelöste Gase wie

Sauerstoff und Kohlendioxid aus dem Speisewasser zu entfernen. Diese Gase können nämlich im System Korrosion verursachen, wodurch die Lebensdauer und die Effizienz der gesamten Anlage beeinflusst wird. [37]

Der Entgaser arbeitet typischerweise bei Siedetemperatur, da die Löslichkeit von Gasen im Wasser bei hohen Temperaturen abnimmt. Das Speisewasser wird im Entgaser erhitzt, wodurch die gelösten Gase ausgetrieben werden. Für die Energiezufuhr wird eine Anzapfung der Dampfturbine verwendet. Der Entgaser befindet sich direkt über dem Speisewasserbehälter. Kondensat und Zusatzwasser werden von oben in den Entgaser eingebracht und so gut wie möglich verteilt, um eine große Kontaktfläche zur Dampfphase entstehen zu lassen. Von unten wird Heißdampf eingebracht, der das Wasser erhitzt und die Gase austreibt. Ein Teil des Dampfes, der sogenannte Fegedampf, entweicht und transportiert die ausgetriebenen Gase ab. Dieser Dampf kann durch einen Wärmetauscher geleitet werden, um die Wärme zurückzugewinnen, bevor er in die Umgebung abgegeben wird. [37]

3.3.5 Speisewasseraufbereitung

Die Speisewasseraufbereitung hat die Aufgabe, das Wasser für den Dampfkessel so vorzubereiten, dass es frei von Verunreinigungen und gelösten Gasen ist. Dies ist notwendig, um Korrosion und Ablagerungen im Kessel und den Rohrleitungen zu vermeiden und somit die Effizienz und Lebensdauer der Anlage zu gewährleisten. [37]

Die Speisewasseraufbereitung ist dem Entgaser nachgeschaltet, um das Speisewasser weiter aufzubereiten, indem ionische Verunreinigungen entfernt werden. Dies kann durch verschiedene Verfahren wie Ionenaustausch oder Umkehrosmose geschehen. Das gereinigte und entgaste Speisewasser wird dann dem Dampfkessel zugeführt, um dort erneut verdampft zu werden und den Kreislauf zu schließen. [37]

3.3.6 Luftkühler

Der Luftkühler im Biomasseheizkraftwerk hat die Aufgabe der Ableitung überschüssiger Wärme, insbesondere während der Produktion von ungekoppeltem Strom, sprich wenn die Abwärme aus der Dampfturbine nicht an das Fernwärmesystem weitergegeben werden kann. Dieser Luftkühler ist hinter dem Heizkondensator angeordnet und kann daher, wie ein separater Verbraucher im Fernwärmenetz betrachtet werden. Ausgeführt in Horizontalbauweise, verfügt der Luftkühler über eine thermische Kühlleistung von 10.370 kW. Die Lüfteranordnung ist als drückend konzipiert, was bedeutet, dass die Ventilatoren unterhalb der Wärmeübertragerflächen positioniert sind und die Luft nach oben befördern. Mit einer mittleren logarithmischen Temperaturdifferenz von 28,3 Kelvin (K) und einer Kühlfläche von 5.800 m² kann die Kühlleistung bei einer Außentemperatur von bis zu 25°C erreicht werden.

Als Kühlmittel wird eine Wasser-Glykol-Mischung mit 34 Prozent Glykol-Anteil verwendet, um die Wärme effektiv zu übertragen und abzuführen. [38]

3.4 Prognosemodelle

Ein wesentlicher Bestandteil dieser Arbeit liegt in der präzisen Prognose der Wärmelast, um eine effiziente und bedarfsgerechte Wärmeversorgung zu ermöglichen. In diesem Kapitel werden drei verschiedene Ansätze vorgestellt, die sich zur Vorhersage der Wärmelast eignen und die in dieser Arbeit auch angewendet werden.

3.4.1 Lineare Regressionsanalyse

Die lineare Regressionsanalyse ist ein statistisches Verfahren zur Untersuchung und Modellierung von Zusammenhängen zwischen mehreren Merkmalen, indem eine mathematische Beziehung zwischen einer abhängigen und einer unabhängigen Variable hergestellt wird. Die Analyse zielt darauf ab, vorherzusagen, wie sich eine abhängige Variable in Abhängigkeit von einer oder mehreren unabhängigen Variablen verändert. Dies geschieht unter der Annahme, dass die unabhängige Variable auf die abhängige Variable einen linearen Einfluss besitzt. [39]

In der linearen Einfachregression wird der Zusammenhang zwischen einer einzigen unabhängigen Variable und der abhängigen Variable untersucht. Man spricht in diesem Kontext von einer Ursache-Wirkungs-Beziehung, beispielsweise der Einfluss der Bildung (unabhängige Variable) auf das Einkommen (abhängige Variable). Die Einfachregression verwendet eine Gleichung wie in Formel (3-1) dargestellt. [39]

$$y = b_0 + b_1 * x + e \quad (3-1)$$

Dabei steht y für die abhängige Variable, x für die unabhängige Variable, b_0 für die Konstante, b_1 für die Steigung der Regressionsgeraden und e für den Fehlerterm, auch als Residuum bezeichnet. Ziel ist es, die Regressionsgerade so zu bestimmen, dass die Summe der quadrierten Abstände (Residuen) zwischen den empirisch beobachteten und den vorhergesagten Werten minimiert wird. [39]

Um ein Wärmelastprognosemodell zu entwickeln, sollte eine unabhängige Variable identifiziert werden, die die Wärmelast direkt beeinflusst und messbar ist. Eine solche Variable könnte etwa ein spezifischer Betriebsparameter oder eine Umgebungsbedingung sein, die systematisch mit der Wärmelast zusammenhängt. Indem dieser Einfluss mathematisch in einem linearen Regressionsmodell abgebildet wird, lässt sich die Wärmelast präzise vorhersagen und für Planungen nutzen. Eine Erweiterung um zusätzliche Einflussfaktoren könnte die Genauigkeit und Anwendbarkeit des Prognosemodells weiter steigern, um so ein robustes Instrument zur Wärmelastabschätzung zu schaffen

3.4.2 Multivariate Regressionsanalyse

Die multivariate Regressionsanalyse ist eine fortgeschrittene statistische Methode, die zur Untersuchung der Beziehungen zwischen mehreren abhängigen Variablen und einer oder mehreren unabhängigen Variablen verwendet wird. Im Gegensatz zur einfachen linearen Regression, die nur eine abhängige Variable betrachtet, ermöglicht die multivariate Regression die simultane Analyse mehrerer abhängiger Variablen. Dieser Ansatz ist besonders nützlich, wenn die abhängigen Variablen miteinander korreliert sind, was in vielen realen Forschungsszenarien der Fall ist. Mathematisch wird die multivariate Regression durch die Gleichung (3-2) dargestellt. [40]

$$Y = XB + E \quad (3-2)$$

Dabei ist Y der Vektor der abhängigen Variablen, X die Matrix der unabhängigen Variablen, B die Koeffizientenmatrix und E der Fehlervektor ist. Die Koeffizientenmatrix B beschreibt, wie stark jede unabhängige Variable jede abhängige Variable beeinflusst, und der Fehlervektor E repräsentiert die Fehleranfälligkeit des Modells. [40]

Zur Schätzung der Regressionskoeffizienten B werden häufig Methoden wie die kleinste Quadrate Schätzung (KQS) oder die Maximum-Likelihood-Schätzung (MLS) verwendet. Die KQS zielt darauf ab, die Summe der quadrierten Abweichungen zwischen den beobachteten und durch das Modell vorhergesagten Werten der abhängigen Variablen zu minimieren, was mathematisch als Minimierung der Funktion formuliert wird. Diese Methode ist effektiv, wenn die Fehlerterme normalverteilt sind und eine konstante Varianz aufweisen, obwohl sie auch unter weniger idealen Bedingungen robuste Schätzungen liefert. [41]

$$|Y - XB|^2 \quad (3-3)$$

Die MLS bietet einen anderen Ansatz, indem sie die Likelihood-Funktion maximiert, um die Parameter zu schätzen, die am wahrscheinlichsten die beobachteten Daten generiert haben. Diese Methode ist besonders nützlich, wenn komplexe Beziehungen zwischen den Variablen modelliert werden. Sie liefert konsistente und effiziente Schätzungen, sofern die Modellannahmen zutreffend sind, kann jedoch rechnerisch aufwendiger sein und erfordert oft iterative Algorithmen zur Lösung. [42]

Die multivariate Regressionsanalyse ist ein leistungsstarkes Tool in der statistischen Datenanalyse, das tiefgreifende Einsichten in die Beziehungen zwischen mehreren Variablen ermöglicht. Durch die Berücksichtigung der Wechselwirkungen zwischen den abhängigen Variablen kann sie komplexere Modelle realistischer abbilden als einfache lineare Regressionen. Die angemessene Anwendung dieser Methode erfordert jedoch sorgfältige Überlegungen zur Modellspezifikation und zur Auswahl der Analysemethoden, um die Genauigkeit und Zuverlässigkeit der Forschungsergebnisse zu maximieren. [42]

3.4.3 SigLinDe-Profil

Das SigLinDe-Profil ist ein optimiertes Standardlastprofil für den Gasverbrauch in Deutschland. Es verbindet Elemente aus sigmoiden Funktionen mit linearen Komponenten, um das Verbrauchsverhalten besonders bei unterschiedlichen Temperaturen genauer zu erfassen. Die Einführung dieses hybriden Modells erfolgte, weil frühere Profile bei extremen Temperaturen oder Warmwassernutzung ungenau waren. Durch die Kombination von linearen und sigmoiden Funktionen wurde die Vorhersagegenauigkeit verbessert, insbesondere bei hoher Nachfrage und im Sommer. Seit Oktober 2015 wird dieses Profil zur effizienteren Gasverbrauchsprognose in deutschen Gasnetzen genutzt. [43] Außerdem trägt das Profil dazu bei, saisonale Schwankungen genauer darzustellen, auch wenn möglicherweise zusätzliche Anpassungen wie monatliche Skalierungsfaktoren erforderlich sind, um saisonale Unterschiede vollständig zu beheben. [43]

Das SigLinDe-Profil wird durch eine detaillierte Kombination aus der Allokationstemperatur, der Kundenwertbildung und speziellen Profilfunktionen gebildet, um den individuellen Gasverbrauch genau zu prognostizieren, welche folgend genauer erklärt werden.

Beim SigLinDe-Profil für die Vorhersage der Wärmelast, fließt die vergangene Temperatur mit ein und wird in diesem Modell die Allokationstemperatur genannt. Die Methode zur Berechnung dieser Allokationstemperatur in Standardlastprofilen für Gas verwendet eine gewichtete geometrische Reihe mehrerer Tagesmitteltemperaturen. Diese Temperaturen werden typischerweise in zwei Metern über dem Boden gemessen und als Tagesmittelwert angegeben. [43]

Die Geometrische Reihe berücksichtigt die Wärmespeicherfähigkeit von Gebäuden. Bauten reagieren verzögert auf Temperaturschwankungen und speichern Wärme, weshalb sich der Gasverbrauch allmählich anpasst. Daher werden mehrtägige Temperaturdaten einbezogen und nicht nur die eines einzelnen Tages. [43]

Die Allokationstemperatur wird wie in Formel (3-4) abgebildet, berechnet:

$$T_{Allokation} = \frac{T_D + 0,5 * T_{D-1} + 0,25 * T_{D-2} + 0,125 * T_{D-3}}{1 + 0,5 + 0,25 + 0,125} \quad (3-4)$$

Dabei ist T_D Die Temperatur für den zu betrachteten Tag, also morgen. Weiters zeigen die Indizes welche Temperaturen der vergangenen Tage ebenfalls berücksichtigt werden. Dabei muss bedacht werden das T_D der Temperatur des Vortages entspricht, also eigentlich dem heutigen Tag. Und T_{D-2} , sowie T_{D-3} den beiden Tagen zuvor.

Die Gewichtungsfaktoren reduzieren den Einfluss der Temperaturen bei zunehmendem zeitlichem Abstand. So fließen die Temperaturen der letzten Tage stärker in die Berechnung

ein, während die zukünftige Prognose weniger Gewicht hat. Diese Methode glättet Temperaturschwankungen und liefert eine realistischere Abbildung des Energieverbrauchs. Es kann dennoch zu Abweichungen kommen, da tatsächliche Schwankungen nicht immer genau durch die geometrische Reihe dargestellt werden. Netzbetreiber sollten daher prüfen, ob diese Methode oder die Tagesmittelwertberechnung für ihr Netzverhalten geeigneter ist. [43]

Ein weiterer wesentlicher Bestandteil beim Erstellen des SigLinDe-Profiles ist der Kundenwert. Um den Kundenwert des Fernwärmenetzes zu berechnen, sind mehrere Eingangsdaten erforderlich. Zunächst wird der Zeitraum des Verbrauchs benötigt, ausgedrückt in der Anzahl der Tage. Außerdem muss der Verbrauchswert für diesen Zeitraum vorliegen. Darüber hinaus ist eine Zeitreihe der Tagesmitteltemperaturen für denselben Zeitraum erforderlich, um den Einfluss des Wetters auf den Energieverbrauch zu berücksichtigen. Zusätzlich muss die zu verwendende Lastprofilfunktion bekannt sein, die das Verbrauchsverhalten im Zusammenhang mit den Temperaturen modelliert. Schließlich sind auch Wochentagfaktoren zu berücksichtigen, da der Energieverbrauch je nach Wochentag variieren kann. [43]

Für diese Berechnung ist wiederum auch der normierte Profilwert, auch der h-Wert genannt erforderlich. Dieser berechnet sich aus der Formel (3-5).

$$h(\delta) = \left[\left(\frac{A}{1 + \left(\frac{B}{\delta - \delta_0} \right)^c} + D \right) \right] + [\max \{ m_h * \delta + b_h \}, m_w * \delta + b_w \}] \quad (3-5)$$

Dabei stellt δ immer die aktuelle Allokationstemperatur dar und die anderen Variablen sind je nach Verbraucher unterschiedlich aber von der TU München bereits vorgegeben.

Daraus lässt sich nun der Kundenwert mit der folgenden Formel (3-6) berechnen:

$$KW = \frac{Q_N}{\sum_{i=1}^N (h(\delta) * Fwt(D))} \quad (3-6)$$

Nachdem die Allokationstemperatur mithilfe der Temperaturprognose und den vergangenen Temperaturwerten gebildet wurde, kann anschließend die sogenannte Q-Allokation berechnet werden. Dazu wird der KW-Wert und der Tagesfaktor miteinbezogen. Für die Berechnung der unterschiedlichen Verbraucher im Fernwärmenetz können die spezifischen Parameter der TU München verwendet werden, welche in [43] gefunden werden können. [43]

Das SigLinDe-Profil kann zur Wärmelastprognose im Fernwärmenetz eingesetzt werden, indem es die temperaturabhängige Verbrauchsdynamik und die spezifischen Lastprofile von Heizkunden modelliert. Da die Wärmenachfrage stark temperaturabhängig ist, eignet sich das

SigLinDe-Profil besonders gut für Prognosen, die die Außentemperatur und weitere wetterbedingte Einflussfaktoren einbeziehen. Die Allokationstemperatur wird hier verwendet, um tägliche Verbrauchsschwankungen zu glätten und eine verlässliche Wärmelastprognose zu erstellen. Über die Sigmoidfunktion, die insbesondere in der Heizperiode genaue Anpassungen im kalten Temperaturbereich erlaubt, kann das Profil die verstärkte Wärmenachfrage bei sinkenden Temperaturen abbilden. Die regelmäßige Berechnung und Anpassung des Kundenwertes gewährleistet eine langfristige Abstimmung auf das spezifische Verbrauchsverhalten des Fernwärmekunden. So unterstützt das SigLinDe-Profil eine präzise Wärmelastplanung, die sowohl saisonale als auch tägliche Temperaturschwankungen berücksichtigt, und ermöglicht eine bedarfsgerechte Steuerung der Wärmeherzeugung und -verteilung im Fernwärmenetz.

3.4.4 Einfluss der vergangenen Temperatur

Für das Erstellen der Wärmelastprognose ist es wichtig im Vorhinein Parameter zu finden, welche einen großen Einfluss auf die Wärmelast besitzen. In diesem Zusammenhang spielen historische Temperaturdaten eine zentrale Rolle, wie durch eine Studie von Bergsteinsson et al. [44] belegt wird. Dabei wird aufgezeigt, dass durch die Anwendung von temporalen Hierarchien, die verschiedene Prognoseebenen durch einen Rekonziliationsprozess zusammenführen, die Vorhersagegenauigkeit erheblich verbessert werden kann. Dieser Ansatz betont die Wichtigkeit der Integration von historischen Temperaturdaten, um die Korrelation zwischen vergangenen und zukünftigen Lasten zu verstehen und effektiv zu nutzen. [44]

In ähnlicher Weise unterstreicht die Arbeit von Nigitz und Gölles [45] die Bedeutung der Umgebungstemperatur. Ihr adaptives Vorhersagemodell verwendet historische Temperatur- und Lastdaten, um stündliche Prognosen zu erstellen und gleichzeitig die Parameter kontinuierlich zu aktualisieren, um die Genauigkeit zu erhöhen. Diese Methode hebt hervor, wie essenziell es ist, Vergangenheitswerte einzubeziehen, um zukünftige Belastungen präziser vorherzusagen und die Systemsteuerung zu optimieren. [45]

Park et al. [46] erweitern dieses Konzept durch die Verwendung eines künstlichen neuronalen Netzwerks, das speziell dazu trainiert wird, die Zusammenhänge zwischen vergangenen, gegenwärtigen und zukünftigen Temperaturen sowie Lasten zu erlernen. Dieser Ansatz zeigt, dass ein tiefgehendes Verständnis der historischen Daten nicht nur zur Vorhersagegenauigkeit beiträgt, sondern auch ermöglicht, adaptive Prognosemodelle zu entwickeln, die effektiv auf Veränderungen reagieren können. [46]

Daraus lässt sich ableiten, dass die vergangene Temperatur eine wesentliche Rolle bei der Prognose der Wärmelast spielt. Diese Quellen verdeutlichen, wie unterschiedliche historische

Temperaturdaten in Prognosemodellen verwendet werden, um die Vorhersagegenauigkeit zu erhöhen.

4 DATENERHEBUNG UND METHODIK

In diesem Kapitel wird nun die Vorgehensweise und angewandte Methodik dieser Arbeit genauer erläutert. Es wird zunächst auf die Datenherkunft und die Validierung von diesen Daten eingegangen. Folglich wird beschrieben, wie auf Basis von diesen Daten die verschiedenen Wärmelastprognosen erstellt werden. Zuletzt wird das verwendete Optimierungs-Tool in MATLAB® vorgestellt und dessen Aufbau, sowie Funktionsweise erklärt.

4.1 Datenherkunft

In diesem Kapitel wird die Herkunft, die Art der Daten und wie diese aufbereitet wurden, erläutert. Die spezifische Auswertung und Analyse erfolgen dann im Kapitel 4.3 dieser Arbeit. Die erforderlichen Daten wurden einerseits von der Bioenergie Steyr GmbH direkt übermittelt, bei welchen es sich in erster Linie um Zählpunktaufzeichnungen bei der Einspeisung in das Fernwärmenetz handelt oder um die Verbrauchszählpunkte der vier größten Verbraucher, die am Fernwärmenetz angeschlossen sind.

Darüber hinaus wurden auch direkt Messdaten aus der Leittechnik am Heizkraftwerksstandort in Steyr bezogen, welche ebenfalls große Bedeutung für die eigentliche Simulation der unterschiedlichen Fahrweisen des Biomasseheizkraftwerkes besitzen.

Zuletzt werden auch offizielle Temperaturdaten von der Geosphere Austria GmbH für die Auswertung der temperaturabhängigen Leistung im Fernwärmenetz bezogen.

4.1.1 Hauptzählpunkte Fernwärmenetz

Die Messdaten der Hauptzählpunkte für die Einspeisung in das Fernwärmenetz umfassen vier Excel-Dateien, wobei für jeden Zählpunkt eine eigene Datei übermittelt wurde. Die Werte sind in einem 15-Minuten-Takt aufgelistet, wobei die drei aktuellen Monate, immer im Ein-Minuten-Takt aufgezeichnet werden. Bei den vier Zählpunkten handelt es sich einerseits um den Hauptzählpunkt „FWS“, bei welchem der mit Abstand größte Teil der gesamten Wärmelast aufgezeichnet wird. Weiters gab es einen zweiten Zählpunkt, welcher ein kleines Wärmenetz in Ramingdorf abdeckt und sich dabei in Leistungsgrößen bis zu mehreren Hundert Kilowatt bewegt.

Die anderen beiden Zählpunkte gehören der ECO Steyr GmbH, welches wiederum ein Tochterunternehmen der Energie AG Oberösterreich Wärme GmbH ist. [47] Die ECO Steyr GmbH sorgt mit zwei Gaskesseln zu je zehn und zwölf Megawatt Spitzenleistung für eine Unterstützung bei der Abdeckung von Spitzenlastzeiten. Hier besitzt jeder Gaskessel einen eigenen Zählpunkt.

Bei der Aufbereitung der aus den vier Zählpunkten eines Fernwärmesystems stammenden Messdaten wurden auch verschiedene Unregelmäßigkeiten festgestellt, die auf Messanomalien hindeuteten und die Datenqualität somit beeinträchtigten. Um diese Herausforderung zu bewältigen, wurde eine umfassende Aufbereitung der Daten durchgeführt, die sich in drei Hauptphasen gliederte:

1. Bereinigung von fehlerhaften Messungsintervallen: Dieser Schritt umfasste die Identifikation und Entfernung von fehlerhaften Messungen. Besonderes Augenmerk wurde auf ausgefallene und doppelt vorhandene Messwerte gerichtet, was auf temporäre Systemstörungen oder Erfassungsfehler hindeuten könnte.
2. Normalisierung der Daten: Die Konsistenz der Datenformate und Maßeinheiten über alle vier Zählpunkte hinweg war für die Vergleichbarkeit der Daten essenziell. In diesem Schritt wurden die Datenstrukturen standardisiert, sodass eine einheitliche Datenbasis für weitere Analysen geschaffen wurde.
3. Zeitliche Abgleichung der Daten: Aufgrund der, zu unterschiedlichen Zeitpunkten erfassten Messdaten, war eine Standardisierung der Zeitstempel erforderlich. Die Synchronisierung der Zeitstempel über alle Datensätze hinweg gewährleistete. Nur so konnten die Datenvergleiche korrekt und sinnvoll durchgeführt werden. Dies ist insbesondere von Bedeutung, da die zeitliche Dimension in der Analyse der Wärmelast und ihrer Beziehung zu externen Faktoren wie Temperaturdaten eine wesentliche Rolle spielt.

Das Ergebnis dieser Datenaufbereitung ist eine einheitliche Datentabelle, welche zu jedem Zeitpunkt die gesamte Wärmelast, sowie die jeweiligen Einspeisewerte im Fernwärmesystem darstellt.

4.1.2 Spezifische Verbraucherdaten

Zur weiteren Auswertung und Simulation wurden die viertelstündlich aufgelöste Wärmelastprognose der vier größten Verbraucher verwendet. Laut Baumgartner [48] machen diese vier Verbraucher in Summe knapp 70 Prozent der gesamten Last im Fernwärmesystem aus. Dies ermöglicht es auf Basis dieser Daten zukünftige Wärmelasten im Vorfeld zu prognostizieren. Aus Datenschutzgründen sind diese Daten mit Nummern anstatt mit Namen versehen. Die Rohdaten dieser großen Verbraucher werden analysiert, um daraus eine Vorgehensweise im experimentellen Teil der Arbeit ableiten zu können. Folgend wird die Analyse am Beispiel der Anlage zwölf durchgeführt, wobei ein wöchentlich, täglich und anschließend ein stündlich aufgelöster Wärmelastgang im Detail untersucht wird. Die anderen drei Verbraucher wurden nach der gleichen Vorgehensweise wie folgend analysiert.

Anlage 12

Abbildung 9 zeigt den wöchentlichen Durchschnitt des Wärmebedarfs dieses Verbrauchers und zeigt nicht nur wöchentliche Schwankungen, sondern lässt auch saisonale Trends erkennen. Besonders auffällig ist, dass in den Sommermonaten eine stark reduzierte Wärmelast zu beobachten ist und zu der typischen Badewannenkurve führt. Dies bestätigt, dass in den wärmeren Monaten die Nachfrage nach Raumwärme sinkt und deutet darauf hin, dass kaum Prozessdampf benötigt wird.

Die durchschnittliche Leistung in den Sommermonaten, Juni bis September, beträgt etwa 370 kW. Zum Vergleich dazu erreichte die durchschnittliche Leistung in der zweiten Woche im Dezember 2023 einen Wert von etwa 4.470 kW.

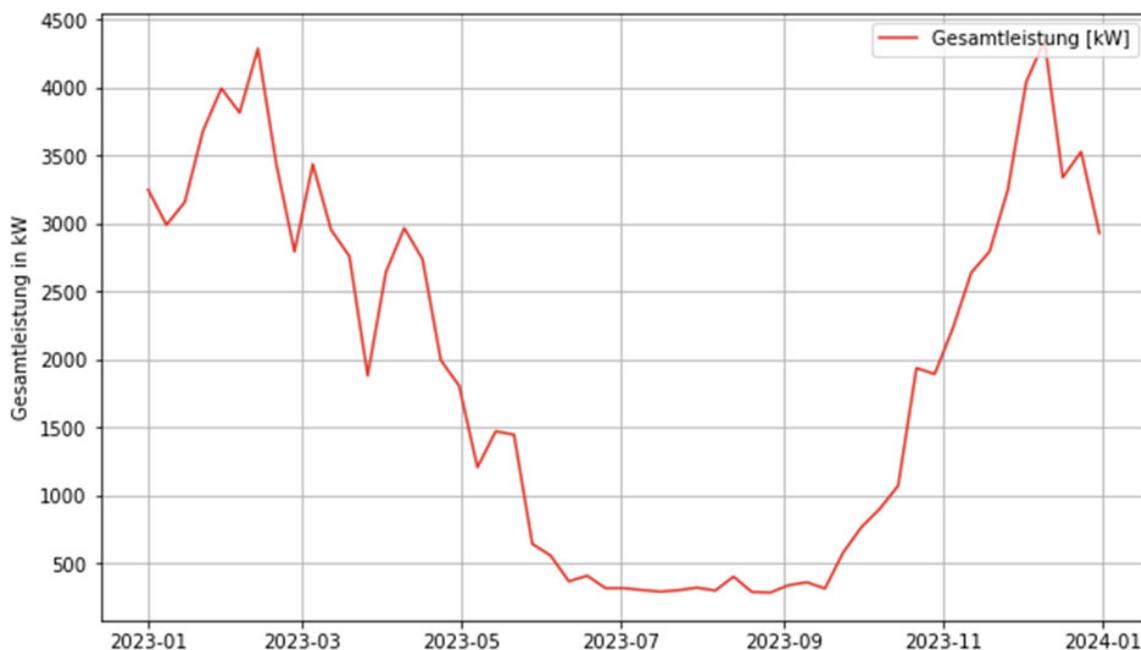


Abbildung 9 - Jahreslastgang der Anlage 12

Abbildung 10 zeigt die nachgefragte Wärmeleistung desselben Verbrauchers in einer höheren Auflösung, vom 10. bis 16. April 2023. Auf der horizontalen Achse ist die Zeit in Tagen dargestellt. Die vertikale Achse zeigt die bezogene Leistung in Kilowatt (kW). Die Daten weisen eine zyklische Natur auf, wobei innerhalb eines Tages Spitzen und Täler zu beobachten sind. Dies bestätigt das Vorliegen von Morgen- und Abendspitzen. Die höchsten Spitzen erreichen knapp 5 MW, während die niedrigsten Punkte bei 2 MW oder etwas darunter liegen. Dies könnte auf einen typischen Tagesablauf hindeuten, bei dem die Wärmenutzung zu Zeiten höherer Aktivität, wie den Morgen- und Abendstunden, zunimmt – möglicherweise wegen des Bedarfs an Raumwärme oder warmem Wasser. Über Nacht und in den frühen Morgenstunden nimmt der Verbrauch ab, da es in den Nachtstunden zur sogenannten Nachtabsenkung kommt. An manchen Tagen ist der Verbrauch gleichmäßiger, während er an anderen Tagen

stärkere Schwankungen zeigt. Dies zeigt unterschiedliche Nutzungsmuster, aber kann auch auf unterschiedliche Außentemperaturen zurückzuführen sein, die den Heizbedarf beeinflussen.

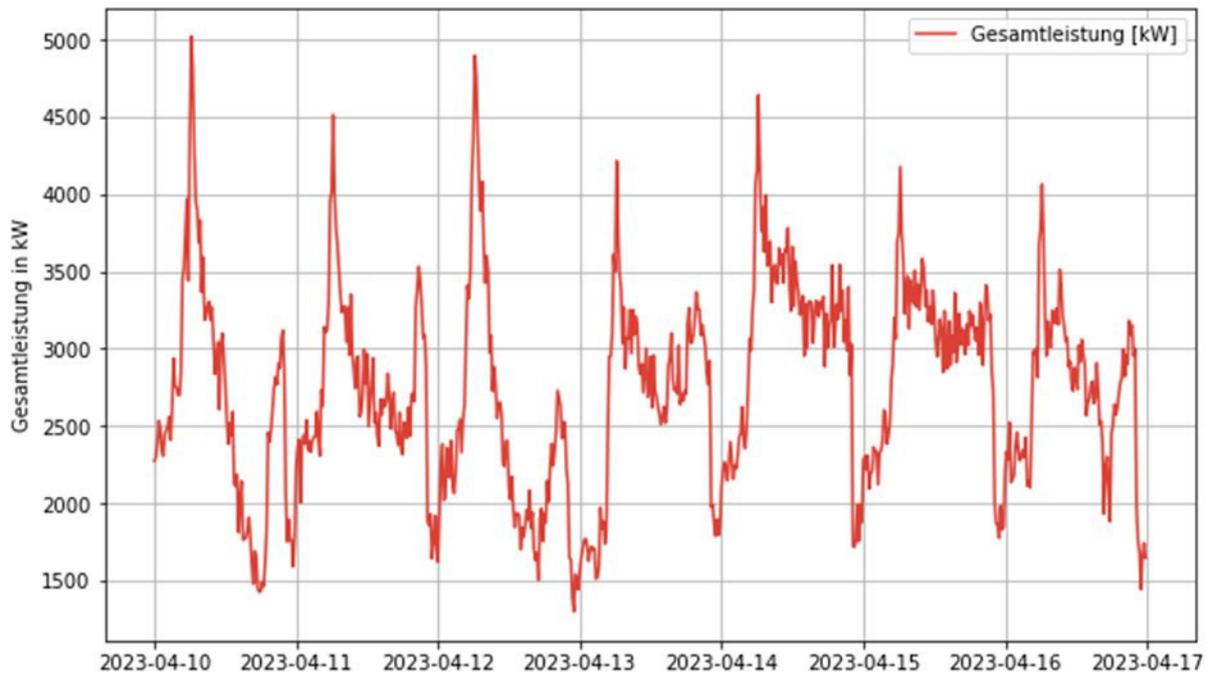


Abbildung 10 - Wochenlastgang der Anlage 12

Abbildung 11 zeigt die detaillierte Leistungsnachfrage des Verbrauchers „Anlage 12“ über den Zeitraum eines einzelnen Tages, beispielhaft für den 13. Dezember 2023.

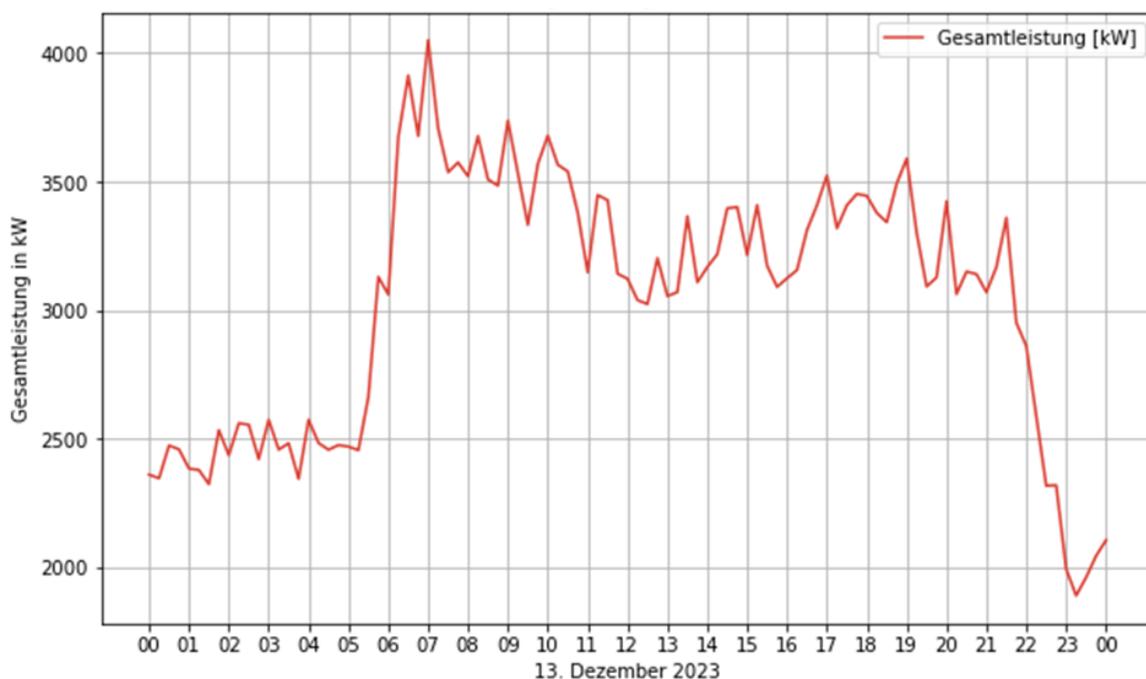


Abbildung 11 - Tageslastgang der Anlage 12

Die vertikale Achse gibt die Fernwärmeleistung in Kilowatt an. In den Nachtstunden zu Beginn des Tages ist eine konstante Grundlast von ca. 2,5 MW erkennbar, bis die Gesamtlast in den

frühen Morgenstunden stark ansteigt und einen Wert von 4 MW erreicht. Nach dieser Morgenspitze fällt die Gesamtleistung konstant bis zu Mittag ab, während es am Abend nochmals eine kleine Abendspitze erkennbar ist. Ab 22 Uhr fällt die Gesamtlast auf unter 2 MW das dem niedrigsten Wert des Tages entspricht.

4.1.3 Prognosedaten der EVN AG

Eine weitere wichtige grundlegende Basis für die Optimierung des Biomasseheizkraftwerkes, sind die Prognosedaten für einerseits den Strompreis an der Strombörse, als auch andererseits die Temperaturprognosedaten, welche die Ausgangsbasis für die Wärmelastprognose stellt. Diese Daten sind essenziell für den Energiehandel bei der EVN AG und werden aus diesem Grund extern zugekauft und stehen so unternehmensintern zur Verfügung. Genau diese Daten werden in Zukunft für die Optimierung herangezogen, weshalb zunächst analysiert werden muss, wie zuverlässig diese sind.

Diese Daten werden täglich um 7 Uhr und 17 Uhr automatisch elektronisch übermittelt. Diese Dateien enthalten somit bis zu dem jeweiligen Zeitpunkt die bisherigen gemessenen Temperaturen und für den restlichen selben Tag, sowie für die nächsten sieben Tage die prognostizierten Temperaturwerte im zehn-Minuten Takt. Darüber hinaus enthalten die Dateien auch die bereits fixierten als auch prognostizierten Strompreise im Day-Ahead-Handel. Dabei ist zu beachten, dass die Daten um 7 Uhr früh immer die bereits fixierten Preise am selben Tag beinhalten und dann die prognostizierten für die nächsten sechs Tage. Die Daten um 17 Uhr hingegen, beinhalten nicht nur die bereits fixierten Preise am selben Tag, sondern auch bereits die fixierten Preise für den nächsten Tag, da die Preise im Day-Ahead-Handel immer um 12 Uhr mittags für den nächsten Tag geschlossen werden.

4.1.4 Daten aus der Leittechnik des Heizkraftwerkes

Um die bisherigen Leistungsdaten aus den diversen Zählpunkten zu bestätigen und genauere Daten aus der Betriebsweise des Biomasseheizkraftwerkes zu generieren, ist es notwendig auch direkt Daten aus der Leittechnik des Biomassekraftwerkes auszuwerten. Dazu wurden die notwendigen Daten aus der Leittechnik, mithilfe des Kraftwerk-Kennzeichensystem (KKS), für das Jahr 2023 als csv-File exportiert.

Das Kraftwerk-Kennzeichensystem repräsentiert ein standardisiertes Verfahren zur eindeutigen und systematischen Erfassung und Bezeichnung von Komponenten, Systemen und Ausrüstungen in der Elektrizitäts- und Wärmeenergieerzeugung. Dieses System ist darauf ausgelegt, alle Elemente innerhalb einer Anlage zur Energieversorgung, unabhängig von der Art des genutzten Energieträgers, klar zu identifizieren und zu klassifizieren. Durch seine organisierte Codierungsstruktur ermöglicht das KKS eine exakte Bestimmung und Auffindung von Bauteilen in dem Heizkraftwerk. [49]

Mithilfe eines programmierten Python-Codes wurden jene Werte aus der Leittechnik exportiert, welche einen Zeitstempel mit entweder 00, 15, 30 oder 45 aufwiesen, um eine 15-minütig aufgelöste Datenreihe zu erhalten.

4.1.5 Temperaturdaten von der GeoSphere Austria GmbH

Nachdem eine grundlegende Abhängigkeit der Wärmelast von der Außenlufttemperatur gegeben ist, wie in Kapitel 4.3.2 gezeigt, ist es wichtig die bisherigen Daten mit den jeweiligen Lufttemperaturdaten zu überlagern. Diese Überlagerung erfolgt mit den externen und offiziellen Temperaturdaten der GeoSphere Austria GmbH. Dieses Unternehmen ist ein Bundesinstitut von Österreich, welches sich unter anderem auf die Klimatologie und Meteorologie spezialisiert hat, und am Anfang des Jahres 2023 aus einem Zusammenschluss von der Geologischen Bundesanstalt und der Zentralanstalt für Meteorologie und Geodynamik hervorgegangen ist. Zu dem Unternehmen gehört ein modernes überregionales meteorologisches und geophysikalisches Messnetz, wodurch eine zuverlässige und systematische Datenerhebung ermöglicht wird, welche auch online kostenlos zu Verfügung gestellt wird. [50]

Die übergeordneten Temperaturdaten kommen nun, wie in Abbildung 12 dargestellt, von der Messstation „Wachtberg bei Steyr“ (ID: 5116), welche auf einer Meereshöhe von 384 Meter liegt. Diese Messstation wird gewählt, weil es in relativer geografischer Nähe zum Biomasseheizkraftwerk und den wichtigsten Abnehmern im Fernwärmenetz liegt.

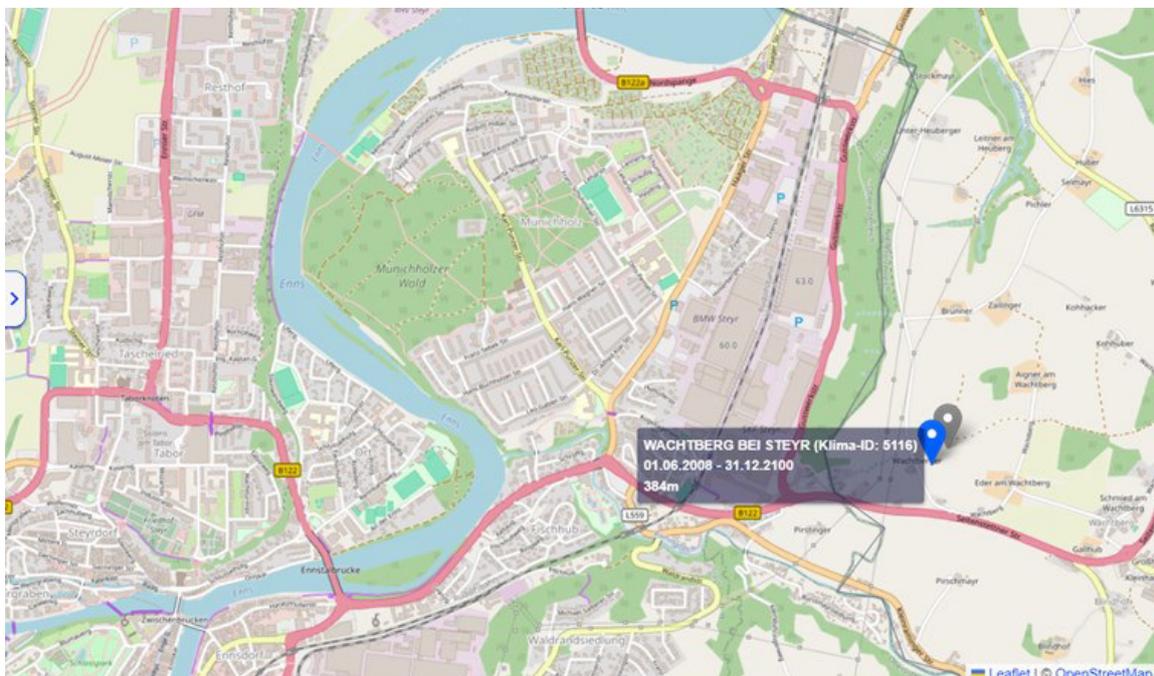


Abbildung 12 - Ausgewählte Messstation der GeoSphere Austria GmbH in Steyr für die Wärmelastprognose [51]

Weiters werden auch die Temperaturdaten von St. Pölten benötigt, da sich die Prognosedaten des Energiewirtschaftsbereiches der EVN AG immer auf St. Pölten beziehen und keine spezifischen Prognosedaten für Steyr vorhanden sind. Aus diesem Grund muss geprüft werden, ob die Prognosetemperatur in St. Pölten, direkt auf Steyr umgelegt werden darf. Deswegen wird später der Vergleich der historischen Temperaturdaten der beiden Städte gezogen und analysiert. In Abbildung 13 wird der Ort der ausgewählten Messstation der GeoSphere Austria GmbH in St. Pölten auf der Ortskarte dargestellt.

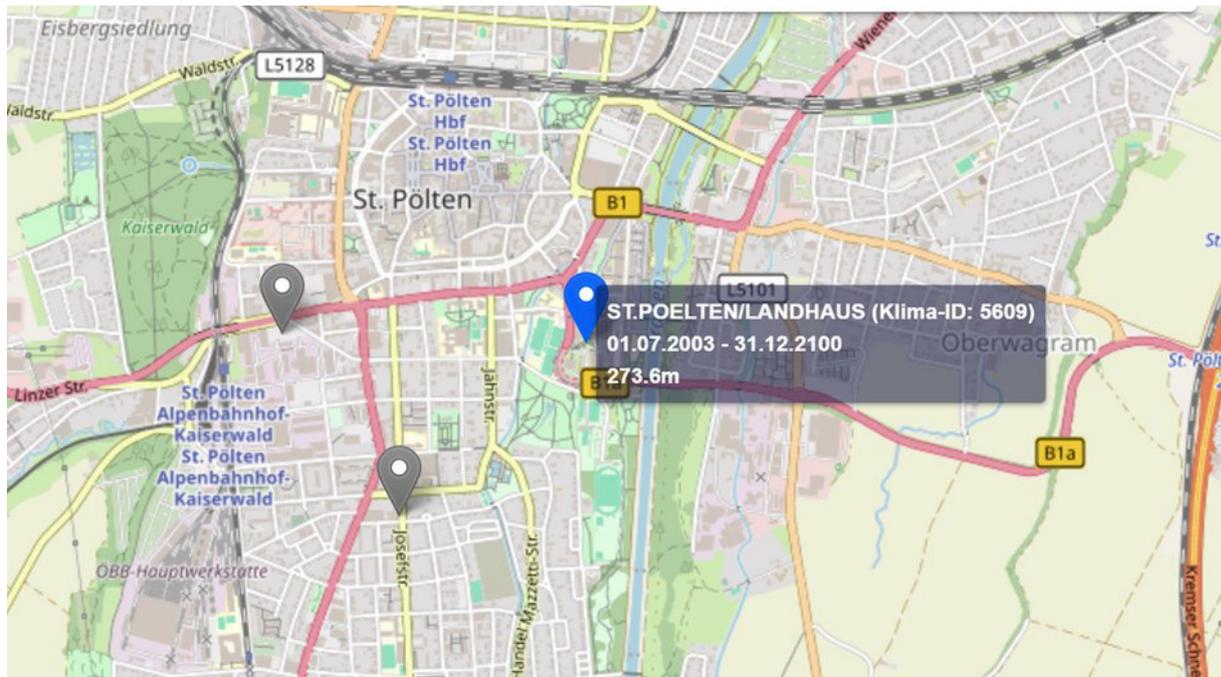


Abbildung 13 - Ausgewählte Messstation der GeoSphere Austria GmbH in St. Pölten [51]

4.2 Validierung der Daten

Dieses Unterkapitel untersucht, inwiefern die zuvor beschriebenen Daten als Grundlage für die Wärmelastprognose verwendet werden dürfen und welchen Einfluss sie auf das Fehlermaß besitzen. Zunächst werden die historischen Temperaturen von St. Pölten und Steyr miteinander verglichen, um zu ermitteln, ob die Prognosetemperatur in St. Pölten von der EVN AG, direkt auf Steyr umgelegt werden kann. Danach wird die Genauigkeit der Daten innerhalb des Prognosezeitraumes untersucht.

4.2.1 Temperaturvergleich von St. Pölten und Steyr

In diesem Unterkapitel liegt der Fokus auf dem Verständnis der Beziehung zwischen den tatsächlich gemessenen Temperaturen in Steyr und für St. Pölten. Dies ist insofern von Bedeutung, da die Temperaturprognosewerte der EVN AG sich immer auf St. Pölten beziehen. Da jedoch die Temperaturprognose für Steyr, für die Berechnung der Wärmelastprognose, notwendig ist, muss analysiert werden, inwieweit die Prognosetemperaturen direkt auf die

beiden Städte umgelegt werden können. Da Steyr als andere klimatische Anforderungen stellt, die durch die allgemeinen Wetterprognosen für St. Pölten möglicherweise nicht vollständig abgedeckt werden. Es ist daher entscheidend, die Korrelation und Abweichungen zwischen den realen Bedingungen in Steyr und den Prognosen für St. Pölten zu verstehen.

Um zunächst beurteilen zu können, wie groß die Abweichung zwischen den gemessenen Lufttemperaturen der beiden Städte ist, wurden alle stündlichen Messwerte zwischen dem 1. Jänner 2020 und dem 22. Jänner 2024 miteinander verglichen. Die Daten wurden, wie im Kapitel 4.1.5 beschrieben, erhoben.

Diese Analyse zeigt kleine, aber feine Unterschiede im Temperaturprofil der beiden Städte. Mit einem durchschnittlichen Wert von 10,4°C in Steyr und 11,0°C in St. Pölten zeichnen sich leicht wärmere Bedingungen in St. Pölten ab. Die Standardabweichung der jeweiligen Temperaturzeitreihen, liegt bei 8,2 °C für Steyr und bei 8,3 °C für St. Pölten. Dies deutet auf eine ähnliche Variabilität der Temperaturen in beiden Städten hin. Die Analyse der Quartilswerte offenbart weitere Unterschiede: Das 25 % Quantil liegt in Steyr bei etwa 3,5 °C, während es in St. Pölten bei etwa 4,0 °C liegt. Der Median, bzw. der 50%-Wert, beträgt 10,0 °C in Steyr und 10,6 °C in St. Pölten, was die Tendenz zu wärmeren Bedingungen in St. Pölten bestätigt. Das 75 % Quantil, das die oberen 25% der Temperaturen repräsentiert, ist in Steyr mit 16,3 °C und in St. Pölten mit 17,0 °C angegeben, was erneut auf wärmere Bedingungen in St. Pölten hindeutet. Die extremen Werte in beiden Städten zeigen ein Minimum von -13,7 °C in Steyr und -11,3 °C in St. Pölten sowie ein Maximum von 34,4 °C in Steyr und 35,5 °C in St. Pölten. Diese Extreme unterstreichen die leicht höheren Temperaturen in St. Pölten sowohl in kalten als auch in warmen Perioden.

In Tabelle 1 sind die Ergebnisse dieser Analyse zusammengefasst.

Tabelle 1- Vergleich der statistischen Kenngrößen zwischen St. Pölten und Steyr

Statistische Kenngröße	Steyr	St. Pölten
Mittelwert	10,4 °C	11,0 °C
Standardabweichung	8,2 °C	8,3 °C
Minimum	-13,7 °C	-11,3 °C
25 % Quantil	3,5 °C	4,0 °C
Median	10,0 °C	10,6 °C
75 % Quantil	16,3 °C	17,0 °C
Maximum	34,4 °C	35,5 °C

Die Ergebnisse deuten zunächst darauf hin, dass St. Pölten über den analysierten Zeitraum hinweg durchschnittlich wärmere Temperaturen als Steyr aufweist. Die ähnlichen Werte in der

Standardabweichung in beiden Städten zeigen jedoch, dass die Gesamtschwankungen der Temperaturbedingungen über den betrachteten Zeitraum hinweg vergleichbar sind.

Um zu überprüfen, ob die Mittelwertdifferenz von $-0,6\text{ °C}$ über das ganze Jahr hinweg gut umlegbar ist, wurde eine weitere monatspezifische Analyse durchgeführt. Die folgenden Vergleichsdaten, werden zusammengefasst in Tabelle 2 gezeigt.

Tabelle 2 - Durchschnittliche Temperaturdifferenz zwischen St. Pölten und Steyr in spezifischen Zeiträumen

Zeitraum	Durchschnittliche Temperaturdifferenz
Jänner	$-0,4\text{ °C}$
Februar	$-0,5\text{ °C}$
März	$-0,6\text{ °C}$
April	$-0,7\text{ °C}$
Mai	$-0,9\text{ °C}$
Juni	$-0,6\text{ °C}$
Juli	$-0,9\text{ °C}$
August	$-0,9\text{ °C}$
September	$-0,7\text{ °C}$
Oktober	$-0,5\text{ °C}$
November	$-0,6\text{ °C}$
Dezember	$-0,6\text{ °C}$
Jahresdurchschnitt	$-0,6\text{ °C}$
Jahr 2020	$-0,7\text{ °C}$
Jahr 2021	$-0,7\text{ °C}$
Jahr 2022	$-0,6\text{ °C}$
Jahr 2023	$-0,6\text{ °C}$

Diese Ergebnisse bestätigen die vorherige Gesamtanalyse, dass die Temperaturdifferenz zwischen den beiden Orten sowohl monatlich als auch jährlich variiert und dabei Steyr im Durchschnitt kühler als St. Pölten ist, mit einer durchschnittlichen jährlichen Differenz von etwa $-0,6\text{ °C}$ über den analysierten Zeitraum. Die größte jährliche Differenz wurde im Jahr 2021 mit $-0,7\text{ °C}$ verzeichnet, während die monatlichen Differenzen im Mai und Juli mit jeweils $-0,9\text{ °C}$ am höchsten sind.

4.2.2 Genauigkeit der Prognosedaten der EVN AG

Da die Prognosedaten der EVN AG einen wesentlichen Einfluss auf das Ergebnis der Optimierung haben, ist es notwendig die Genauigkeit von diesen zu überprüfen und in eine etwaige Fehleranalyse einfließen zu lassen. Aus diesem Grund sind in den nächsten beiden Kapiteln sowohl die Temperaturprognose als auch die Strompreisprognose analysiert.

Genauigkeit der Temperaturprognose

Für die Analyse der Genauigkeit von Wettervorhersagen wurden Daten betrachtet, die über einen Zeitraum vom 15. Jänner 2024 bis zum 4. Februar 2024 reichen. Dieser Zeitraum wurde von der EVN AG durch die übermittelten Daten vorgegeben. Innerhalb dieses Zeitraums wurden die Temperaturprognosen für St. Pölten analysiert, wobei der Fokus auf der durchschnittlichen absoluten Abweichung der Vorhersagen vom tatsächlichen Wert lag. Speziell wurden die Prognosen untersucht, die 1 bis 7 Tage vor dem eigentlichen Datum gemacht wurden, um die Genauigkeit der Vorhersagemodelle zu bewerten.

Die Ergebnisse dieser Analyse zeigen, wie die durchschnittliche absolute Abweichung in Grad Celsius zwischen den prognostizierten Temperaturen und den tatsächlichen IST-Temperaturen variiert, abhängig davon, wie viele Tage im Voraus die Prognose erstellt wurde. Tabelle 3 fasst die durchschnittlichen absoluten Abweichungen zusammen:

Tabelle 3 - Abweichung zwischen der Temperaturprognose von den tatsächlichen Werten über unterschiedliche Zeiträume

Prognosetag	Durchschnittliche absolute Abweichung
Morgen	1,1 °C
Übermorgen	1,2 °C
3. Tag	1,6 °C
4. Tag	2,0 °C
5. Tag	2,5 °C
6. Tag	3,3 °C
7. Tag	3,6 °C

Die Analyse der Wetterdaten zeigt, dass die Genauigkeit der Temperaturprognosen für St. Pölten mit der Zeit variiert, wobei die durchschnittlichen absoluten Abweichungen zwischen den prognostizierten und den tatsächlichen Temperaturen als Maßstab dienen. Spezifisch betrachtet, weisen die Prognosen einen Tag vor dem Ereignis die geringste durchschnittliche absolute Abweichung auf, mit einem Wert von 1,1 Grad Celsius. Dies zeigt eine relativ hohe Präzision der Vorhersagen kurz vor dem Vorhersagedatum hin. Die größte durchschnittliche absolute Abweichung wird sieben Tage im Voraus verzeichnet, mit einem Wert von etwa 3,6 Grad Celsius.

Daraus lässt sich ableiten, dass die Prognoseweite in einem Zeitraum von 1-2 Tagen liegen sollte, um die genauesten Ergebnisse zu erhalten. Dieses Ergebnis sollte für die Erstellung der Wärmelastprognose berücksichtigt werden.

In Abbildung 14 wird die Genauigkeit der Temperaturvorhersage grafisch analysiert, indem die prognostizierten Temperaturen mit den tatsächlich gemessenen Werten verglichen werden.

Die Daten werden beispielhaft für den Zeitraum vom 17.01.2024 bis zum 23.01.2024 dargestellt. Die IST-Temperatur, dargestellt durch die rote Linie im Diagramm, dient als Referenzwert für die realen Temperaturbedingungen. Die Prognosegenauigkeit wird durch zwei weitere Zeitreihen visualisiert: die dunkel-blaue Linie repräsentiert die Vorhersage, die einen Tag vor dem jeweiligen Messzeitpunkt getätigt wurde, während die hell-blaue Linie die Vorhersage zwei Tage vor dem Messzeitpunkt abbildet. Das Diagramm zeigt, dass die Vorhersagen, die einen Tag im Voraus gemacht wurden, tendenziell eine höhere Korrelation mit den IST-Temperaturen aufweisen als die Vorhersagen, die zwei Tage im Voraus getroffen wurden. Diese Beobachtung bestätigt die Annahme, dass die Genauigkeit von Wettervorhersagen mit der Nähe zum Vorhersagezeitpunkt zunimmt. Des Weiteren ist eine erkennbare Diskrepanz zwischen den prognostizierten und den tatsächlichen Temperaturen an spezifischen Tagen festzustellen. Insbesondere am 18.01.2024 wird eine deutliche Unterschätzung der IST-Temperatur durch beide Prognosemodelle verzeichnet, während am 22.01.2024 eine Überschätzung der tatsächlichen Temperaturbedingungen durch die Modelle erfolgt.

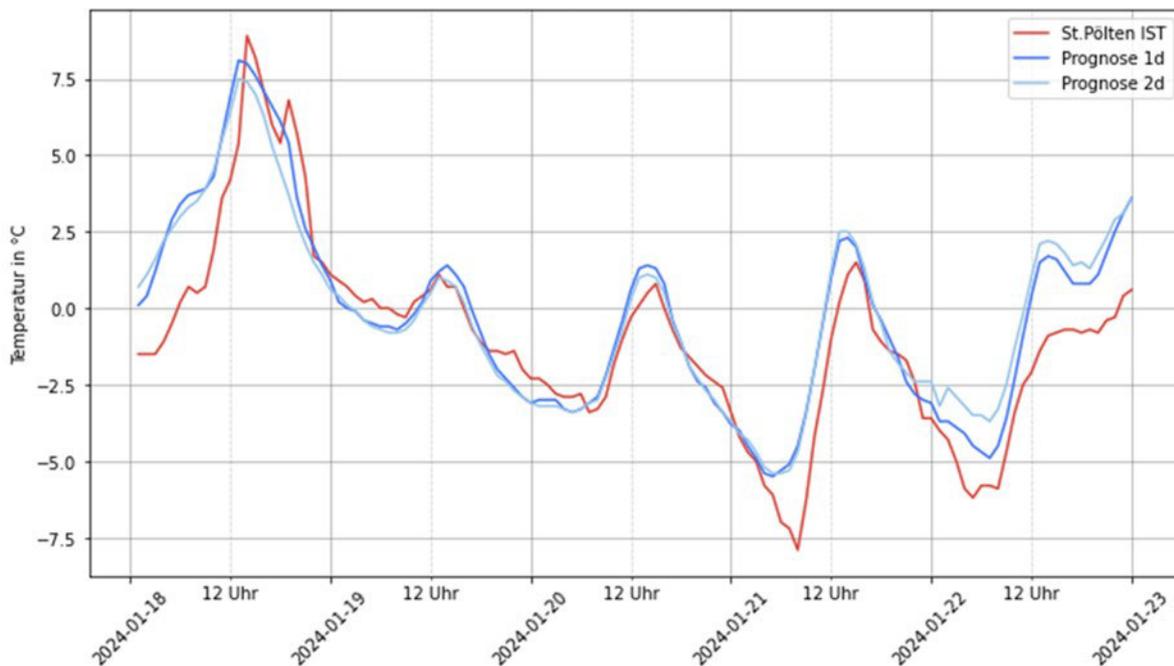


Abbildung 14 - Vergleich der jeweiligen 1- und 2-Tagesprognosen mit der Ist-Temperatur

Diese Ergebnisse verdeutlichen, dass die Zuverlässigkeit der Wettervorhersagen abnimmt, je weiter sie in die Zukunft gerichtet sind. Die geringsten Abweichungen bei Prognosen, die einen Tag vorher gemacht werden, unterstreichen die Fähigkeit der aktuellen Vorhersagemodelle, die Temperaturbedingungen kurzfristig relativ genau zu prognostizieren. Im Gegensatz dazu zeigen die zunehmenden Abweichungen bei Vorhersagen, die mehrere Tage im Voraus gemacht werden, die Herausforderungen auf, die mit langfristigen Wetterprognosen verbunden sind. Diese Erkenntnis ist wichtig für die spätere Optimierung der Dampfturbine,

da sie verdeutlicht, dass die täglichen Optimierungswerte täglich überschrieben werden müssen. Andernfalls könnten erhebliche Abweichungen auftreten, die die Effizienz und Genauigkeit beeinträchtigen könnten.

Genauigkeit der Strompreisprognose

Für die Genauigkeitsanalyse der Strompreisprognose werden die durchschnittlichen absoluten Prognosefehler für unterschiedliche Tagesprognosen des Strompreises untersucht. Dazu wurden die Daten, die sowohl tatsächliche Preise als auch bis zu sieben Tage im Voraus reichende Prognosewerte umfassten, zwischen dem 15. Jänner 2024 und dem 5. Februar 2024 analysiert.

Die Ergebnisse in Tabelle 4 zeigen wie bei der Temperaturprognose, einen graduellen Anstieg des Prognosefehlers mit zunehmender Länge des Vorhersagezeitraums entsteht. Dies zeigt die grundlegende Herausforderung bei der Vorhersage von Marktpreisen über längere Zeiträume. Im Detail lag der durchschnittliche absolute Fehler der 1-Tages-Prognose bei 6,3 Euro pro MWh. Im Vergleich zu den vorherrschenden Strompreisen von 70 €/MWh bestätigt dies eine recht hohe Genauigkeit. Der Fehler erhöhte sich leicht auf 7,0 €/MWh für die 2-Tages-Prognose und weiter auf 7,3 €/MWh für die 3-Tages-Prognose. Der durchschnittliche Fehler der 6-Tages-Prognose mit 11,4 €/MWh war am höchsten. Dies unterstreicht die höhere Ungenauigkeit je weiter in die Zukunft prognostiziert wird. Unerwartet zeigte die 7-Tages-Prognose einen leicht verringerten Fehler von 10,0 €/MWh.

Tabelle 4 - Die Abweichung der Prognosedaten der EVN AG zu den tatsächlichen Strompreisen

Prognosetag	Durchschnittliche absolute Abweichung zum tatsächlichen Preis
Morgen	6,3 €/MWh
Übermorgen	7,0 €/MWh
3. Tag	7,3 €/MWh
4. Tag	8,5 €/MWh
5. Tag	9,9 €/MWh
6. Tag	11,4 €/MWh
7. Tag	10,0 €/MWh

Die Abbildung 15 zeigt ein Liniendiagramm, welches die Genauigkeit verschiedener Vorhersagen in Relation zu tatsächlichen Werten über einen spezifizierten Zeitraum darstellt. Der tatsächliche Wert, hier als "IST-Preis" bezeichnet, wird durch die rote Linie visualisiert. Diese bildet einen Vergleichsmaßstab für die vier weiteren Prognoselinien, die jeweils Vorhersagen repräsentieren, die zu unterschiedlichen Zeitpunkten (1 bis 4 Tage vor dem Ereignis) getätigt wurden. Die verschiedenen Stile der schwarzen Linien korrespondieren mit den jeweiligen Vorhersagezeitpunkten.

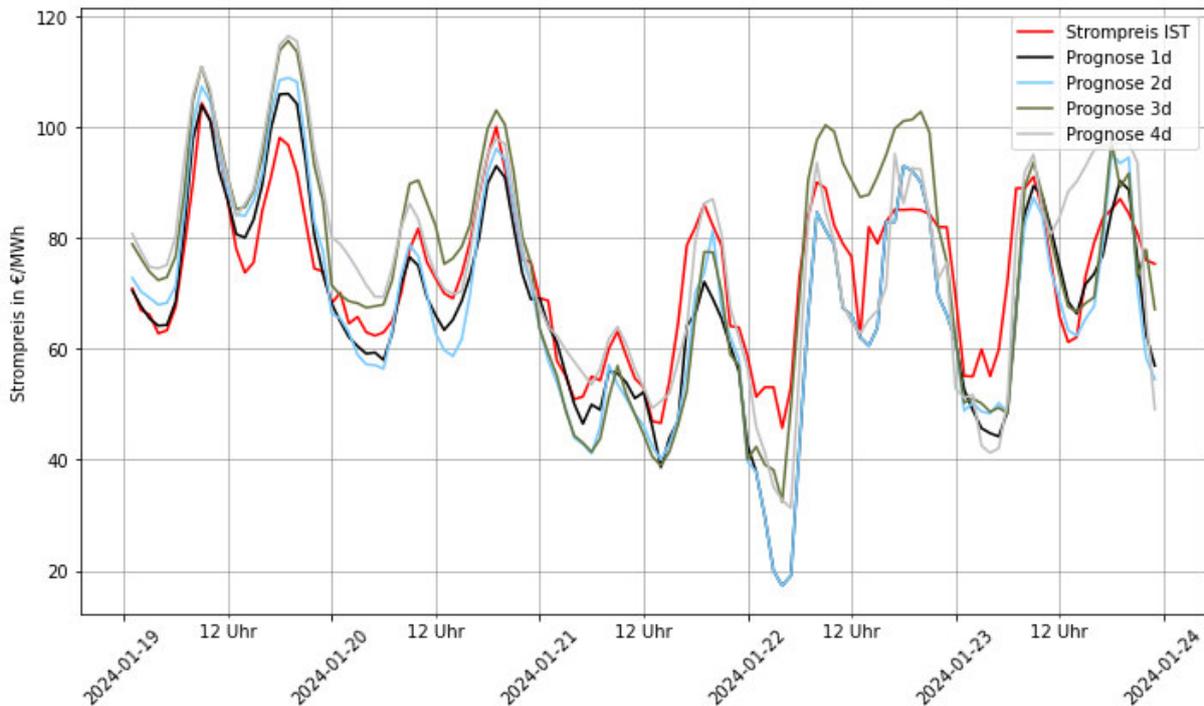


Abbildung 15 - Genauigkeit der Strompreisprognose

Die Darstellung der Vorhersagen zeigt, wie sich die Genauigkeit der Prognosen im Verlauf der Zeit bis hin zum Ereignisdatum verändert hat. Die Annäherung der Vorhersagelinien an den IST-Preis deutet auf eine Verbesserung der Prognosegenauigkeit hin, je näher das Vorhersagedatum rückt.

4.3 Wärmelastprognose

In diesem Kapitel wird die Vorgehensweise bei der Erstellung der Wärmelastprognosen beschrieben. Das Ziel ist es einerseits, ein umfassendes Verständnis der Gesamtwärmelast des Systems zu entwickeln, indem Daten von den vier verschiedenen Hauptzählpunkten analysiert und mit externen Temperaturdaten der GeoSphere Austria GmbH [51] korreliert werden. Andererseits soll auf Basis der vergangenen Daten Prognosemodelle, wie bereits in Kapitel 3.4 beschrieben, entwickelt werden, um die zukünftige Wärmelast in dem Fernwärmesystem zu prognostizieren zu können und daraus die Grenzkosten für die Stromproduktion der Dampfturbine ableiten zu können.

4.3.1 Randbedingungen

Um die Plausibilität der Wärmelastprognose gewährleisten zu können, ist es notwendig zunächst die Randbedingungen des Fernwärmenetzes festzulegen. Das Fernwärmenetz hat eine Länge von 14 km und ist als Heißwassersystem ausgelegt. Die Anwendung der von der EVN AG vorgeschlagenen Berechnungsformeln ergab einen durchschnittlichen Wärmeverlust von 555 Megawattstunden pro Trassenkilometer, basierend auf 7.777 Jahresbetriebsstunden.

Eine festgelegte Wärmegrundlast von 777 Kilowatt zur Warmwasserbereitung, entsprechend den Richtlinien der EVN AG, resultiert in einer angepassten Gesamtwärmegrundlast von 1.777 Kilowatt. Diese Grundlast dient als Basis für die Korrektur der historischen Daten, um Messunregelmäßigkeiten zu bereinigen, was die Datenqualität und -zuverlässigkeit erheblich verbessert. Das Fernwärmenetz hat außerdem eine Kapazität von 47 MW bei einer Außentemperatur von $-17\text{ }^{\circ}\text{C}$.

4.3.2 Erstes Prognosemodell

In Abbildung 16 wird die angewandte Methodik für das erste Modell einer Wärmelastprognose dargestellt. Dabei wird gezeigt, dass die Wärmelast nicht nur von der Temperatur abhängig ist, sondern auch von weiteren Faktoren wie zum Beispiel dem Wochentag und auch der Uhrzeit. In diesem Prognosemodell werden somit zunächst die vergangenen Daten in diese Kategorien, wie sie in der folgenden Abbildung gezeigt werden, unterteilt und jeweils eine mathematische Regression durchgeführt. Somit entstehen in diesem Modell 35 Regressionsformeln.

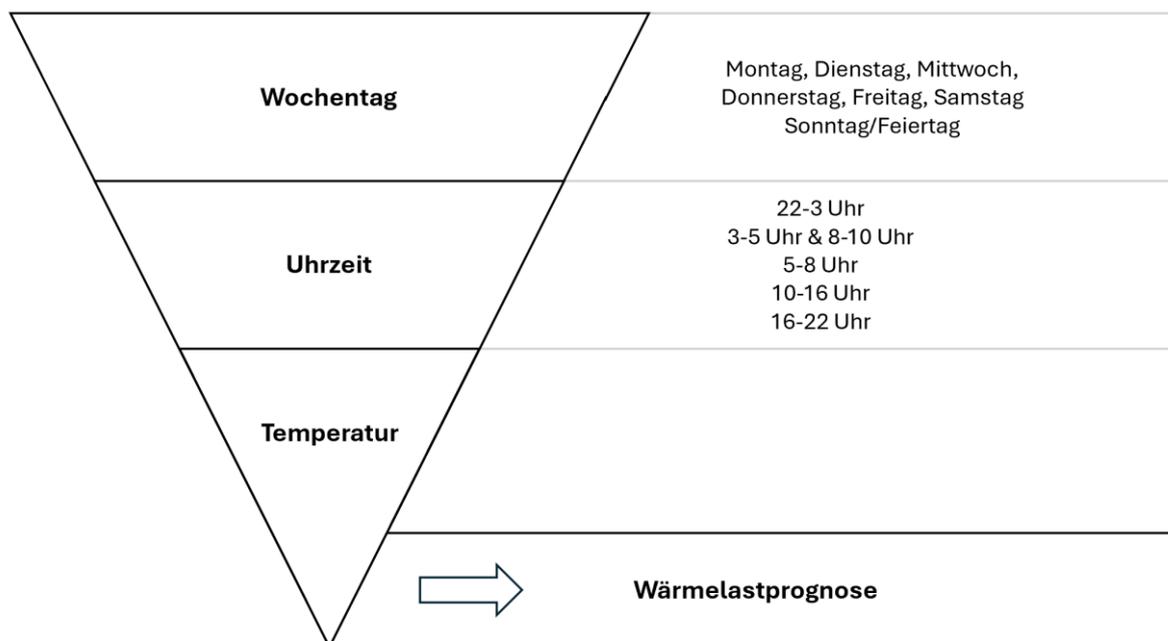


Abbildung 16 - Schema des Prognosemodells 1

Die Entstehungsweise dieses Modells wird nun im nachfolgenden Kapitel näher beschrieben. Wobei die unterschiedlichen Abhängigkeiten der Gesamtwärmeleistung von einer hohen Ebene bis in eine Detailsbene dargestellt und beschrieben werden, wie in der vorherigen Abbildung gezeigt.

Abhängigkeit der Gesamtwärmeleistung von der Außenlufttemperatur

Abbildung 17 zeigt ein Streudiagramm, das den Zusammenhang zwischen der Lufttemperatur und der Wärmeleistung im Fernwärmenetz in Steyr darstellt. Die Daten im Diagramm zeigen

eine negative Korrelation, da mit steigender Temperatur, die Wärmeleistung tendenziell abnimmt. Dies ist ein erwartbares Resultat, da die Heizlast meist sinkt, wenn die Außentemperaturen steigen. Weiters wird gezeigt, dass die Variation in der Wärmeleistung bei niedrigeren Temperaturen größer ist. Dies könnte auf unterschiedliche Heizbedürfnisse oder Vorgänge im Fernwärmenetz bei verschiedenen Temperaturen zurückzuführen sein.

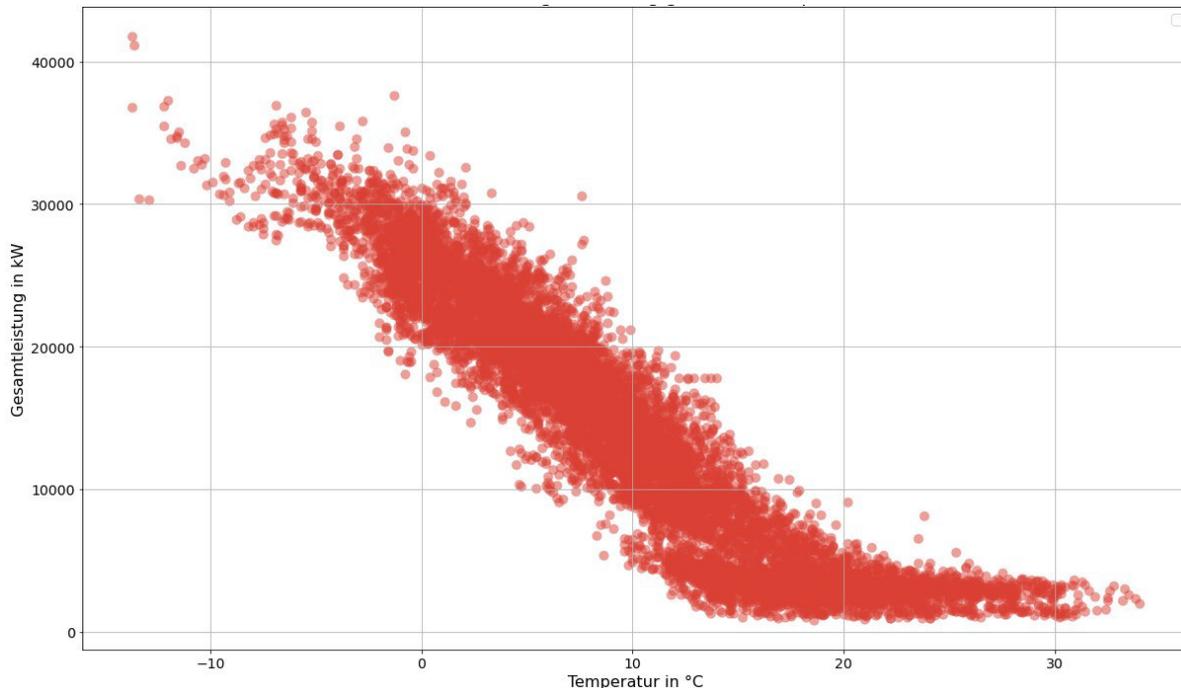


Abbildung 17 - Gesamtlast im Fernwärmenetz Steyr in Abhängigkeit der Temperatur

Abhängigkeit der Gesamtwärmeleistung von den Wochentagen

Eine der leitenden Hypothesen für diesen Schritt ist, dass die Wärmenachfrage an Wochenenden, aber auch an Feiertagen, aufgrund der geringeren Produktivität der großen Industriebetriebe, die unter der Woche einen bedeutenden Teil der Nachfrage ausmachen, geringer sein könnte. Um diese zusätzliche Dimension der Wärmenachfrage zu untersuchen, wurden die Gesamtdaten auf die einzelnen Wochentage aufgeteilt. Diese Aufteilung ist die Basis für die Analyse und um den darauffolgenden Vergleich zwischen den einzelnen Wochentagen herstellen zu können. Die Messpunkte wurden daher in sieben Kategorien unterteilt, die den Wochentagen entsprechen. Zunächst wurden die gleiche Auswertung, wie für die Gesamtdaten durchgeführt und für jeden Wochentag ein eigenes Diagramm erstellt.

In Abbildung 18 werden nun beispielhaft alle Wärmelastpunkte des Wochentages Dienstag, in Abhängigkeit der Temperatur dargestellt. Außerdem wurde eine mathematische Regressionskurve vom sechsten Grad in die Datenpunkte hineingelegt. Dies resultiert in einem Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 0,92$. Die zugehörige Regressionsgleichung wird in Formel (4-1) abgebildet.

$$P = -0.0001825T^6 + 0.005792T^5 + 0.06922T^4 - 0.9906T^3 - 35.85T^2 - 963.7T + 2.663e + 04 \quad (4-1)$$

In dieser Formel steht P immer für die Gesamtleistung und T immer für die Temperatur.

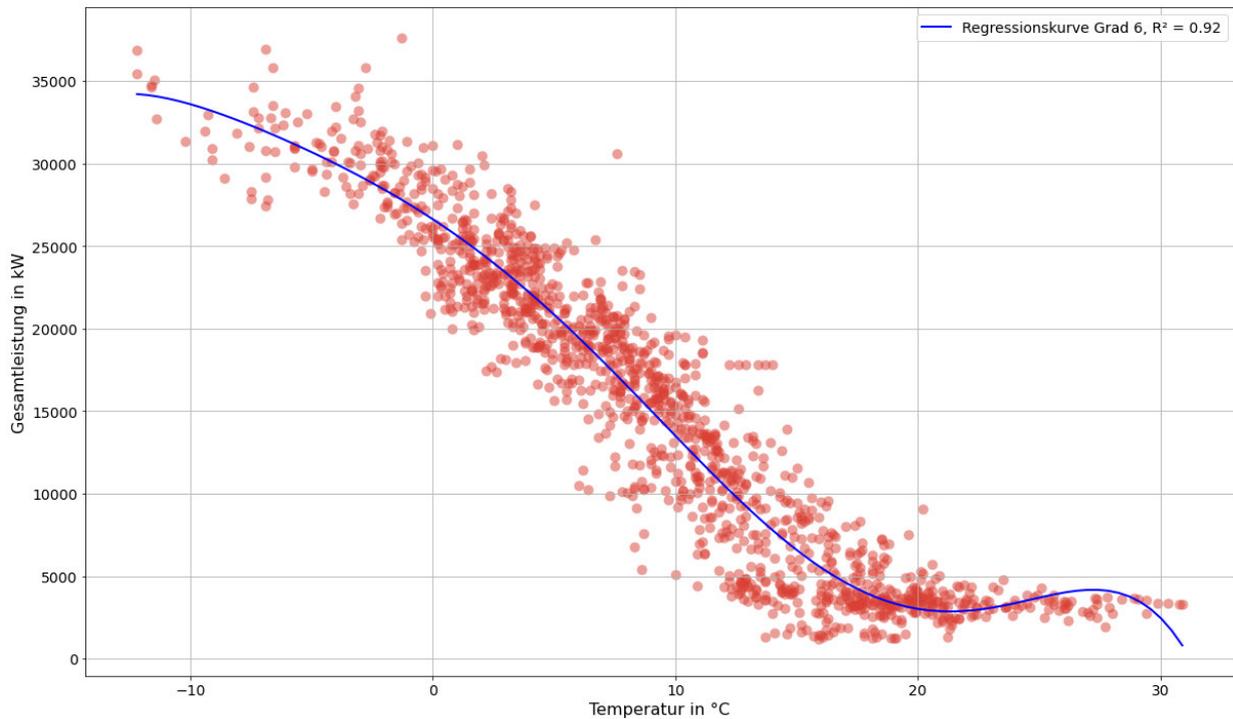


Abbildung 18 - Regressionskurve vom Grad 6 für einen Dienstag

Es ist zu erkennen, dass die Unterteilung in unterschiedliche Wochentage eine Verbesserung der Prognosequalität bringt.

Abhängigkeit Gesamtwärmeleistung von den Uhrzeiten zu unterschiedlichen Wochentagen

In Abbildung 19 werden die Datenpunkte für den Dienstag nochmals spezifiziert. Es werden nur noch Datenpunkte dargestellt, welche zwischen 10 und 16 Uhr aufgetreten sind. Folgend wird die Regressionsanalyse wie zuvor durchgeführt, woraus sich die Formel der Regressionskurve, wie in Formel (4-2) dargestellt, ergeben hat.

$$P = -0.0002131 T^6 + 0.008483 T^5 + 0.01289 T^4 - 1.342 T^3 - 25.26 T^2 - 905.1 T + 2.695e + 04 \quad (4-2)$$

Durch diese Analyse hat sich das Bestimmtheitsmaß R^2 auf 0,94 verbessert.

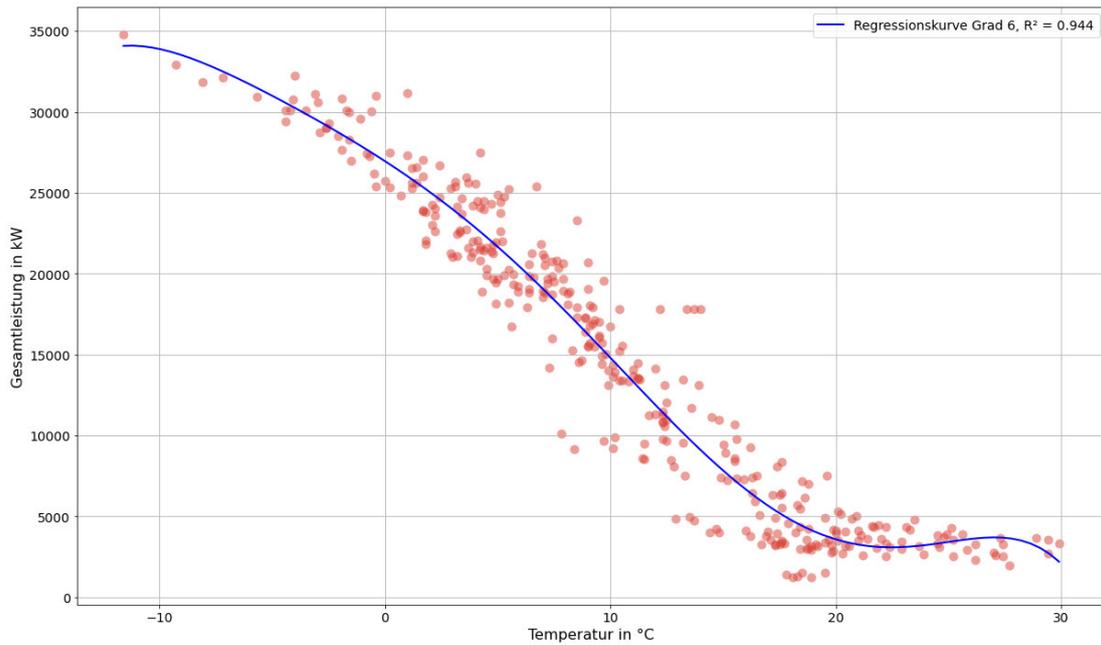


Abbildung 19 - Regressionskurve vom Grad 6 für einen Dienstag zwischen 10 und 16 Uhr

Diese beschriebene Methodik wurde für alle Kombinationen aus Wochentagen und Uhrzeiten, wie in Abbildung 16 gezeigt, angewandt. Dadurch entstehen aus den sieben Wochentagen und fünf Zeitbereichen, 35 verschiedene Regressionsformeln und zugehörige Bestimmtheitsmaße, welche in Tabelle 5 zur Vollständigkeit aufgelistet werden.

Tabelle 5 - Bestimmtheitsmaße der Regressionsanalyse für unterschiedliche Zeitbereiche

Wochentag	Zeitraum	Bestimmtheitsmaß R ²
Montag	22-3 Uhr	0,932
	3-5 & 8-10 Uhr	0,916
	5-8 Uhr	0,919
	10-16 Uhr	0,941
	16-22 Uhr	0,934
Dienstag	22-3 Uhr	0,929
	3-5 & 8-10 Uhr	0,907
	5-8 Uhr	0,908
	10-16 Uhr	0,944
	16-22 Uhr	0,949
Mittwoch	22-3 Uhr	0,918
	3-5 & 8-10 Uhr	0,906
	5-8 Uhr	0,915
	10-16 Uhr	0,937

Wochentag	Zeitraum	Bestimmtheitsmaß R^2
Donnerstag	16-22 Uhr	0,919
	22-3 Uhr	0,927
	3-5 & 8-10 Uhr	0,903
	5-8 Uhr	0,918
	10-16 Uhr	0,958
Freitag	16-22 Uhr	0,960
	22-3 Uhr	0,931
	3-5 & 8-10 Uhr	0,919
	5-8 Uhr	0,932
	10-16 Uhr	0,965
Samstag	16-22 Uhr	0,962
	22-3 Uhr	0,936
	3-5 & 8-10 Uhr	0,924
	5-8 Uhr	0,930
	10-16 Uhr	0,958
Sonntag	16-22 Uhr	0,955
	22-3 Uhr	0,935
	3-5 & 8-10 Uhr	0,935
	5-8 Uhr	0,949
	10-16 Uhr	0,958
	16-22 Uhr	0,952

Die Analysen zeigen hohe Bestimmtheitsmaße für alle Tage der Woche. Dadurch kann bestätigt werden, dass die beschriebene Methodik für das erste Prognosemodell eine hohe Qualität aufweist und eine Beziehung zwischen der Lufttemperatur und der Gesamtleistung hergestellt werden kann. Insbesondere die Zeitfenster von 10-16 Uhr und 16-22 Uhr weisen an allen Tagen sehr hohe R^2 -Werte auf. Das Modell weist in diesen Zeiten somit eine hohe Genauigkeit auf. Die Werte sind über alle Tage und Zeitspannen hinweg gleichmäßig, mit geringfügigen Veränderungen zwischen den verschiedenen Zeitfenstern und Tagen. Die R^2 -Werte liegen oft nahe bei oder über 0,9, was eine gute Vorhersagekraft anzeigt. Die nächtlichen und frühen Morgenstunden (22-3 Uhr und 3-5 Uhr) sowie die späten Vormittagsstunden (6-7 Uhr) zeigen ebenfalls hohe, aber leicht variablere Werte. Diese Gleichmäßigkeit über die Woche und die unterschiedlichen Tageszeiten hinweg, zeigt wiederkehrende Muster, welche durch das

Modell gut erfasst werden. Besonders die hohen Bestimmtheitsmaße in den Nachmittags- und frühen Abendstunden bestätigen die regelmäßigen Lastspitzen.

Im Anhang ist eine beispielhafte Umsetzung dieses Modells in der Programmiersprache Python gezeigt.

4.3.3 Zweites Prognosemodell

Da das erste Prognosemodell nicht die gewünschte Genauigkeit seitens der EVN AG besitzt, wurde ein verbessertes Prognosemodell entwickelt. Im ersten Prognosemodell wurde die Gesamtlast einzig allein von der Temperatur und den gewählten Zeitbereichen als Variablen prognostiziert. Um die Genauigkeit des Modelles zu verbessern, müssen weitere Einflussfaktoren und deren Korrelationen berücksichtigt und aufgenommen werden. Aus diesem Grund wird nun im zweiten Prognosemodell auf ein multivariates Regressionsmodell umgestellt, welches mithilfe der Software Visplore®, erstellt werden kann. [52] Das daraus resultierende Prognosemodell wird in Kapitel 5.1.3 mit dem ersten Prognosemodell verglichen. Die Vorgehensweise für das Erstellen des zweiten Prognosemodell wird folgend beschrieben.

Normalisierung der Daten

Da nun in der multivariaten Regressionsanalyse mehrere Faktoren in die Berechnung der prognostizierten Wärmelast einfließen, ist es zunächst wichtig, ähnlich wie in Modell 1, den Zeitfaktor zu berücksichtigen. Dazu wird in Abbildung 20 eine klassische Regressionskurve der sechsten Ordnung erzeugt. Folglich wurde analysiert welche Datenpunkte unterhalb der Regressionskurve und welche oberhalb der Kurve liegen und ob hier ein Trend sichtbar wird.

In Abbildung 20 werden die Wärmelasten in Abhängigkeit der Temperatur von Sonntagen im Vergleich zu den anderen Wochentagen dargestellt. Dabei werden die Sonntagswerte als rote Punkte dargestellt und den restlichen Datenpunkten in grau hervorgehoben. Das Resultat hierbei ist, dass die Sonntagswerte tendenziell unterhalb der Regressionskurve liegen und somit für eine Normalisierung der Daten angehoben werden müssten.

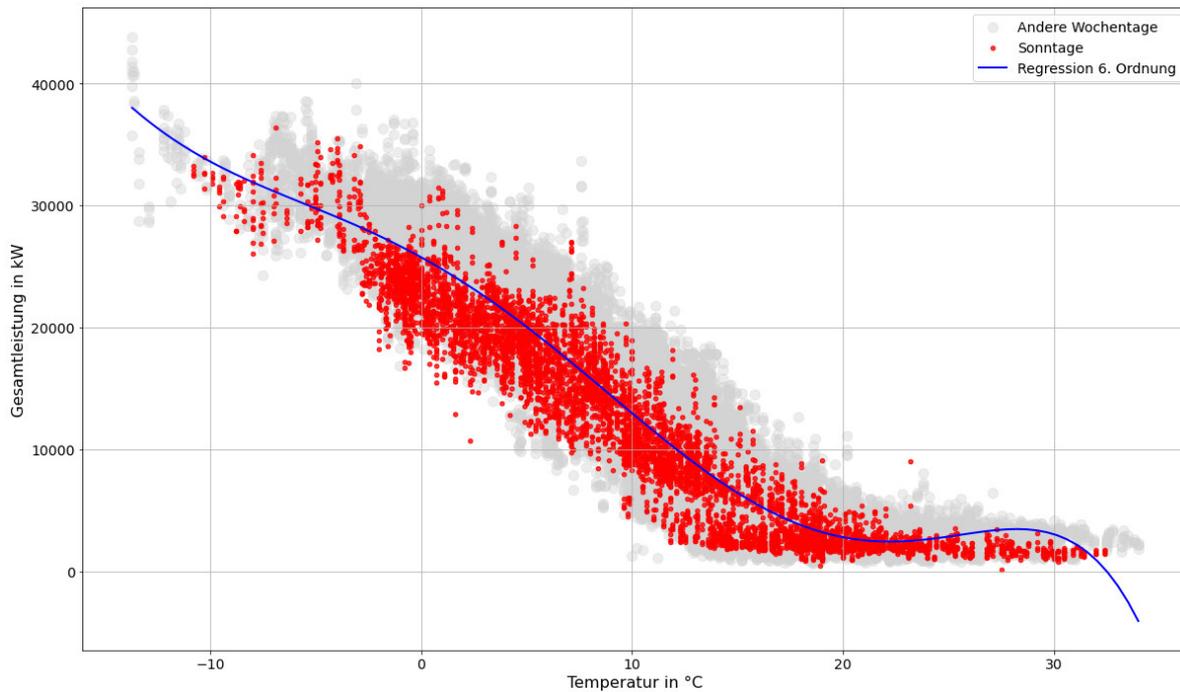


Abbildung 20 - Wärmelast an Sonntagen im Vergleich zu anderen Wochentagen

Im Vergleich dazu liegen die generellen Wärmelasten um sieben Uhr morgens tendenziell über der Regressionskurve wie in der Abbildung 21 dargestellt ist. Somit müssen diese Werte etwas reduziert werden für die Normalisierung der Daten. Nach diesem Schema wird nun für jedes Monat, Wochentag und Stunde ein eigener Divisionsquotient berechnet, durch welchen die jeweiligen Daten dividiert werden müssen, um vereinheitlicht zu werden.

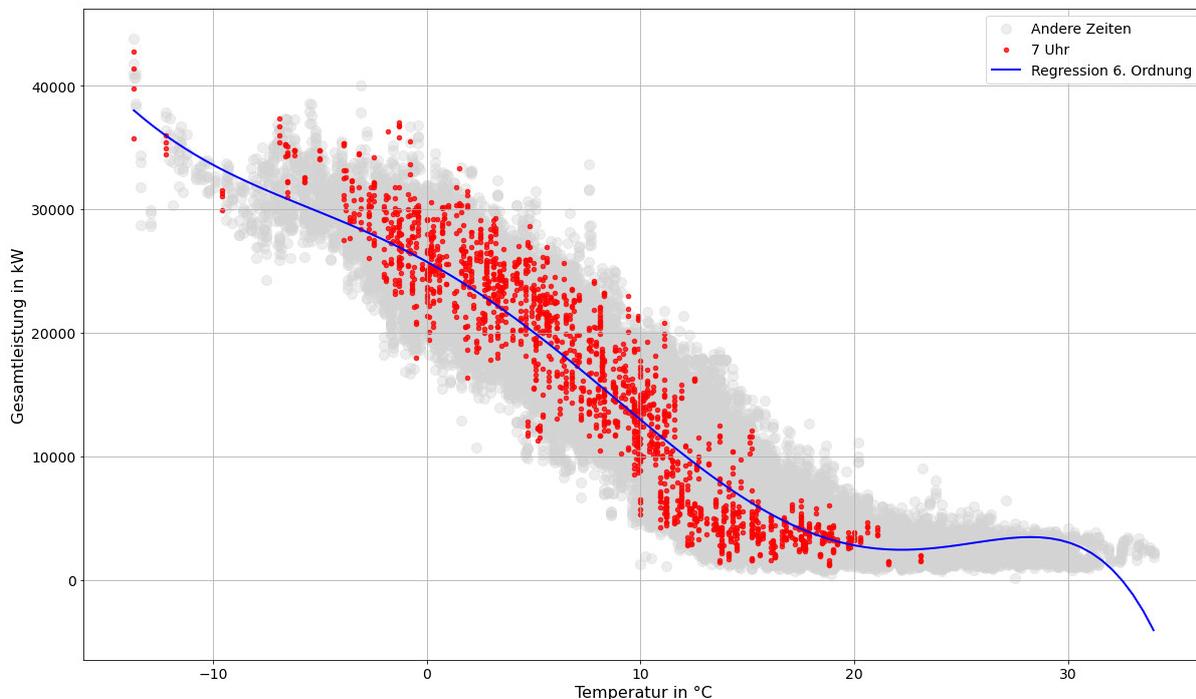


Abbildung 21 - Wärmelast um 7 Uhr morgens im Vergleich zu anderen Zeiten

Die Normalisierungsdivisoren für die Monate, werden in Tabelle 6 übersichtlich dargestellt. Durch sie wird der Einfluss der unterschiedlichen Saisonen im Jahresverlauf ersichtlich. In den Wintermonaten Jänner, Februar, November und Dezember sind die Divisoren über 1. Das zeigt, dass die tatsächlichen Werte im Durchschnitt höher als die erwarteten Werte sind. Dezember hat dabei den höchsten Divisor mit 1,18, gefolgt von Februar mit 1,17. Die Monate März, April und Oktober verzeichnen ebenfalls Divisoren über 1, jedoch weniger ausgeprägt als in den Wintermonaten. In diese Übergangsmonaten fällt auch der Anfang und das Ende der Heizperiode, wodurch dies nicht mehr so ausgeprägt ist. Andererseits zeigen die Sommermonate Divisoren unter 1, was bestätigt, dass die tatsächlichen Werte in diesen Monaten unter den erwarteten liegen. Der August fällt mit dem niedrigsten Divisor von 0,62 besonders auf. Diese niedrigen Divisoren bestätigen die reduzierten Wärmebedarfe während der Sommermonate, was in erster Linie an den hohen Außentemperaturen liegt.

Tabelle 6 - Normalisierungsdivisoren für die Monate

Monat	Normalisierungsdivisor
Jänner	1,10264
Februar	1,169952
März	1,14954
April	1,03404
Mai	0,973434
Juni	0,80361
Juli	0,83808
August	0,62488
September	0,82602
Oktober	1,080555
November	1,10726
Dezember	1,17852

Die Normalisierungsdivisoren für die Wochentage, sind in Tabelle 7 aufgelistet und bestätigen den hohen Industrieverbraucheranteil im Fernwärmenetz. Montag, Dienstag und Freitag weisen Divisoren über 1 auf. Dies bedeutet, dass an diesen Tagen die tatsächlichen Werte, die erwarteten überschreiten. Montag hat mit 1,02 den höchsten Wert, gefolgt von Dienstag und Freitag. Diese hohen Werte zu Wochenbeginn können auf eine erhöhte industrielle Produktivität hindeuten. Mittwoch und Donnerstag haben mit Divisoren von 0,99 leicht niedrigere Werte, was auf eine geringere Aktivität in der Wochenmitte hinweist. Samstag und Sonntag zeigen mit 0,94 und 0,88 die niedrigsten Divisoren der Woche.

Tabelle 7 - Normalisierungsdivisoren für die Wochentage

Wochentag	Normalisierungsdivisor
Montag	1,019694
Dienstag	1,0171605
Mittwoch	0,9927918
Donnerstag	0,9946937
Freitag	1,0161555
Samstag	0,940658
Sonntag	0,884126

Die Normalisierungsdivisoren können, wie ein Standardlastprofil für das Fernwärmenetz in Steyr betrachtet werden. Die nächtlichen Stunden von 0 bis 5 Uhr zeigen Divisoren unter 1. Somit liegen die tatsächlichen Werte in diesen Zeiten regelmäßig unter den zu erwarteten Wärmelasten. Ab 6 Uhr morgens steigen die Werte über 1, beginnend mit 1,05 um 6 Uhr und erreichen einen Höhepunkt von 1,06 um 7 Uhr. Hier kommt es zu einer klaren Ausprägung der Morgenspitze. Die Divisoren bleiben bis 20 Uhr über 1, mit dem Spitzenwert von 1,06 um 20 Uhr. Auch hier wird wieder die Abendspitze gut sichtbar. Nach 21 Uhr beginnen die Divisoren wieder zu sinken, erreichen um 23 Uhr einen Wert von 0,95 und bestätigen damit eine Abnahme der Aktivität in den späten Abendstunden. In Tabelle 8 werden die Normalisierungsdivisoren für die jeweiligen Uhrzeit dargestellt.

Tabelle 8 - Normalisierungsdivisoren für die Uhrzeiten

Uhrzeit	Normalisierungsdivisor
0 Uhr	0,93510749
1 Uhr	0,93874535
2 Uhr	0,9279473
3 Uhr	0,93036251
4 Uhr	0,93166693
5 Uhr	0,9796257
6 Uhr	1,05058842
7 Uhr	1,06368933
8 Uhr	1,04142569
9 Uhr	1,02811471
10 Uhr	1,0122336
11 Uhr	0,99356684
12 Uhr	0,98598303
13 Uhr	0,98764894

Uhrzeit	Normalisierungsdivisor
14 Uhr	0,99022778
15 Uhr	1,0041696
16 Uhr	1,02509316
17 Uhr	1,03909343
18 Uhr	1,05079613
19 Uhr	1,05734542
20 Uhr	1,05830104
21 Uhr	1,04549962
22 Uhr	1,01082056
23 Uhr	0,94927478

Durch die Kombination der Normalisierungsdivisoren für Monate, Wochentage und Uhrzeiten kann nun jede Wärmelast zu jedem Zeitpunkt normalisiert werden und besser mit den anderen Werten verglichen werden. Dies erlaubt die Berechnung eines genauen Divisionsquotienten für jede spezifische Zeitkombination. Zum Beispiel kann für 14 Uhr an einem Samstag im Oktober ein spezifischer Divisor berechnet werden, der die einzigartigen Energiebedarfe dieser genauen Kombination widerspiegelt. Dies bedeutet, dass die Effekte von Monat, Wochentag und Tageszeit nicht isoliert betrachtet werden dürfen, sondern als ein zusammenhängendes Ganzes.

Vergangene und gewichtete Temperatur

Wie in Kapitel 3.4.4 beschrieben, ist die Wärmelastprognose nicht nur von der aktuellen Lufttemperatur, sondern auch von historischen Temperaturdaten abhängig. Um dies zu berücksichtigen wird Abbildung 22 herangezogen. In dieser Abbildung wird der Einfluss der vergangenen Temperatur auf das Bestimmtheitsmaß der mathematischen Regression dargestellt. Dabei werden die Temperaturen der letzten Stunden gleichgewichtet und eine durchschnittliche Temperatur berechnet. So fließt zum Beispiel beim Wert „~10h“ auf der Abszisse, die aktuelle Temperatur, so wie alle anderen Temperaturen der letzten neun Stunden, nur noch zu einem Anteil von je 0,1 ein. Dabei fällt auf, dass es zunächst bei der Berücksichtigung der letzten Stunde zusätzlich zur aktuellen Temperatur zu einer Erhöhung des R^2 kommt. Danach sinkt das Bestimmtheitsmaß bis zur gleichgewichteten Temperatur der letzten 18 Stunden, bis es wiederum zu einer leichten Erhöhung kommt. Die Erhöhung nach dem Rückblick auf die letzten 18 Stunden, lässt sich durch den Tag-Nacht-Ausgleich erklären. Unterhalb dieses Stundenwertes reicht der Rückblick, wenn eines Tageswert berechnet wird, in die Nacht hinein und umgekehrt beim Nachtwert, in den vorherigen Tag hinein. Über 18 Stunden wird somit der Tag und die Nacht etwas ausgeglichen.

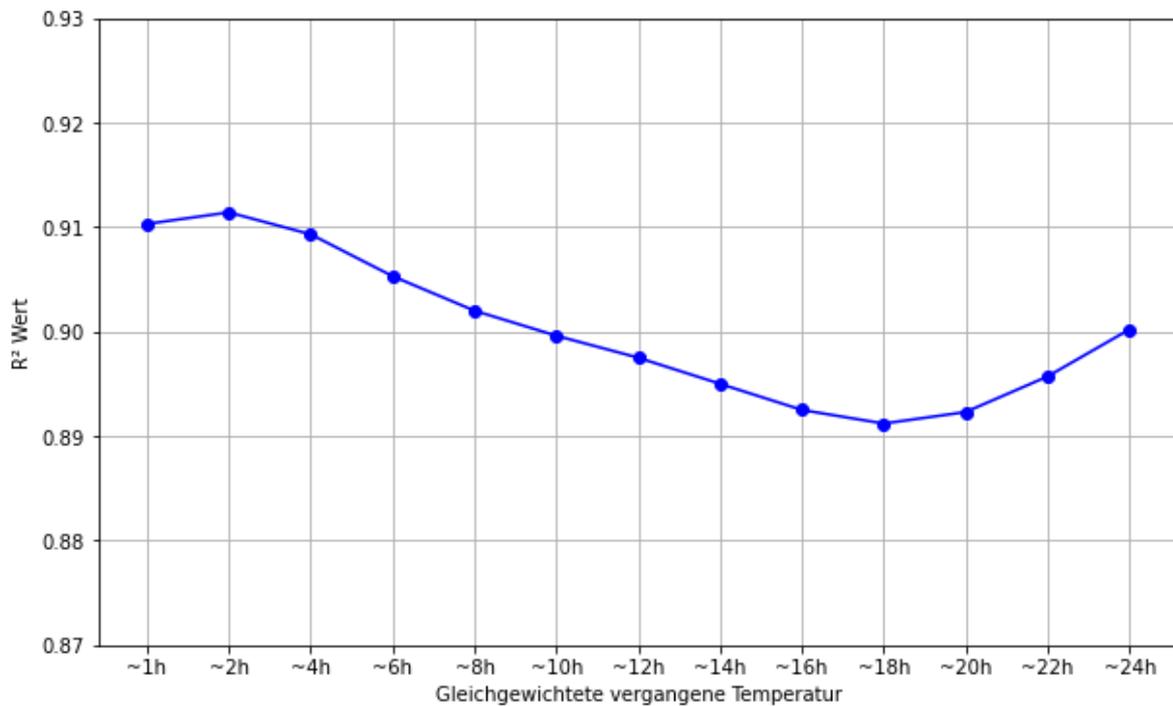


Abbildung 22 - Einfluss der gleichgewichteten vergangenen Temperatur auf das Bestimmtheitsmaß R^2

Nun muss untersucht werden, ob es bei einer unterschiedlich starken Gewichtung der vergangenen Temperaturen zu einer Verbesserung der Regressionsanalyse kommt. Um die unterschiedlichen Gewichtungen miteinander vergleichbar zu machen, wird der Schwerpunkt der Gewichtungsfunktionen, sowie das zugehörige Bestimmtheitsmaß ermittelt und das Ergebnis in Abbildung 23 dargestellt.

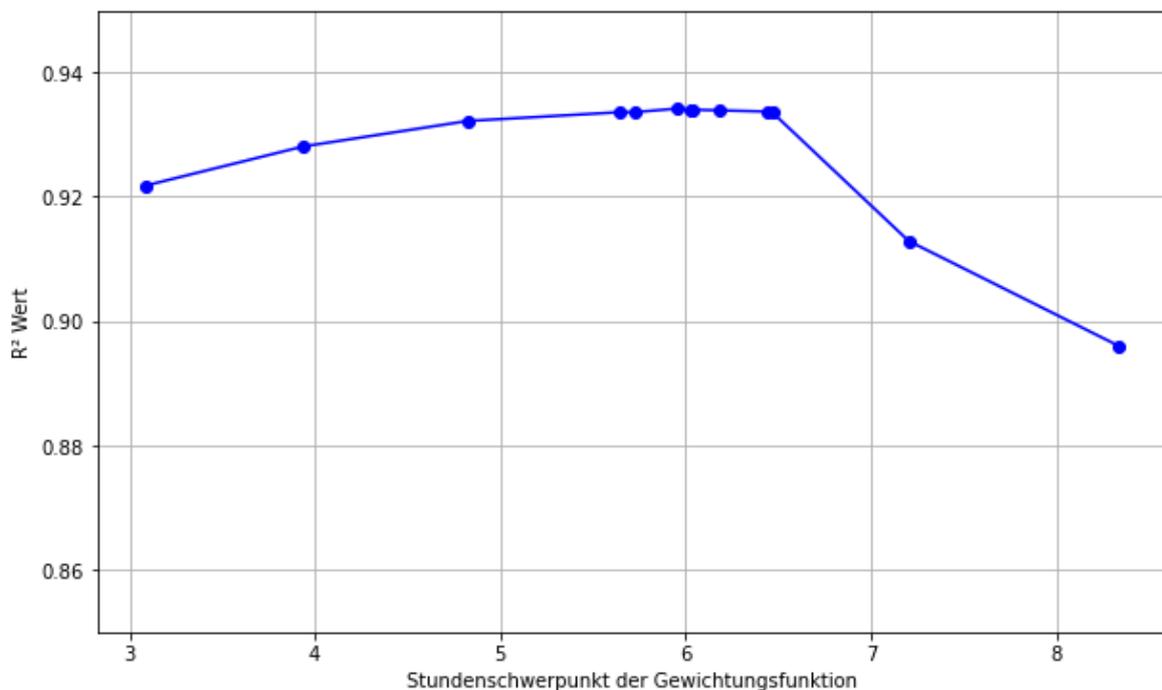


Abbildung 23 - Einfluss des Stundenschwerpunktes bei unterschiedlicher Gewichtung auf das Bestimmtheitsmaß R^2

In Abbildung 24 wird das Ergebnis aus Abbildung 23 nochmals fokussiert dargestellt, um genauer den tatsächlichen Stundenschwerpunkt mit dem höchsten Bestimmtheitsmaß sichtbar zu machen.

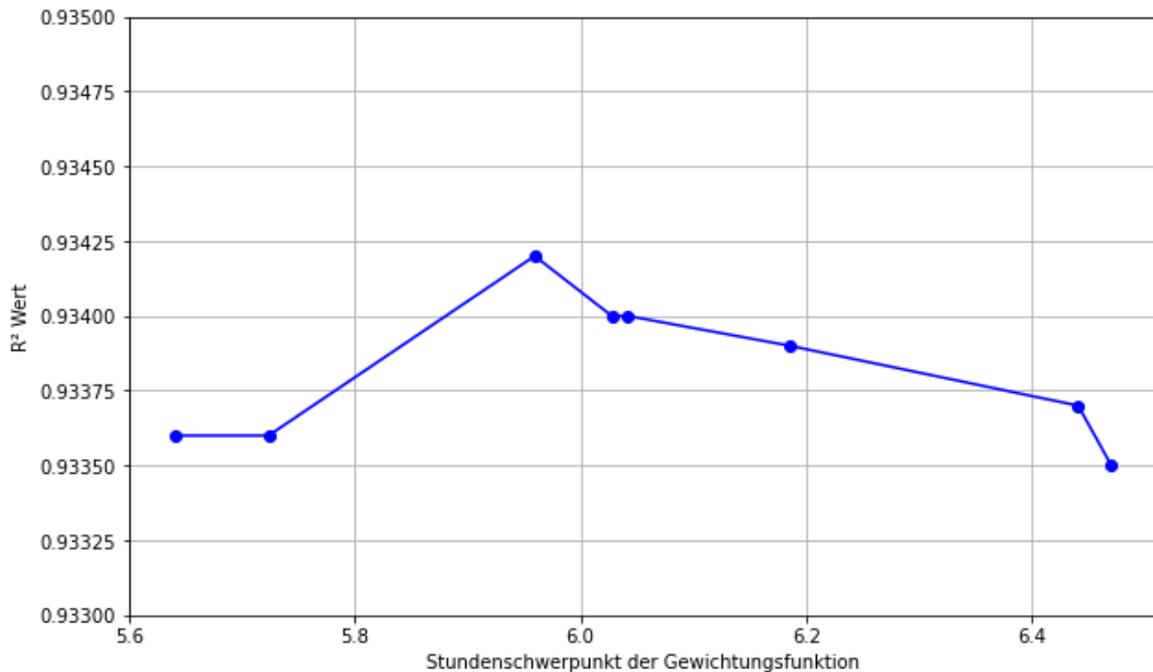


Abbildung 24 - Fokussierte Betrachtung des Stundenschwerpunktes bei unterschiedlicher Stundengewichtung

Das Resultat der unterschiedlich gewichteten vergangenen Temperaturfunktion wird nun in Formel (4-3) dargestellt. Dabei wird gezeigt, dass nun die Werte der letzten 24 Stunden berücksichtigt sind. Dabei wird jedoch jede vergangene Stunde mit einem unterschiedlichen Faktor versehen. Der Schwerpunkt der Faktoren liegt nun wie oben bereits beschrieben bei 5,95.

$$\begin{aligned}
 GewT = & (T_0 * 1,5 + T_{0-1} * 3 + T_{0-2} * 2,5 + T_{0-3} * 1,75 + T_{0-4} * 1,5 & (4-3) \\
 & + T_{0-5} * 1,25 + T_{0-6} + T_{0-7} * 0,75 + T_{0-8} * 0,75 + T_{0-9} \\
 & * 0,5 + T_{0-10} * 0,5 + T_{0-11} * 0,5 + T_{0-12} * 0,25 + T_{0-13} \\
 & * 0,25 + T_{0-14} * 0,25 + T_{0-15} * 0,25 + T_{0-16} * 0,25 \\
 & + T_{0-17} * 0,25 + T_{0-18} * 0,25 + T_{0-19} * 0,25 + T_{0-20} \\
 & * 0,25 + T_{0-21} * 0,25 + T_{0-22} * 0,25 + T_{0-23} \\
 & * 0,25) / 18,5
 \end{aligned}$$

Dabei stellt T_0 die aktuelle Temperatur dar und darauf folgend die vergangenen Stunden von dem jeweiligen Betrachtungszeitpunkt. Die Faktoren der jeweiligen Stunden zeigen somit, wie stark diese Stunde in die gewichtete vergangene Temperatur miteinfließt.

4.4 Optimierung mit MATLAB®

Mit der im Kapitel 4.3.3 entwickelten Wärmelastprognose, lassen sich daraus die Grenzkosten für die Stromproduktion ableiten, welche nun im Optimierungsmodell benötigt werden. Dieses Optimierungsmodell wird in MATLAB® programmiert und die zugehörige Methodik ist in diesem Kapitel beschrieben.

4.4.1 Randbedingungen für das Optimierungsmodell

Für eine erfolgreiche Optimierung müssen die Randbedingungen zuvor festgelegt werden. Diese Randbedingungen sind entscheidend, um sicherzustellen, dass die Lösung realistisch und operativ machbar ist. Die Optimierung umfasst die Regelung der Biomassefeuerung, der Turbinenregelung und des Wegkühlens über den vorgegebenen Prognosezeitraum der Wärmelastprognose. In Abbildung 25 wird das vereinfachte Verfahrensschema für die Optimierung in MATLAB® dargestellt. Die Optimierung in MATLAB® erfolgt dabei invers, da einerseits die Wärmelastprognose als Inputparameter vorgegeben wird, welche jedoch die eigentliche Erzeugungsgröße ist. Auf Basis der Strompreisprognose, welche ebenfalls als Inputgröße vorgegeben wird, wird dann invers auf den Biomassebedarf rückgerechnet.

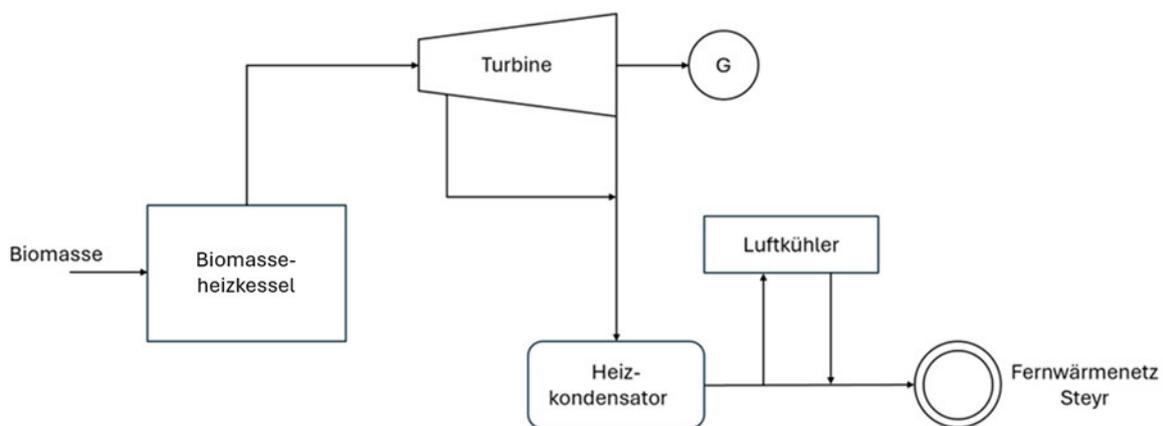


Abbildung 25 - Vereinfachte Darstellung des Optimierungsmodells

Zunächst werden die Ober- und Untergrenzen der Optimierungsvariablen festgelegt. Die Biomassefeuerung, hat eine Untergrenze von Null MW, da eine negative Biomassefeuerung physikalisch nicht möglich ist. Die Obergrenze liegt bei 40 MW, was der maximalen Kapazität der Biomassefeuerung entspricht. Diese beiden Grenzen greifen somit im Biomasseheizkessel, dargestellt in der Abbildung 25. Das Verhältnis der Turbinenregelung, welches angibt, welcher Anteil der nach dem Kessel verfügbaren Energie zur Stromerzeugung genutzt wird, hat ebenfalls eine Untergrenze von 0 und eine Obergrenze von 1, da diese Werte den Bereich von keiner bis zur maximalen Nutzung der Turbine abdecken. Der Luftkühler hingegen hat im Modell keine Obergrenze und wird wie ein weiterer Verbraucher im Fernwärmenetz

betrachtet. Jedoch wird er praktisch durch andere Bedingungen in der Praxis Werte begrenzt. Dies wird in der Abbildung 26 als Luftkühler, nach dem Heizkondensator dargestellt.

Ein wesentlicher Bestandteil des Modells ist die Sicherstellung, dass der Wärmebedarf gedeckt wird. Dies ist der Hauptzweck des Biomasseheizkraftwerkes und darf somit so nicht unterbrochen werden. Diese Bedingung wird durch die Energiebilanzierung im Optimierungsmodell gewährleistet. Diese stellt sicher, dass die verfügbare Energie nach dem Biomasseheizkessel, abzüglich der zur Stromerzeugung verwendeten Energie, dem Wärmebedarf im Fernwärmenetz und dem Wegkühlen entspricht.

Die Stromproduktion durch die Turbine unterliegt ebenfalls bestimmten Bedingungen. Die maximale Stromproduktion ist auf 5,7 MWh pro Stunde begrenzt. Dies entspricht dem Datenblatt der Turbine und dem maximal technisch möglichen Wert. Zudem gibt es eine elektrische Mindestproduktion, die wiederum von der Wärmelast abhängt. Wenn die Wärmelast 17 MW oder mehr beträgt, muss die Turbine mindestens 1 MW produzieren. Bei einer Wärmelast von 11 MW oder weniger muss die Produktion mindestens 3 MW betragen. Zwischen diesen Werten erfolgt eine lineare Interpolation. Diese Bedingungen stellen sicher, dass die Stromproduktion im realistischen Betriebsbereich der Turbine bleibt und ergibt sich aus den technischen Rahmenbedingungen. Um diese kontrollierte Betriebsweise weiter zu gewährleisten, sind auch die Änderungen der Biomassefeuerung und der Stromproduktion zwischen zwei aufeinander folgenden Stunden begrenzt. Die Biomassefeuerung darf sich maximal um fünf MW pro Stunde erhöhen oder verringern, um abrupte Änderungen im Betrieb der Anlage zu vermeiden. Ebenso darf die Dampfturbine ihre elektrische Leistung maximal um 0,5 MWh pro Stunde verändern. Diese Begrenzung ist sehr konservativ angenommen, sorgt jedoch insbesondere zu Beginn im Testbetrieb für einen sicheren Betrieb.

Die Kosten der Optimierung berücksichtigen verschiedene Faktoren. Die Kosten der Biomasseproduktion werden auf 30 Euro pro MWh als unterer Heizwert angesetzt. Die Kosten für das Wegkühlen, das ebenfalls Ressourcen verbraucht, werden auf 30 Euro pro MWh geteilt durch den Wirkungsgrad von 0,9 berechnet. Dies führt zu einem Wert von 33,33 Euro pro MWh.

4.4.2 Funktionsweise des MATLAB®-Modells

Das Modell zielt darauf ab, die Betriebsparameter der Anlage über einen Zeitraum von 24 Stunden so zu optimieren, dass der Gesamtertrag maximiert wird, unter Berücksichtigung von Kosten, Einnahmen und technischen Randbedingungen. Im Anhang dieser Arbeit wird der exakte MATLAB®-Code abgebildet und kann so besser nachvollzogen werden, aber auch als Grundlage für eine Nachprogrammieren verwendet werden. Für das bessere Verständnis wird die Funktionsweise in diesem Kapitel auch besser erklärt.

Die Zielsetzung in diesem Optimierungsproblem besteht darin, den Deckungsbeitrag aus den Stromverkäufen zu maximieren. Da die Funktion `fmincon` in MATLAB® jedoch nur Minimierungsprobleme behandelt, wird anstelle des Gewinns die negative Gewinnfunktion minimiert. Dies ist mathematisch äquivalent zur Maximierung des Gewinns. Die Zielfunktion, also der Wert, den die Optimierung beeinflussen möchte, beschreibt den gesamten Deckungsbeitrag der Anlage. Dieser ergibt sich aus den Einnahmen durch den erzeugten und verkauften Strom abzüglich der Kosten, die für die Biomasse aufgewendet werden. Dabei muss berücksichtigt werden, dass nur jener Anteil der Biomasse verrechnet wird, welcher einerseits für die Erzeugung des Stromes benötigt wird oder jener Anteil der für die Menge an Wärme aufgebracht wurde, welche weggekühlt werden muss, wenn die Wärmelast im Fernwärmenetz nicht hoch genug ist. In Formel 4-4 wird die Zielfunktion der Optimierung mit den zuvor genannten Variablen genauer beschrieben.

$$DB = \max(m_B * \eta_{Kessel} * H_u * \varepsilon * \eta_{Turbine} * (P_{Strom} - P_{Biomasse}) - (m_B * P_{Biomasse} * (1 - \varepsilon * \eta_{Turbine}) * \frac{P_{K\u00fchlung}}{P_{K\u00fchlung} + P_{Fernw\u00e4rme}})) \quad (4-4)$$

DB...Deckungsbeitrag [€]

m_B ...Masse an Biomasse [kg]

η_{Kessel} ... Wirkungsgrad des Biomasseheizkessels [-]

H_u ... Unterer Heizwert [MWh/kg]

ε ...Anteil von Sattedampf in Turbine [-]

$\eta_{Turbine}$... Wirkungsgrad der Dampfturbine [-]

P_{Strom} ...Strompreis [€/MWh]

$P_{Biomasse}$...Biomassepreis [€/MWh (H_u)]

Die Zielfunktion berechnet den Gesamtdeckungsbeitrag basierend auf den optimierten Variablen, den gegebenen Strompreisen und den prognostizierten Wärmelasten. Zusammengefasst umfasst das MATLAB®-Modell zur Optimierung der Biomasseanlage mehrere Schritte: den Datenimport und die Vorbereitung, die Initialisierung der Variablen und Randbedingungen, den eigentlichen Optimierungsprozess mit der Berechnung des Lastganges der Dampfturbine und des Gesamtdeckungsbeitrages. Für ein besseres Verständnis werden die Ergebnisse auch als Diagramm ausgegeben. Durch die Berücksichtigung der zuvor erwähnten Randbedingungen stellt das Modell sicher, dass die Lösungen auch betrieblich realisierbar sind.

5 ERGEBNISSE

In diesem Kapitel werden einerseits die Ergebnisse der drei verschiedenen Wärmelastprognosen miteinander verglichen und andererseits auch das Ergebnis der Optimierung mit MATLAB® genauer analysiert.

5.1 Wärmelastprognosen

Wie bereits in Kapitel 3.4 beschrieben, wurden in dieser Arbeit drei unterschiedliche Ansätze für das Erstellen der Wärmelast angewandt, wodurch nun deren Vor- und Nachteile genauer betrachtet werden müssen.

5.1.1 Prognosemodell 1

Für die Analyse der Ergebnisse aus dem ersten Wärmelastprognosemodell wurden die Temperaturdaten vom Oktober 2022 bis Dezember 2023 verwendet. Daraus wurde eine Wärmelastprognose berechnet und mit den tatsächlichen Ist-Daten verglichen.

In Abbildung 26 wird der Prognoseverlauf der Wärmelast, dem tatsächlichen Wärmelastverlauf für den 9. Dezember 2022 als Beispiel gegenübergestellt. Dabei ist der tatsächliche Lastgang als rote Linie und die Prognose als schwarze Linie dargestellt. Der Temperaturverlauf wird ebenfalls in der Abbildung als hellblaue Linie gezeigt. Dieses Beispiel zeigt eine gute Annäherung der Prognose an den tatsächlichen Wärmelastgang.

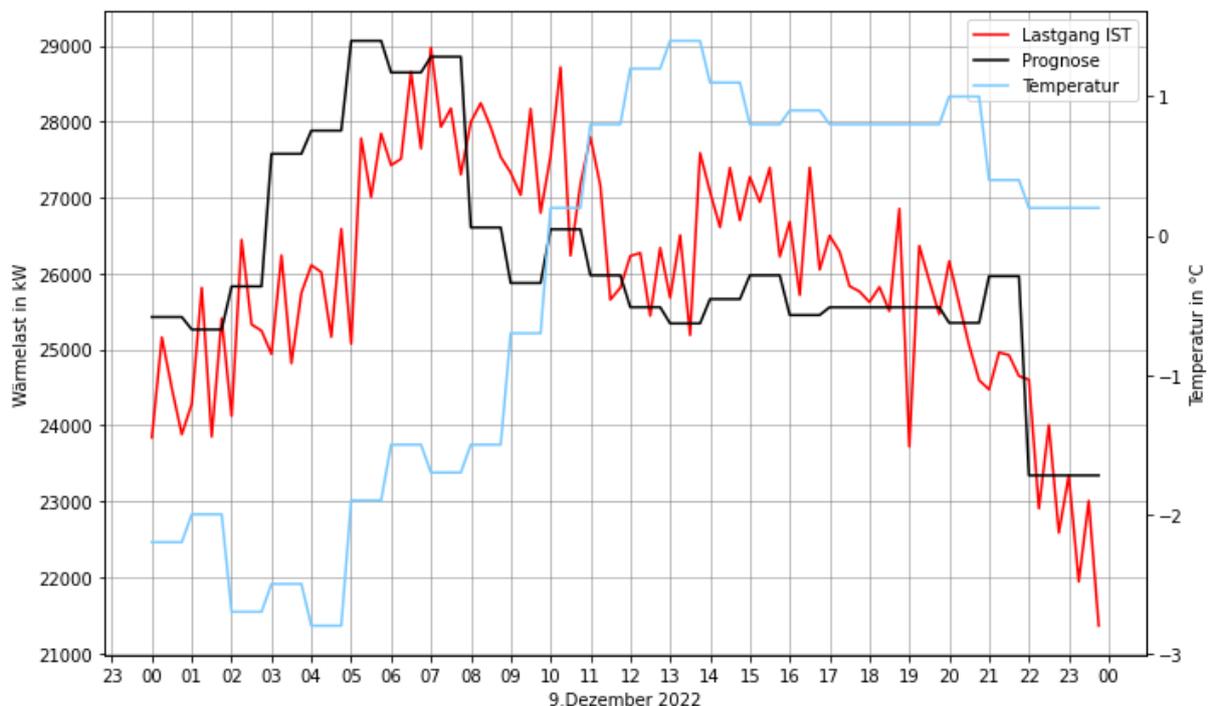


Abbildung 26 - Ergebnis des Wärmeprognosemodells 1 am 9. Dezember 2022

Es zeigt ebenfalls, dass das Wärmelastmodell mit mehreren Regressionsformeln arbeitet und so Unstetigkeitsstellen entstehen. Zum Beispiel um 22 Uhr, wenn sich die Regressionsformel ändert und es so zu einem Einbruch der prognostizierten Wärmelast kommt, obwohl die Temperatur relativ konstant bleibt.

Das Wärmelastprognosemodell liefert jedoch auch für einige Tage, Prognosen, welche mit starken Fehlern behaftet sind. Zum Beispiel kommt es am 29. Mai 2023 zu einer gravierenden Abweichung, wie in Abbildung 27 dargestellt ist. Hier ist die Formatierung gleich dem Diagramm zuvor und es ist sichtbar, dass insbesondere die Morgenspitze stark überprognostiziert wurde. So erreichte die tatsächliche Wärmelast nur knapp den Wert von sechs MW, während das Prognosemodell über zehn MW prognostiziert. Eine Erklärung hierfür ist, dass es sich um einen Montag handelt, an dem die Temperatur in den frühen Morgenstunden bei knapp 10 °C liegt und es dann im Laufe des Tages zu einem starken Temperaturanstieg auf über 20 °C kommt. Das Wärmelastprognosemodell bewertet die Kombination von niedriger Temperatur gemeinsam mit der erhöhten Nachfrage in den Morgenstunden mit einer zu hohen Gewichtung, die Ende Mai jedoch so nicht mehr gegeben ist.

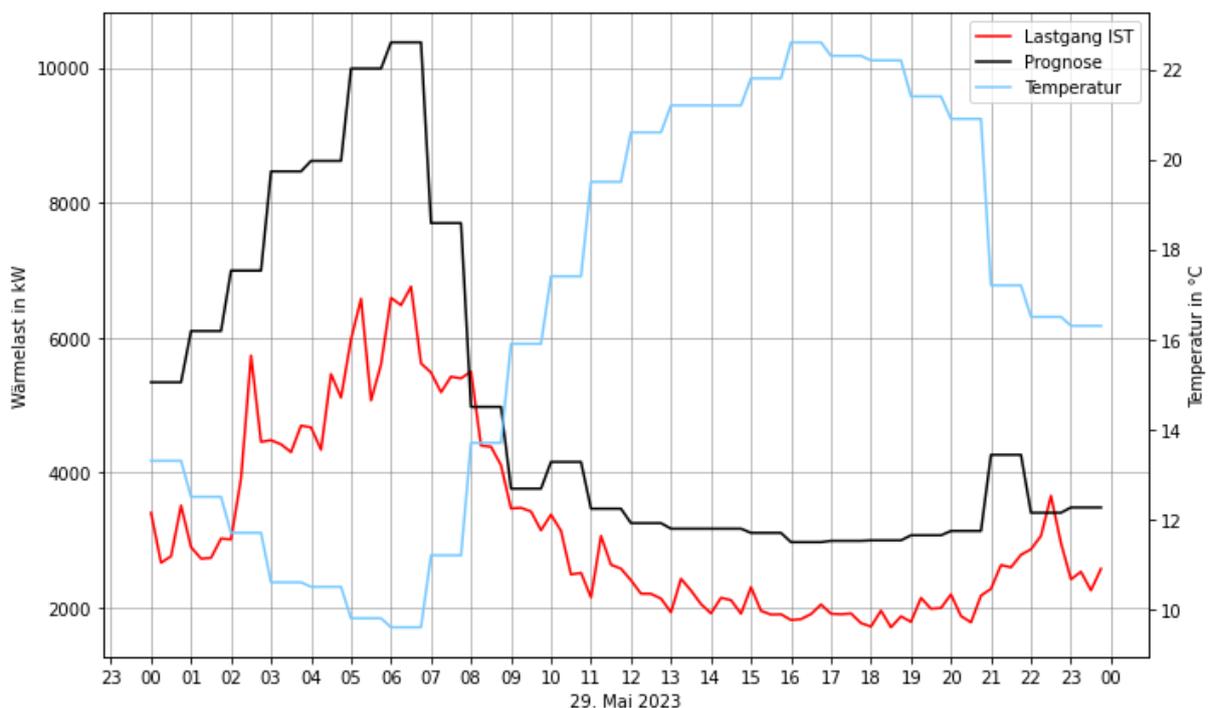


Abbildung 27 - Ergebnis des Wärmeprognosemodells 1 am 29. Mai 2023

Zusammenfassend prognostiziert das Prognosemodell eine Wärmelast, die im Durchschnitt um 185,9 kW niedriger ist als die tatsächliche Last. Dies zeigt eine systematische Unterschätzung, welche über ein Kalenderjahr zu einem Energiefehlbetrag von knapp 1.620 MWh führt. Zusätzlich liegt die durchschnittliche absolute Abweichung bei 1.630,2 kW. Dieser

Wert reflektiert die durchschnittliche Größe der Fehler unabhängig von ihrer Richtung und gibt somit Aufschluss über die generelle Genauigkeit des Modells.

Statistische Ergebnisse des ersten Prognosemodells

In der Evaluation des Prognosemodells für die Wärmelast wurden die wesentlichsten statistische Kennzahlen berechnet, um die Modellgenauigkeit und -effizienz zu bestimmen. Die ermittelten Ergebnisse liefern Einblicke in die Leistungsfähigkeit des Modells und identifizieren potenzielle Bereiche für Verbesserungen. Die Ergebnisse sind in Tabelle 9 dargestellt.

Tabelle 9 - Übersichtliche Darstellung der statistischen Kenngrößen für das Prognosemodell 1

Statistische Kenngröße	Prognosemodell 1
R ² (R-squared)	0,9343
MSE (Mean Squared Error)	5.408.283,37
RMSE (Root Mean Squared Error)	2.325,57
MAE (Mean Absolute Error)	1.675,49
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	16,58%
RMSLE (Root Mean Squared Logarithmic Error)	0,225
MBE (Mean Bias Error)	-448,52
MedAD (Median Absolute Deviation)	1.285,62

Die Ergebnisse zeigen, dass der R²-Wert mit 0,9343 sehr hoch ist. Das bedeutet, dass das Modell 93,43 % der Varianz der tatsächlichen Wärmelastdaten ergibt und dabei eine zielgerichtete Modellanpassung aufweist.

Trotz des hohen Bestimmtheitsmaßes des Modells zeigen die anderen statistischen Kenngrößen einige Vorhersagefehler in bestimmten Fällen auf. Der mittlere quadratische Fehler (MSE) beläuft sich auf 5.408.283,37, und der daraus abgeleitete Wurzelwert (RMSE) beträgt 2.325,57. Diese beiden Werte zeigen, dass besonders bei hohen Wärmelastwerten Abweichungen zwischen der Prognose und dem tatsächlichen Wert auftreten. Dies wird durch die quadratische Berechnung des MSE verstärkt, da größere Fehler stärker gewichtet werden. Der RMSE bestätigt, dass die durchschnittlichen absoluten Abweichungen der Vorhersagen von den tatsächlichen Werten gegeben sind.

Die durchschnittliche absolute Abweichung (MAE) von 1,675,49 kW deutet darauf hin, dass sich das Prognosemodell durchschnittlich um ca. 1,68 MW von den realen Wärmelastwerten unterscheidet. Die Tatsache, dass diese Messgröße weniger empfindlich auf Ausreißer reagiert als der MSE, verdeutlicht die Notwendigkeit, das Modell zu modifizieren, um die Präzision der Vorhersagen zu steigern. Der Mean Absolute Percentage Error (MAPE) von 16,58% zeigt, dass die Prognosen des Modells im Durchschnitt um diesen Prozentsatz von den tatsächlichen Messwerten abweichen. Der Mean Bias Error (MBE) von -448,52 kW deutet darauf hin, dass

das Modell die realen Wärmelastwerte durchschnittlich um ca. 450 kW unterprognostiziert. Diese durchschnittliche Unterschätzung von knapp 450 kW führt in der Praxis dazu, dass die Wärmeversorgung über das ganze Jahr hinweg deutlich unterversorgt ist. Dies kann zu nachhaltigen Problemen bei der Gewährleistung einer verlässlichen Wärmeversorgung führen und beweist die fehlende Ausgereiftheit dieses Modelles.

Abschließend lässt sich festhalten, dass das Modell eine starke allgemeine Anpassung zeigt, jedoch Anzeichen für systematische Über- oder Unterschätzungen, besonders bei hohen Lastwerten, erkennbar sind. Die durchschnittliche Unterschätzung der Wärmelasten deutet auf die Notwendigkeit hin, dass das Modell durch die Einbindung zusätzlicher Variablen oder durch Anpassung einiger Modellparameter verbessert werden sollte.

5.1.2 Prognosemodell 2

Das Ergebnis der multivariaten Regressionsanalyse, welche mit Hilfe der Software Visplore® erstellt wurde, wird nun in Formel (5-1) dargestellt:

$$P_{\text{therm,Prognose}} = ((H * 27687,05) + (T * -683,06) + (T^4 * 0,06) + (M^4 * 2198,58) + (W * 23247,5074239377) + (M^4 * GewT * 310,27) + (M^4 * GewT * T * -14,90) + (W * GewT * 214,71) + (GewT^4 * 0,03) + (T^4 * GewT * -0,00198) + (W * GewT * H * -1053,11) + (-27881,456)) \quad (5-1)$$

In der Formel wird der Stundenfaktor (H) verwendet, der den Stundenwert der jeweiligen Uhrzeit berücksichtigt. Ergänzt wird dieser durch den Wochentagsfaktor (W), der je nach Wochentag variiert und somit die Formel entsprechend beeinflusst. Der Monatsfaktor (M) berücksichtigt die jahreszeitliche Schwankungen. Die Temperatur (T) ist ebenfalls eine relevante Variable, die den größten Einfluss auf die Berechnung der prognostizierten Wärmelast besitzt. Schließlich wird die gewichtete Temperatur (GewT) als angepasster Wert in die Formel integriert, um auch die vergangene Temperatur zu berücksichtigen.

Dabei fließen nun Normalisierungsdivisoren für das Monat, den Wochentag und die Tagesstunde, wie bereits in Kapitel 4.3.3 beschrieben ein. Weiters auch die aktuelle Temperatur und die gewichtete vergangene Temperatur aus Formel (4-3) ein. Somit kann mithilfe des Datums und der Temperaturprognose für jede Stunde welche mit der Temperaturprognose erreicht werden kann, auch die zugehörige Wärmelastprognose berechnet werden. Da die Temperaturprognose meist über einen Zeitraum von sieben Tagen übermittelt wird, kann man eben für genau diesen Zeitraum auch die Wärmelastprognose berechnen. In Abbildung 28 wird zum Beispiel das Ergebnis dieser Wärmelastprognose mit der tatsächlichen Wärmelast für eine beispielhafte Woche im Februar 2024 dargestellt. Die Wärmelastprognose wird dabei in orange dargestellt und die tatsächliche Wärmelast in grau. Dabei ist ersichtlich, dass die Wärmelastprognose sehr gut der tatsächlichen Wärmelast

entspricht. Besonders hervorzuheben ist, dass die Prognose äußerst gut die Spitzen und Täler der Wärmelast vorhersagt.

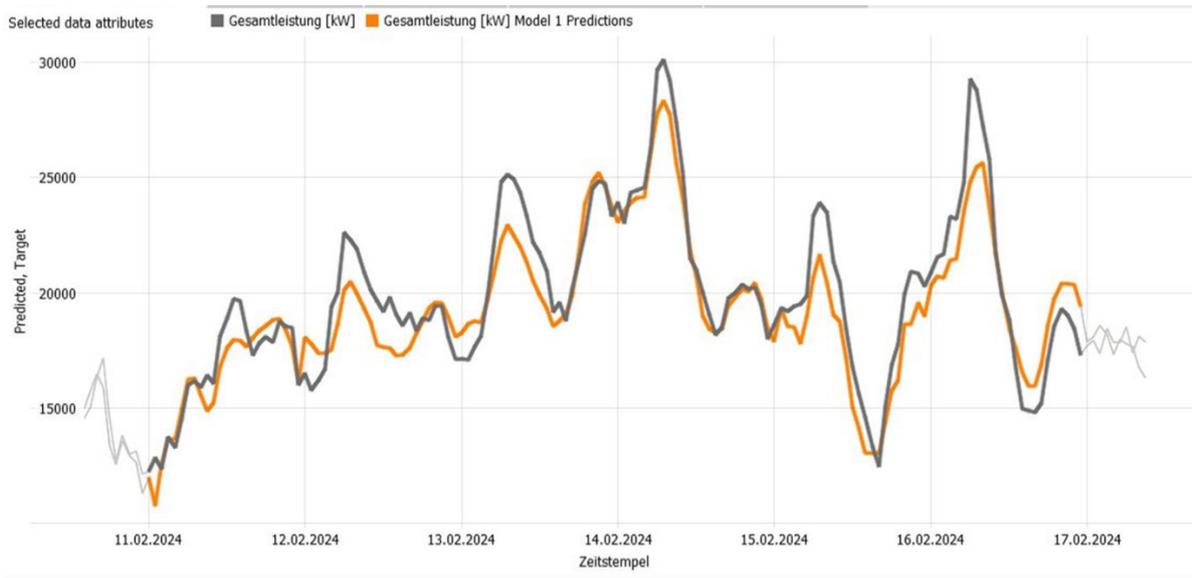


Abbildung 28 - Vergleich der Wärmelastprognose mit der tatsächlichen Wärmelast

In der sogenannten Heatmap in Abbildung 29 wird die Differenz zwischen der Prognose und dem tatsächlichen Wärmelastgang für jeden Tag für den betrachteten Analysezeitraum von Oktober 2022 bis März 2024 dargestellt.

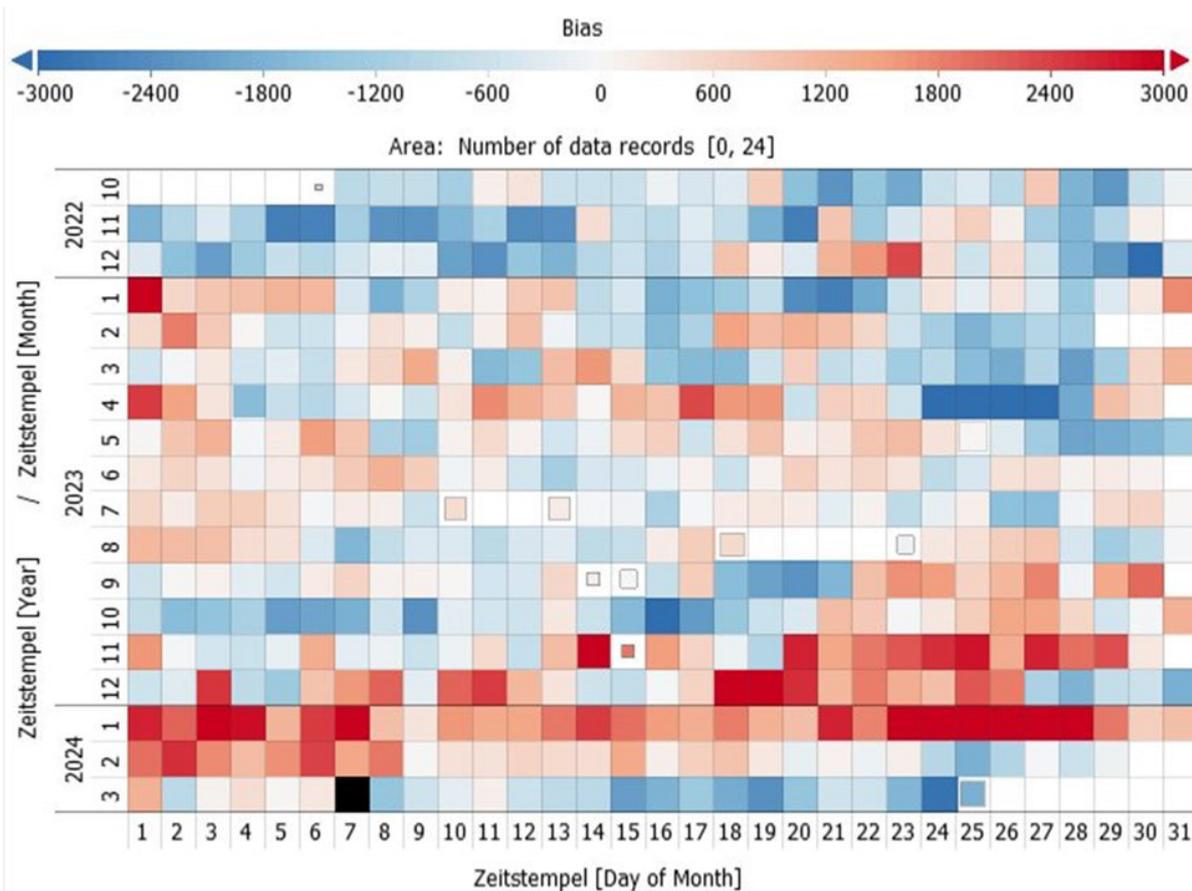


Abbildung 29 - Heatmap der Abweichungsdifferenzen zwischen Prognose und tatsächlicher Last

Dabei steht jedes Kästchen in der Heatmap für einen einzelnen Kalendertag. Rot steht hierbei für eine Unterprognose, sprich die Wärmeprognose prognostiziert über den Tag eine geringere Wärmelast, als tatsächlich anfällt. Blau steht hierbei für eine Überprognostizierung der Wärmelasten. Je kräftiger die Farbe eines Kästchens in der Heatmap, desto stärker war die Differenz. Der Abweichungsbereich geht hierbei von +/- 3.000 kW, wie im oberen Bereich der Abbildung dargestellt wird.

In Tabelle 10 werden die statistischen Kennzahlen für das Prognosemodell 2 dargestellt.

Tabelle 10 - Statistische Ergebnisgrößen des Prognosemodells 2

Statistische Kenngröße	Prognosemodell 2
R ² (R-squared)	0,965
MSE (Mean Squared Error)	3274524.74
RMSE (Root Mean Squared Error)	1809.56
MAE (Mean Absolute Error)	1366.33
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	14.21%
RMSLE (Root Mean Squared Logarithmic Error)	0.204
MBE (Mean Bias Error)	37.62
MedAD (Median Absolute Deviation)	1060.60

Der R²-Wert von 0,965 illustriert, dass das Modell eine sehr gute Anpassung aufweist, indem es 96,5 % der Variabilität in den tatsächlichen Daten erklärt. Diese hohe Erklärungskraft zeigt, dass das Modell genau in der Vorhersage der Wärmelasten unter den gegebenen Bedingungen ist.

Obwohl das Modell insgesamt gut angepasst ist, zeigen die statistischen Kenngrößen, dass doch eine gewisse Ungenauigkeit vorliegt. Der MSE von 3.274.524,74 und der RMSE von 1.809,56 zeigen nicht zu vernachlässigende Abweichungen, besonders bei hohen Wärmelastwerten. MSE gewichtet große Fehler, was die Anfälligkeit des Modells für große Vorhersagefehler hervorhebt. Der RMSE bestätigt größere durchschnittliche Abweichungen.

Der MAPE von 14,21 % weist außerdem darauf hin, dass sich die Modellprognosen durchschnittlich um diesen Prozentsatz von den tatsächlichen Messwerten unterscheiden. Die prozentuale Abweichung liefert eine deutliche Darstellung der relativen Präzision des Modells. Der MBE von 37,62 beweist, dass das Modell eine systematische Neigung zur leichten Überschätzung der Werte aufweist.

5.1.3 Vergleich der beiden Modelle

Das zweite Prognosemodell zeigt insgesamt eine deutlich höhere Genauigkeit gegenüber dem ersten Modell, wie sämtliche statistische Kennzahlen bestätigen. Das zweite Modell erreicht

zum Beispiel einen höheren R²-Wert, wodurch es einen größeren Anteil der Varianz in den tatsächlichen Wärmelastdaten erklären kann. Dies ist eine Bestätigung dafür, dass es mit einer besseren Vorhersagequalität arbeitet. Der genaue Vergleich der statistischen Ergebnisse der beiden Modelle wird in Tabelle 11 dargestellt.

Tabelle 11 - Vergleich der beiden erstellten Prognosemodelle

Statistische Kenngröße	Prognosemodell 1	Prognosemodell 2
R ² (R-squared)	0,9343	0,9650
MSE (Mean Squared Error)	5408283,37	3274524,74
RMSE (Root Mean Squared Error)	2325,57	1809,56
MAE (Mean Absolute Error)	1675,49	1366,33
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	16,58%	14,21%
RMSLE (Root Mean Squared Logarithmic Error)	0,225	0,204
MBE (Mean Bias Error)	-448,52	37,62
MedAD (Median Absolute Deviation)	1285,62	1060,60

In Bezug auf die statistischen Kenngrößen zeigt das zweite Modell überall genauere Werte. Diese Reduktion der Fehlermaße ist entscheidend, denn dies bedeutet, dass das Modell im Durchschnitt genauere Vorhersagen macht. Geringere Werte in diesen Metriken sind besonders wichtig bei der Prognose der Spitzenwerte, die in der Praxis oft über einen kurzen Zeitraum, aber dafür auch regelmäßig vorkommen. Dadurch entsteht eine realitätsnähere Wärmelastprognose.

Der RMSLE, der ebenfalls im zweiten Modell niedriger ist, zeigt, dass das Modell die Proportionalität zwischen den prognostizierten und den tatsächlichen Werten effektiver abbildet. Dies ist besonders vorteilhaft, wenn die Genauigkeit der Vorhersage über verschiedene Größenordnungen der Daten hinweg konstant bleiben soll.

Obwohl das Modell in vielen Aspekten verbesserte Leistungen zeigt, ist es nicht ohne Mängel. Der MBE zeigt eine leichte systematische Überschätzung der Wärmelasten an. Dies ist eine wichtige Beobachtung, da sie über den gesamten Jahresverlauf zu einer Überwärmeproduktion führt. Diese muss somit zusätzlich weggekühlt werden und verursacht etwas höhere, prinzipiell unnötige Brennstoffkosten. Nichtsdestotrotz ist diese leichte systematische Überschätzung wesentlich besser als eine Unterschätzung.

Zusammenfassend hat das zweite Prognosemodell deutliche Vorteile. Es liefert über den gesamten Betrachtungszeitraum hinweg gleichmäßigere und präzisere Vorhersagen. Diese Eigenschaften machen es zu einer bevorzugten Wahl für die Vorhersage der Wärmelast im Fernwärmenetz in Steyr, da folglich auch genauere Grenzkosten der Stromproduktion im

Biomasseheizkraft abgeleitet werden können. Die leichte systematischen Überschätzung der Wärmelast kann jedoch als eine wichtige Priorität für zukünftige Verbesserungen herangezogen werden.

5.1.4 SigLinDe-Profil

Auf Basis der im Kapitel 3.4.3 beschriebenen Berechnungsmethodik des SigLinDe-Profiles sind in Tabelle 12 die einzelnen Stundenergebnisse dargestellt, die wiederum zur Berechnung des Kundenwertes verwendet wurden.

Tabelle 12 -Auszug der Ergebnisse für die Berechnung des KW-Wertes

Datum	Allokationstemperatur	h(δ)	F _{wst} (D)	h(δ)* F _{wst} (D)
2022-10-06 20:00:00	14,2	0,347764	1,03	0,358197
2022-10-06 21:00:00	13,7	0,363557	1,03	0,374464
2022-10-06 22:00:00	13,2	0,412156	1,03	0,42452
2022-10-06 23:00:00	12,5	0,482447	1,03	0,496921
2022-10-07 00:00:00	12,1	0,523838	1,01	0,529077
...
2024-03-25 14:00:02	9,3	0,892673	1,03	0,919453
2024-03-25 15:00:02	9,6	0,899511	1,03	0,926496
Summe				13252,37977

Aus diesen Teilergebnissen ergibt sich der Kundenwert durch die folgende Formel (5-2).

$$KW = \frac{192674107 [kWh]}{13252,37977} = 14538,83079 kWh \quad (5-2)$$

Nachdem die Allokationstemperatur mithilfe der Temperaturprognose und den vergangenen Temperaturwerten gebildet wurde, kann anschließend die Q-Allokation berechnet werden,

indem der KW-Wert und der Tagesfaktor einbezogen werden. Für die Berechnung der Verbraucher im Fernwärmenetz wurden die spezifischen Parameter für das Summenprofil Gewerbe, Handel, Dienstleistung (GHD) der TU München [43] herangezogen.

Diese Ergebnisse wurden dann mit dem Prognosemodell 2 aus dem vorherigen Kapitel verglichen. Das Resultat zeigt, dass die beiden Modelle, insbesondere in den oberen einstelligen Temperaturbereichen, sehr ähnliche Prognosen liefern. Lediglich bei sehr kalten Temperaturen zeigt das SigLinDe-Profil eine stärkere Überprognose. Die genauen statistischen Ergebnisse sind in Tabelle 13 dargestellt.

Tabelle 13 - Vergleich des Prognosemodells 2 mit dem SigLinDe-Profil

Statistische Kenngröße	Prognosemodell 2	SigLinDe-Profil
R ² (R-squared)	0,9650	0,9645
MSE (Mean Squared Error)	3274524,74	134481941,73
RMSE (Root Mean Squared Error)	1809,56	11596,63
MAE (Mean Absolute Error)	1366,33	8896,00
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	14,21%	36,26%
RMSLE (Root Mean Squared Logarithmic Error)	0,204	0,560
MBE (Mean Bias Error)	37,62	8711,62
MedAD (Median Absolute Deviation)	1060,60	6221,46

Das SigLinDe-Profil hat sich als zuverlässiges Modell erwiesen, das insgesamt gute Ergebnisse liefert, besonders wenn man den geringen Rechen- und Zeitaufwand berücksichtigt. Es zeigt eine hohe Genauigkeit, insbesondere in Bereichen, die dem Prognosemodell 2 nahekommen, jedoch mit Schwächen bei sehr kalten Temperaturen. Trotz seiner Effizienz und Plausibilität wird jedoch dem speziell auf das Fernwärmenetz in Steyr abgestimmten Prognosemodell 2 der Vorzug gegeben und dient weiters als Basis für die Optimierung, da dieses noch genauere Ergebnisse erzielt.

5.2 Optimierung

Abbildung 30 zeigt die Ergebnisse einer beispielhaften Optimierung. Dabei werden die Verläufe von Wärmelast, Turbinenregelung und Strompreis über den betrachteten Zeitraum dargestellt. Die Wärmelast ist in blau dargestellt und die prognostizierten Strompreise in schwarz gestrichelt. Diese beiden Parameter stellen die Inputgrößen für die Optimierung dar und sind bereits vorgegeben. Das MATLAB[®]-Programm optimiert nun daraus den Lastgang der Dampfturbine, welcher hier in der Abbildung als rote Linie dargestellt wird.

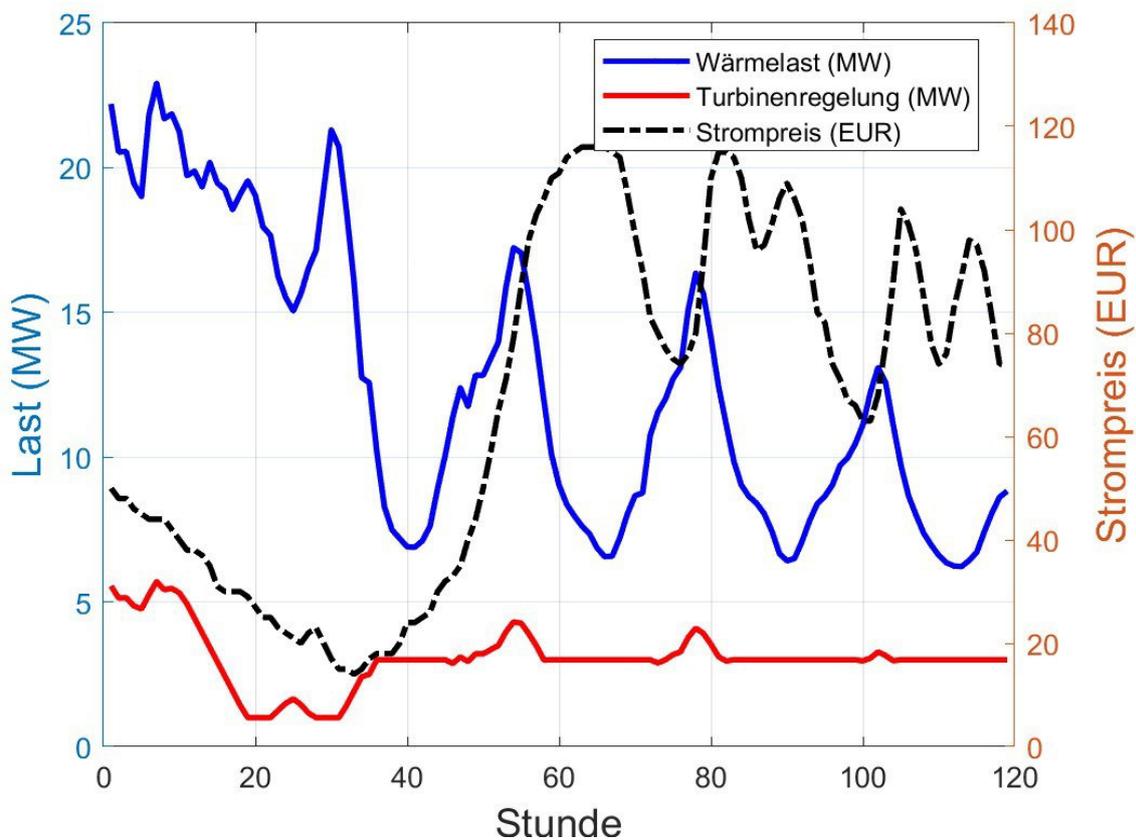


Abbildung 30 - Berechnete Fahrweise für die Dampfturbine bei gegebener Wärmelastprognose und Strompreisen

Es ist erkennbar, dass die Turbinenleistung stark schwankt und in bestimmten Zeitabschnitten konstant bleibt. Die Fahrweise der Turbine wird durch die Randbedingungen der Wärmelast und den ökonomischen Aspekt der Strompreise in Zusammenhang mit den aktuellen Grenzkosten bestimmt.

Verhalten bei niedrigen Strompreisen:

In Zeitabschnitten mit relativ niedrigen Strompreisen, wie beispielsweise bei Stunde 20 wird die Leistung der Dampfturbine auf das Minimum von 1 MW eingestellt. Dies ist ausschließlich darauf zurückzuführen, dass die Wärmelast zu diesem Zeitpunkt sehr hoch ist und über dem Grenzwert von 17 MW thermisch liegt. Die Randbedingung, die eine Mindestproduktion der Turbine von 1 MW elektrisch bei dieser Wärmelast vorschreibt, greift hier.

Obwohl der Strompreis bis zur Stunde 40 auf niedrigem Niveau bleibt, beginnt die Turbine bereits bei Stunde 30 die elektrische Leistung, bis zu einem Wert von 3 MW, zu erhöhen. Der Grund dafür ist, dass die Wärmelast in diesem Zeitraum auch stark einbricht und auf knapp 7 MW fällt. Hier wird die korrekte Funktionsweise von zwei weiteren Randbedingungen sichtbar. Einerseits muss die elektrische Mindestlast der Turbine 3 MW betragen, sobald die Wärmelast unter 11 MW fällt und andererseits darf sich die Leistung der Turbine nur um 0,5 MW pro

Stunde verändern, weshalb diese bereits vier Stunden im Voraus mit der Erhöhung der Leistung beginnen muss.

Verhalten bei hohen Strompreisen:

Bei relativ hohen Strompreisen, wie bei Stunde 55, zeigt die Dampfturbine eine erhöhte Leistung. Die Turbine wird in diesen Zeitabschnitten stärker genutzt, um von den höheren Strompreisen zu profitieren und den Gewinn zu maximieren. Die Erhöhung der elektrischen Leistung kann jedoch nur deswegen stattfinden, weil die Wärmelast im Fernwärmenetz mit über 15 MW ausreichend hoch ist, um die Abwärme auskoppeln zu können. Hier kann somit ein größerer Teil des Stromes in gekoppelter Fahrweise produziert werden.

Danach zeigt die Dampfturbine ein genauer zu untersuchendes Verhalten. Obwohl die Strompreise noch weitere zehn Stunden steigen, was normalerweise zu einer Maximierung der Turbinenleistung führen würde, reduziert die Turbine ihre Leistung leicht. Dieses Verhalten kann auf folgende Faktoren zurückgeführt werden:

- Nachlassende Wärmelast: In dieser Phase lässt die Wärmelast nach, was bedeutet, dass ein größerer Anteil des produzierten Stromes ungekoppelt erzeugt werden muss. Hierbei sind damit auch wesentlich höhere Grenzkosten verbunden.
- Maximale Kühlleistung erreicht: Ein weiterer wichtiger Faktor ist die begrenzte Kühlkapazität. Die Anlage hat eine maximale Leistung von 10 MW, die zur Wegkühlung genutzt werden kann. Wenn diese Grenze erreicht ist, kann überschüssige Energie nicht mehr effektiv abgeführt werden, was eine Reduzierung der Turbinenleistung notwendig macht.

Diese flexible Anpassung der Turbinenleistung zeigt, wie die Optimierung zu einer Maximierung des Gesamtgewinns führt, während gleichzeitig die notwendigen betrieblichen Anforderungen erfüllt werden. Die Turbinenregelung variiert stark in Abhängigkeit von den Strompreisen. Bei hohen Strompreisen wird die Stromerzeugung maximiert, um den Gewinn zu steigern. Bei niedrigen Preisen wird die Stromerzeugung reduziert, um die Betriebskosten zu minimieren.

In Abbildung 31 werden die so lukrierten Gewinne pro Stunde aus den Stromverkäufen für den zuvor beschriebenen Zeitraum von fünf Tagen dargestellt. Der Gesamtprofit für diesen Zeitraum beträgt 5.263 Euro. Die einzelnen Stunden über diesen Zeitraum sind weitestgehend positiv und erreichen teilweise einen Gewinn von 300 Euro pro Stunde. Andererseits ist insbesondere der zweite Tag in diesem Zeitraum von Verlusten geprägt. Die Kombination von niedrigen Strompreisen und niedrigen Wärmelasten führt zu längeren Verlustperioden. Wie bereits zuvor beschrieben muss die Dampfturbine bei mindestens 3 WM betrieben werden,

während mit dem Strompreis nicht einmal die Grenzkosten bei gekoppelter Produktion gedeckt werden kann.

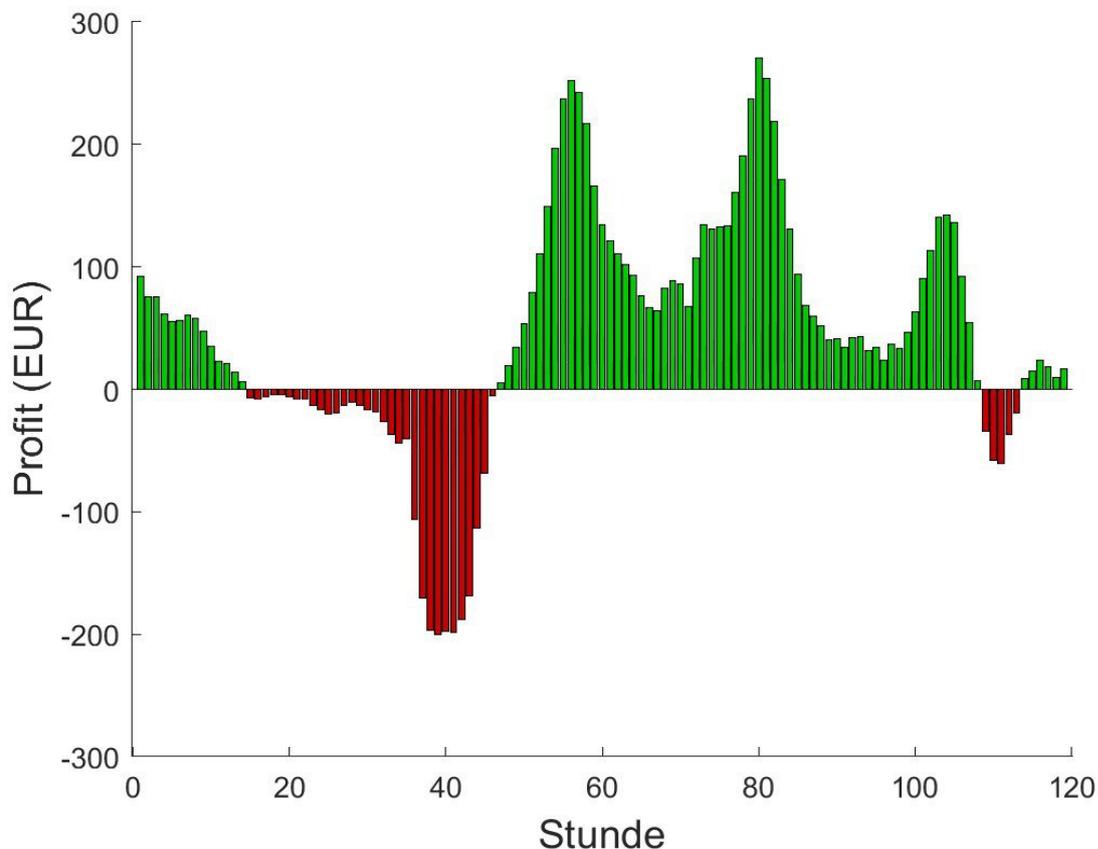


Abbildung 31 - Generierter Profit pro Stunde über einen Zeitraum von fünf Tagen

5.3 Sensitivitätsanalyse

Um die Auswirkungen durch die Änderungen verschiedener Einflussgrößen auf den Deckungsbeitrag aus den Stromverkäufen eines Biomasseheizkraftwerks zu untersuchen, ist im folgenden Teil eine Sensitivitätsanalyse der Daten beschrieben. Ein großer Vorteil des entwickelten Optimierungsmodells ist, dass es ermöglicht, das Verhalten der Dampfturbine unter verschiedenen Eingangsdaten zu simulieren und die unterschiedlichen Ergebnisse miteinander zu vergleichen. Aus diesem Grund wird das gesamte Kalenderjahr 2023 rückwirkend simuliert, um zu analysieren, wie sich der kumulierte Deckungsbeitrag der Stromverkäufe unter unterschiedlichen Szenarien verändert. Das Referenzszenario bezieht sich auf die tatsächlichen stündlichen Strompreise, und die Wärmelast wird mit der Wärmelastprognose unter Berücksichtigung der tatsächlichen stündlichen Temperaturen aus 2023 berechnet.

Diese Simulation für das gesamte Jahr hat einen kumulierten Deckungsbeitrag von 1,58 Millionen Euro aus den reinen Stromverkäufen berechnet. Dieser kumulierte Deckungsbetrag

ergibt sich somit aus allen Erlösen aus den Stromverkäufen, abzüglich den Biomassebrennstoffkosten, welche konstant mit 30 Euro pro Megawattstunde Brennstoffwärmeleistung angenommen wurde.

Für die Sensitivitätsanalyse werden verschiedene Einflussgrößen variiert, um deren Auswirkungen auf den Deckungsbeitrag zu verstehen. Zunächst werden die Kosten für die Biomasse betrachtet, wobei sowohl eine Erhöhung als auch eine Senkung um 10 und 20 Prozent simuliert werden. Weiters wird die Auswirkung einer größeren Leistung des Luftkühlers untersucht, indem dessen Erhöhung um 20 %, 50 % und 100 % betrachtet wird. Auch die Außentemperatur spielt eine wesentliche Rolle in der Analyse. Hierbei werden die Auswirkungen von Temperaturerhöhungen und -senkungen um 0,5 °C, 1,0 °C und 2,0 °C untersucht. Schließlich werden auch die Strompreise analysiert, wobei eine Erhöhung und Senkung um jeweils 10% simuliert wird.

Für jedes dieser Szenarien wird der kumulierte Deckungsbeitrag aus dem Jahr 2023 des Biomasseheizkraftwerks neu berechnet. Die Ergebnisse dieser Berechnungen werden dann miteinander verglichen, um die Sensitivität des Deckungsbeitrags gegenüber den Änderungen der Einflussgrößen zu bewerten.

Biomassekosten:

Die erste Einflussgröße, die untersucht wird, sind veränderliche Kosten für die beschaffte Biomasse. Die Ergebnisse, welche in Tabelle 14 dargestellt werden, zeigen, dass eine Erhöhung der Biomassepreise um 10 % und 20 % zu einer signifikanten Reduktion des kumulierten Deckungsbeitrags führt. Umgekehrt führt eine Senkung der Biomassepreise um 10% und 20% zu einer deutlichen Erhöhung des kumulierten Deckungsbeitrags. In Tabelle 14 werden die detaillierten Ergebnisse dieser ersten Sensitivitätsanalyse dargestellt.

Tabelle 14 -Auswirkungen von Preisveränderungen der Biomasse auf den Deckungsbeitrag der Stromverkäufe

Biomassekosten	Deckungsbeitrag Stromverkäufe	Veränderung des Deckungsbeitrages
30 €/MWh	1.580.000 €	-
+ 10 %	1.371.000 €	- 13,2 %
+ 20 %	1.164.000 €	- 26,3 %
- 10 %	1.792.000 €	+ 13,4 %
- 20 %	2.011.000 €	+ 27,3 %

Leistungssteigerung des Luftkühlers:

Nachdem im Biomasseheizkraft ein Luftkühler mit einer maximalen Kühlleistung von 10 MW in Betrieb ist, wurde auch simuliert, ob eine Vergrößerung dieses Kühlers zu einem wirtschaftlichen Vorteil führt. Hier zeigen die Ergebnisse, dass eine Erhöhung der

Kühlungskapazität um 20% und 50% keine Änderungen im Deckungsbeitrag bewirken. Erst bei einer Verdoppelung der Kühlerkapazität kommt es zu einer leichten Erhöhung des Deckungsbeitrages, jedoch um nur 0,1 %. Dies deutet darauf hin, dass diese bereits optimal genutzt bzw. bereits beim Bau ordentlich groß dimensioniert wurde und zusätzliche Kapazitäten keine wesentlichen wirtschaftlichen Vorteile bringen. In Tabelle 15 werden die Ergebnisse aus dieser Simulation dargestellt.

Tabelle 15 - Auswirkungen von Preisveränderungen der Kühlerleistung auf den Deckungsbeitrag der Stromverkäufe

Kühlleistung des Luftkühlers	Deckungsbeitrag Stromverkäufe	Veränderung des Deckungsbeitrages
10 MW	1.580.000 €	-
+ 20 %	1.580.000 €	-
+ 50 %	1.580.000 €	-
+ 100 %	1.581.000 €	+ 0,1 %

Außentemperatur:

Die nächste untersuchte Einflussgröße ist die Außentemperatur. In Tabelle 16 wird gezeigt, dass eine Erhöhung der Außentemperatur zu einer Reduktion des Deckungsbeitrags führt, während eine Senkung der Außentemperatur zu einer Erhöhung von diesem führt. Durch die Erhöhung der Außentemperatur sinkt nämlich die Wärmelastprognose, wodurch auch der Anteil der gekoppelten Stromproduktion sinkt und die Grenzkosten der Produktion somit steigen.

Tabelle 16 - Auswirkungen von Preisveränderungen der Außentemperatur auf den Deckungsbeitrag der Stromverkäufe

Veränderung der Lufttemperatur	Deckungsbeitrag Stromverkäufe	Veränderung des Deckungsbeitrages
-	1.580.000 €	-
+ 0,5 °C	1.519.000 €	- 3,9 %
+ 1,0 °C	1.457.000 €	- 7,8 %
+ 2,0 °C	1.330.000 €	- 15,8 %
- 0,5 °C	1.639.000 €	+3,8 %
- 1,0 °C	1.696.000 €	+ 7,4 %
- 2,0 °C	1.803.000 €	+ 14,1 %

Strompreise:

Die letzte untersuchte Einflussgröße betrifft die Strompreise. Hier zeigen die Ergebnisse, dass eine Erhöhung der Strompreise um 10 % zu einer erheblichen Steigerung des Deckungsbeitrags

führt, während eine Senkung der Strompreise um 10 % zu einer deutlichen Reduktion des Deckungsbeitrags führt. Dies unterstreicht die hohe Sensibilität des Deckungsbeitrags gegenüber Schwankungen in den Strompreisen. Die Ergebnisse dieser Simulation sind in Tabelle 17 dargestellt.

Tabelle 17 - Auswirkungen von Preisveränderungen der Strompreise auf den Deckungsbeitrag der Stromverkäufe

Veränderung der Strompreise	Deckungsbeitrag Stromverkäufe	Veränderung des Deckungsbeitrages
-	1.580.000 €	-
+ 10 %	1.951.000 €	+ 23,5 %
- 10 %	1.212.000 €	- 23,3 %

Die Sensitivitätsanalyse zeigt eine starke Abhängigkeit des Deckungsbeitrags von den Strompreisen, da eine Änderung um 10 % zu einer durchschnittlichen Änderung des Deckungsbeitrags um +/- 23,5 % führt. Änderungen der Biomassepreise haben ebenfalls signifikante Auswirkungen, wobei eine Änderung um 10 % zu einer durchschnittlichen Änderung des Deckungsbeitrags um etwa +/- 13,2 % führt.

Eine Erweiterung des Luftkühlers hat im Vergleich zu den anderen Einflussgrößen keine Auswirkung auf den Deckungsbeitrag, was auf eine bereits effiziente Auslegung der aktuellen Kapazitäten hinweist. Veränderungen der Außentemperatur zeigen gemischte Auswirkungen, wobei eine Erhöhung tendenziell zu einer Verringerung des Deckungsbeitrags und eine Senkung zu einer Erhöhung führt.

6 DISKUSSION

Die Simulation der Energieerzeugung für das gesamte Jahr 2023 zeigt die wirtschaftlichen Vorteile einer optimierten Betriebsweise der Dampfturbine gegenüber einem konstanten Betrieb auf Maximallast, wie nachfolgenden gezeigt ist. Durch die gegebenen Strompreise pro Stunde und die prognostizierten Wärmelasten, welche wiederum auf den Außentemperaturen beruhen, ließen sich deutliche Differenzen im Deckungsbeitrag der Stromverkäufe erkennen.

- Mit Optimierung: Die Verbesserung des Lastganges der Dampfturbine führte zu einem Deckungsbeitrag von 1,58 Mio. Euro. Die Anpassung der Turbinenleistung an die jeweiligen stündlichen Bedingungen wird in dieser Optimierung berücksichtigt. Dadurch werden die Ressourcen effizient genutzt und die unnötigen Kosten gesenkt.
- Ohne Optimierung: Bei konstantem Betrieb der Turbine mit der Maximallast von 5,7 MW liegt der Deckungsbeitrag im Vergleich dazu bei nur 510.000 Euro, deutlich unter dem Wert. In diesem Fall wird die Turbine ohne Rücksicht auf die äußeren Umstände und Strompreise stets mit höchster Leistung betrieben. Dies führt dazu, dass es vermehrt Zeiten gibt, in denen ein negativer Deckungsbeitrag verursacht wird.

Der Hauptgrund für den erheblichen Unterschied zwischen den beiden Betriebsweisen, ist der höhere Anteil der ungekoppelten Stromerzeugung im nicht-optimierten Betrieb. Bei diesem konstanten Betrieb auf Maximallast wird vermehrt Strom mit viel höheren Grenzkosten produziert. Dies geschieht insbesondere in Zeiten mit niedrigen oder negativen Strompreisen, sowie geringer Wärmelasten. Diese ungünstigen Umstände führen zu stündlichen negativen Deckungsbeiträgen, da die Stromerzeugungskosten die Stromerlöse übersteigen.

Ein anschauliches Beispiel dafür ist der 2. Juli 2023 um 15 Uhr, als die Wärmelast lediglich 2,6 MW betrug und gleichzeitig der Strompreis bei -134,9 €/MWh lag. Die Dampfturbine wird derzeit aufgrund der Optimierung auf eine Mindestlast von 3 MW gesenkt, während sie ohne Optimierung bisher bei 5,7 MW konstant geblieben ist. Zu diesem Zeitpunkt ergibt sich ein Verlust von 364,2 € aus den negativen Strompreisen, während die zusätzlichen Brennstoffkosten (ohne Kopplung) 450 € betragen. Im Optimierungsfall sind zwar Verluste zu verzeichnen, aber die optimierte Betriebsweise reduziert den Verlust um 814,2 €.

Ein weiteres Beispiel ist der 25. Dezember 2023, an dem die Wärmelast auf 17,1 MW lag und der Strompreis bei -3,1 €/MWh. In dieser Situation hätte die Turbine mit Optimierung eine Mindestlast von 1 MW, während sie ohne Optimierung eine Leistung von 5,7 MW aufweist. Auch in diesem Fall ist zu erkennen, dass bei konstantem Betrieb die Verluste aufgrund der negativen Strompreise und der ungekoppelten Stromproduktion erheblich höher ausfallen.

In Abbildung 32 werden die kumulierten Deckungsbeiträge der bisherigen und der optimierten Betriebsweise des Biomasseheizkraftwerkes dargestellt. In den ersten beiden Monaten des

Jahres sind die Unterschiede gering, da es hier einerseits tendenziell höhere Strompreise gibt und andererseits aufgrund der höheren Wärmelast ein höherer Anteil des Stromes gekoppelt erzeugt werden, wodurch auch hier mit der Optimierung die Turbine vermehrt mit Maximallast betrieben wird. Ab März 2023 zeigt sich allerdings die wirtschaftliche Überlegenheit der Optimierung. Die Außentemperaturen steigen im Frühjahr wieder an, was auch zu einer Abnahme der gewünschten Wärmelast führt. Dies hat zur Folge, dass der Anteil der gekoppelten Stromproduktion abnimmt und auch die Stromproduktionskosten steigen. Die Strompreise sinken gleichzeitig, da auch die Stromerzeugung durch Solarstrom steigt. Die Deckungsbeiträge der beiden Simulationen unterscheiden sich nun stärker von den beiden Trends. Unter der Optimierung nehmen die Deckungsbeiträge ab dem sechsten Monat deutlich zu, wobei der größte Unterschied am Jahresende liegt, wo die optimierten Beiträge fast dreimal so hoch sind wie die bisherigen.

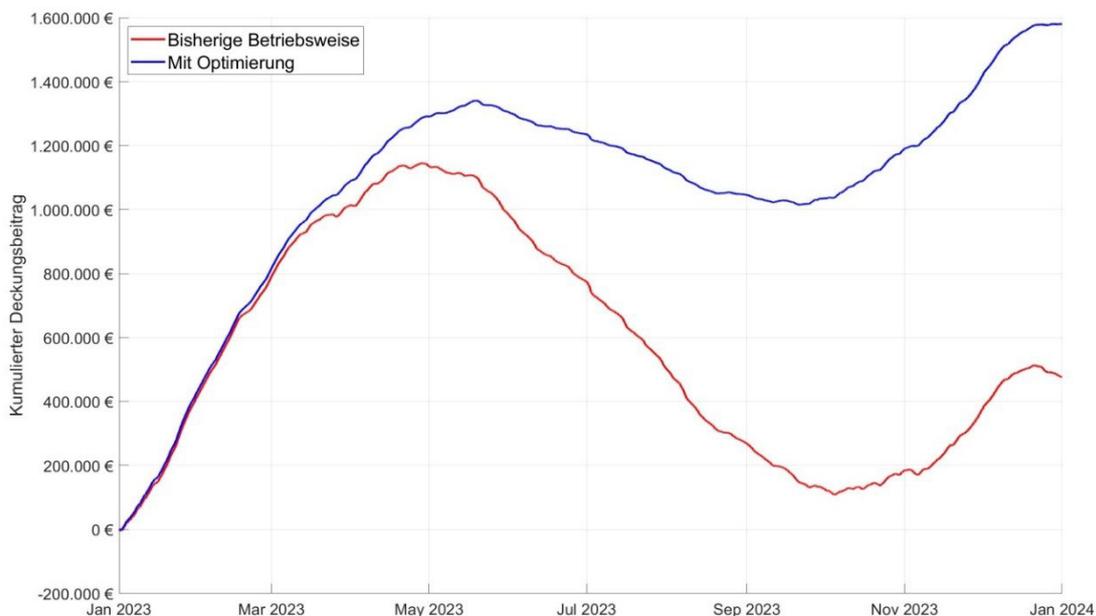


Abbildung 32 - Kumulierter Deckungsbeitrag der Stromverkäufe im Jahr 2023 mit und ohne Optimierung

Die optimierte Betriebsweise ermöglicht eine flexible Anpassung der Turbinenleistung. Dadurch können unnötige Betriebskosten vermieden und vor allem Biomasse eingespart werden. Dies führt zu einer effizienteren Nutzung der eingesetzten Biomasse und einer besseren Anpassung an die aktuellen Strompreise und Wärmelasten. Die Simulation verdeutlicht somit, dass eine optimierte Betriebsweise der Dampfturbine nicht nur technische, sondern vor allem wirtschaftliche Vorteile bietet. Die erheblich höheren Deckungsbeiträge durch optimierte Betriebsstrategien unterstreichen die Bedeutung einer durchdachten Anpassung der Stromerzeugung. Unternehmen, die beginnen ihre Stromerzeugung zu optimieren, können ihre Wirtschaftlichkeit erhöhen.

Insgesamt zeigt die Herangehensweise mit drei unterschiedlichen Prognosemodellen in dieser Masterarbeit, dass es mehrere Optionen gibt, wie aus historischen Daten zukünftige Wärmelasten prognostiziert werden können. Da die Genauigkeit dieser Modelle jedoch essenziell für die Ableitung der Grenzkosten der Stromproduktion ist sollte hier sorgfältig vorgegangen werden. Somit macht es langfristig sehr viel Sinn, ein detailliertes Wärmelastprognosemodell wie das Zweite in dieser Arbeit zu erstellen, auch wenn das SigLinDe-Profil eine gute Alternative mit weniger Aufwand darstellt.

Die Optimierung der Dampfturbine hat bewiesen, dass hier sehr viel wirtschaftliches Potenzial genutzt werden kann. Nichtsdestotrotz sollte berücksichtigt werden, dass bei dieser Optimierung einige Vereinfachungen angenommen wurden, welche in der Praxis wesentlich komplexer sind. So wurde zum Beispiel der Wirkungsgrad der Dampfturbine konstant bei 20 % angenommen, unabhängig von ihrer Last. Dieser variiert in der Praxis wesentlich und ist auch von der Last abhängig. Eine weitere Vereinfachung ist der Biomassepreis. Dieser wurde in dem Optimierungsmodell als konstant angenommen, ist in der Praxis jedoch volatil. Hier müsste das Optimierungsmodell ebenfalls so angepasst werden, dass der Biomassepreis ebenfalls wie der Strompreis täglich aktualisiert wird und als eigene Input-Größe berücksichtigt wird.

7 ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

Die vorliegende Masterarbeit untersuchte die Optimierung des Lastgangs der Dampfturbine im Biomasseheizkraftwerk Steyr. Das Ziel bestand darin, die Wirtschaftlichkeit der Stromverkäufe zu erhöhen, da die Strompreise auf dem Day-Ahead-Markt volatil sind und die Wärmelast im Fernwärmenetz stark variieren kann. Durch die Umsetzung einer MATLAB®-Optimierung konnte eine bessere Anpassung an die Marktbedingungen ermöglicht werden. Zu Beginn erfolgte eine detaillierte Literaturrecherche über notwendigen theoretischen Grundlagen für diese Masterarbeit. Dies umfasste einerseits die Funktionsweise des Stromhandels, sowie der wichtigsten technischen Komponenten eines Biomasseheizkraftwerkes. Hierbei wurde der Unterschied zwischen langfristigem und kurzfristigem Stromhandel erläutert, wobei der Fokus auf dem kurzfristigen Stromhandel lag, da dieser für die Optimierung benötigt wurde. Das Verständnis dieser Märkte ist entscheidend, für die kurzfristige Anpassung der Stromerzeugungsstrategie wenige Tage im Voraus.

Im empirischen Teil der Arbeit wurde einerseits analysiert, ob die historischen Daten überhaupt für die kommende Optimierung geeignet sind. So wurde untersucht, ob die Temperaturprognose von St. Pölten direkt auf Steyr umgelegt werden kann. Dabei zeigte sich, dass die Temperaturen in St. Pölten tendenziell etwas höher sind als in Steyr, was die direkte Übertragung der Prognosedaten von St. Pölten auf Steyr erschwert. Eine maßgeschneiderte Wärmelastprognose wurde daher erstellt, die die unterschiedlichen Temperaturen in Steyr einbezieht. Es wurde festgestellt, dass die Verbesserung des Betriebsablaufs der Dampfturbine des Biomasseheizkraftwerkes nicht nur ökonomische, sondern auch ökologische Vorteile mit sich bringt. Auf diese Weise wird der Biomasseeinsatz effizienter. Die Implementierung des optimierten Lastganges der Dampfturbine führte zu einer signifikanten Steigerung des kumulierten Deckungsbeitrags der Stromverkäufe für 2023. Im Hinblick auf die Zukunft, wird die Volatilität der Strompreise weiter zunehmen und die Häufigkeit von längeren Phasen mit negativen Strompreisen wird steigen. Dies wird durch die verstärkte Einspeisung von Sonnen- und Windenergie verursacht werden. Dadurch wird auch die Notwendigkeit von solchen Optimierungen von Biomasseheizkraftwerken weiter steigen. Folglich wird erwartet, dass immer mehr Biomasseheizkraftwerke solche Optimierungsmaßnahmen auch implementieren werden. Für das Gelingen dieser Optimierung in der Praxis, müssen die Mitarbeiter vor Ort und in der Leitzentrale aktiv eingebunden werden. Das Ändern der Betriebsstrategien wird ein neues Verständnis erfordern, welches durch Schulungen und Informationsveranstaltungen vermittelt werden kann. Dies wird auch die Notwendigkeit und die Vorteile der Optimierungsmaßnahmen zu verdeutlichen. Das Prognosemodell und die Optimierung lassen sich zudem auch sehr gut bei der Planung von Revisionsarbeiten und geplanten Stillständen einsetzen. Sie ermöglichen eine bessere Koordination solcher Wartungsarbeiten, da sie den

optimalen Zeitpunkt aufzeigen, an welchem die Revisionsarbeiten den geringsten wirtschaftlichen Schaden verursachen. Dies trägt ebenfalls zur Erhöhung der Wirtschaftlichkeit bei. Die Vorteile dieser Optimierungsmaßnahmen schaffen auch einen Anreiz, mehr solcher Anlagen zu errichten. Dies wiederum könnte einen sehr wichtigen Beitrag zum Erreichen der Klimaziele in Österreich leisten, da auch die Wärmeversorgung dekarbonisiert werden würde.

Die Masterarbeit verdeutlicht, dass es zahlreiche Vorteile gibt, die Stromerzeugung von Biomasseheizkraftwerken je nach Strompreis und Wärmelast zu optimieren. Die Einführung solcher Verbesserungen ermöglicht es diesen Anlagen, sowohl zur nachhaltigen Energieversorgung beizutragen als auch ihren wirtschaftlichen Bestand in Zukunft zu stärken. Die in dieser Arbeit gewonnenen Erkenntnisse und entwickelten Modelle bieten eine solide Grundlage für ähnliche Optimierungen anderer Biomasseheizkraftwerke.

8 LITERATURVERZEICHNIS

- [1] BUNDESMINISTERIUM FÜR KLIMASCHUTZ, UMWELT, ENERGIE, MOBILITÄT, INNOVATION UND TECHNOLOGIE: *Energie in Österreich : Zahlen, Daten, Fakten*. Wien, 2022
- [2] IG WINDKRAFT: *Ökostromgesetz : Eine Übersicht über das aktuelle Ökostromgesetz in Österreich*. URL https://www.igwindkraft.at/?mdoc_id=1014571 – Überprüfungsdatum 2024-11-02
- [3] TOBIAS RIEDER: *Das EAG auf einen Blick*. URL <https://positionen.wienenergie.at/blog/das-eag-auf-einen-blick/> – Überprüfungsdatum 2024-11-02
- [4] *Bioenergy for the energy transition : Ensuring sustainability and overcoming barriers*. [Abu Dhabi] : International Renewable Energy Agency, 2022
- [5] GÜRTLER, Marc ; PAULSEN, Thomas: *The effect of wind and solar power forecasts on day-ahead and intraday electricity prices in Germany*. In: *Energy Economics* 75 (2018), S. 150–162
- [6] EPEX SPOT SE: *Auction > Day-Ahead > 60min > AT*. URL https://www.epexspot.com/en/market-data?market_area=AT&trading_date=2024-06-09&delivery_date=2024-06-10&underlying_year=&modality=Auction&sub_modality=DayAhead&technology=&product=60&data_mode=graph&period=&production_period=. – Aktualisierungsdatum: 2024-06-10 – Überprüfungsdatum 2024-06-10
- [7] MARIA HABERFELLNER; ANDRAS HUJBER, Peter Koch (Mitarb.): *Strommarktliberalisierung in Österreich*. Online, 2002
- [8] NEXT KRAFTWERKE GMBH: *Was ist Grundlast?* URL <https://www.next-kraftwerke.de/wissen/grundlast> – Überprüfungsdatum 2024-11-01
- [9] VERBUND AG: *Laufkraftwerke – Verlässlichkeit als Kraft der Wende*. URL <https://www.verbund.com/de-at/ueber-verbund/kraftwerke/kraftwerkstypen/laufkraftwerk> – Überprüfungsdatum 2024-11-01
- [10] VERBUND AG: *Geschäftsbericht 2023*. Online, Mai 2024
- [11] ANDREAS OBERHAMMER: *Biomasseheizkraftwerk Steyr*. URL https://de.wikipedia.org/wiki/Biomasseheizkraftwerk_Steyr. – Aktualisierungsdatum: 2018-03-18 – Überprüfungsdatum 2024-06-06
- [12] SCIENCE MEDIA CENTER GERMANY: *Energieversorgung der Zukunft: Die Rolle der Back-up-Kraftwerke*. URL <https://www.sciencemediacenter.de/angebote/23017>. – Aktualisierungsdatum: 2023-04-14 – Überprüfungsdatum 1. November 024

- [13] JÜRGEN NEUBARTH: *Die Rolle der Speicherwasserkraft im österreichischen und europäischen Stromversorgungssystem*. Juni 2017
- [14] EHA: *Stromhandel: Einblicke in den Handel mit Strom*. URL <https://www.eha.net/blog/details/stromhandel-deutschland.html>. – Aktualisierungsdatum: 2022-11-11 – Überprüfungsdatum 2024-01-03
- [15] EEX: *Strom Futures : Der Börsenhandel und die Trade Registration von EEX Strom-Futures ermöglichen eine mittel- bis langfristige Portfoliooptimierung*. URL <https://www.eex.com/de/maerkte/strom-terminmarkt/strom-futures>. – Aktualisierungsdatum: 2024-01-03 – Überprüfungsdatum 2024-01-03
- [16] WILHELM SÜBENBACHER: *Marktgestaltung unter Berücksichtigung der Besonderheiten der Elektrizitätswirtschaft*. 2011
- [17] EPEX SPOT SE: *Trading at EPEX SPOT*. Online, Mai 2022
- [18] ÖSTERREICHS ENERGIE: *Merit Order: Warum das letzte Kraftwerk den Strompreis bestimmt*. URL <https://oesterreichsenergie.at/aktuelles/neuigkeiten/detailseite/das-letzte-kraftwerk-bestimmt-den-strompreis> – Überprüfungsdatum 2024-11-01
- [19] ÖKOSTROM AG: *Fossile aus dem Markt drängen: Wie Erneuerbare den Strompreis senken*. URL <https://oekostrom.at/mediathek/blog/fossile-aus-dem-markt-draengen-wie-erneuerbare-den-strompreis-senken/> – Überprüfungsdatum 2024-11-01
- [20] VERBUND AG: *Wie entsteht der Strompreis? Wer legt die Höhe fest?* URL <https://www.verbund.com/de-at/privatkunden/themenwelten/strom-aus-wasserkraft/strompreis-entstehung> – Überprüfungsdatum 2024-11-01
- [21] ERIC HEYMANN: *Kosten der Stromerzeugung : Auf die Systemkosten kommt es an*. URL https://www.dbresearch.com/PROD/RPS_DE-PROD/PROD000000000528293/Kosten_der_Stromerzeugung%3A_Auf_die_Systemkosten_ko.PDF – Überprüfungsdatum 2024-11-01
- [22] FRAUNHOFER ISE; Christoph Kost (Mitarb.): *Stromgestehungskosten Erneuerbare Energien*. Online, Juni 2021
- [23] ÖSTERREICHISCHE ENERGIEAGENTUR: *Infografiken : Die folgenden Grafiken sind frei für die redaktionelle Nutzung unter Angabe der jeweiligen Quelle*. URL <https://www.energyagency.at/presse/aktuelle-grafiken>. – Aktualisierungsdatum: 2024-10-31 – Überprüfungsdatum 2024-10-31
- [24] EVN AG: *Konzernabschluss 2022/23*. Online, 2023

- [25] ÖSTERREICHS ENERGIE: *Wie der Ukraine-Krieg die Energiemärkte auf den Kopf stellt*. URL <https://oesterreichsenergie.at/aktuelles/neuigkeiten/detailseite/preis-krieg> – Überprüfungsdatum 2024-11-01
- [26] ANTWEILER, Werner ; MUESGENS, Felix: *On the long-term merit order effect of renewable energies*. In: *Energy Economics* 99 (2021), S. 105275
- [27] MEEUS, Leonardo: *The Evolution of Electricity Markets in Europe* : Edward Elgar Publishing, 2020
- [28] JOSKOW, Paul L.: *Lessons Learned From Electricity Market Liberalization*. In: *The Energy Journal* 29 (2008), S. 9–42. URL <https://www.jstor.org/stable/27085628>
- [29] MÄNTYSAARI, Petri: *EU Electricity Trade Law : The Legal Tools of Electricity Producers in the Internal Electricity Market*. Cham : Springer International Publishing; Imprint: Springer, 2015
- [30] CHRISTOPH DOLNA-GRUBER, KARINA KNAUS, LUKAS ZWIEB: *Stromgroßhandel - Preisentwicklung und wesentliche Einflussfaktoren : Analyse der Österreichischen Energieagentur im Auftrag von Oesterreichs Energie | Update und Ergänzung*. URL https://oesterreichsenergie.at/fileadmin/user_upload/Oesterreichs_Energie/Publikationsdatenbank/Studien/2022/AEA_Kurzanalyse_Stromgro%C3%9Fhandel_Update_vom_M%C3%A4rz_2022_v2.pdf. – Aktualisierungsdatum: 2022-03-31 – Überprüfungsdatum 2024-01-03
- [31] NEDEV, Todor: *European Energy Exchange EEX - Alternative for the Development of the Bulgarian Electricity Market*. In: *Academic Journal of Interdisciplinary Studies* (2015)
- [32] BAULE, Rainer ; NAUMANN, Michael: *Flexible Short-Term Electricity Certificates—An Analysis of Trading Strategies on the Continuous Intraday Market*. In: *Energies* 15 (2022), Nr. 17, S. 6344
- [33] WOLFF, Georg ; FEUERRIEGEL, Stefan: *Short-term dynamics of day-ahead and intraday electricity prices*. In: *International Journal of Energy Sector Management* 11 (2017), Nr. 4, S. 557–573
- [34] BIOENERGIE STEYR GMBH; EVN AG (Mitarb.): *Biomasse - Kraft Wärme Kopplung Krems*. 2021
- [35] JULIANE KOCH: *Optimierung der Strom- und Wärmeproduktion in der MVA Spittelau*. Leoben, Montanuniversität, Lehrstuhl für Verfahrenstechnik. Masterarbeit. 2008-03-14. URL <https://pure.unileoben.ac.at/de/publications/optimierung-der-strom-und-w%C3%A4rmeproduktion-in-der-mva-spittelau> – Überprüfungsdatum 2024-06-06
- [36] EVN AG: *Dampfverbrauchsdiagramm*. Maria Enzersdorf, 2021

- [37] MANUEL REITER: *Effizienzmaßnahmen an einem Biomasseheizkraftwerk*. Wien, Technische Hochschule, Institut für Energietechnik und Thermodynamik. Diplomarbeit. 2017-08-13. URL <http://hdl.handle.net/20.500.12708/158359> – Überprüfungsdatum 2024-06-06
- [38] KELVION GERMANY GMBH: *Luftkühler - Datenblatt*. 2022
- [39] WOLFGANG LUDWIG-MAYERHOFER: *Das lineare Regressionsmodell*. Siegen, Universität Siegen. Skriptum. Oktober 2024. URL https://www.uni-siegen.de/phil/sozialwissenschaften/soziologie/mitarbeiter/ludwig-mayerhofer/statistik/statistik_downloads/statistik_i_8.pdf – Überprüfungsdatum 2024-10-31
- [40] KRZANOWSKI, W. J.: Multivariate Multiple Regression. In: ARMITAGE, Peter; COLTON, Theodore (Hrsg.): *Encyclopedia of Biostatistics* : Wiley, 2005
- [41] BICKEL, P. (Hrsg.); DIGGLE, P. (Hrsg.); FIENBERG, S. (Hrsg.); KRICKEBERG, K. (Hrsg.); OLKIN, I. (Hrsg.); WERMUTH, N. (Hrsg.); ZEGER, S. (Hrsg.); REINSEL, Gregory C. (Hrsg.); VELU, Raja P. (Hrsg.): *Multivariate Reduced-Rank Regression*. New York, NY : Springer New York, 1998 (Lecture Notes in Statistics)
- [42] DULEBA, A. J. ; OLIVE, D. L.: *Regression analysis and multivariate analysis*. In: *Seminars in reproductive endocrinology* 14 (1996), Nr. 2, S. 139–153
- [43] BDEW BUNDESVERBAND DER ENERGIE- UND WASSERWIRTSCHAFT E.V.; Verband kommunaler Unternehmen (Mitarb.): *BDEW/VKU/GEODE-Leitfaden : Abwicklung von Standardlastprofilen Gas*. Berlin, 29.03.2018
- [44] BERGSTEINSSON, Hjörleifur G. ; MØLLER, Jan Kloppenborg ; NYSTRUP, Peter ; PÁLSSON, Ólafur Pétur ; GUERICKE, Daniela ; MADSEN, Henrik: *Heat load forecasting using adaptive temporal hierarchies*. In: *Applied Energy* 292 (2021), S. 116872
- [45] NIGITZ, Thomas ; GÖLLES, Markus: *A generally applicable, simple and adaptive forecasting method for the short-term heat load of consumers*. In: *Applied Energy* 241 (2019), S. 73–81
- [46] PARK, D. C. ; EL-SHARKAWI, M. A. ; MARKS, R. J. ; ATLAS, L. E. ; DAMBORG, M. J.: *Electric load forecasting using an artificial neural network*. In: *IEEE Transactions on Power Systems* 6 (1991), Nr. 2, S. 442–449
- [47] ENERGIE AG: *Saubere Wärme für Steyr: Betriebe profitieren von einem Musterbeispiel an Energieeffizienz : Meldung vom 14.03.2016*. URL <https://news.energieag.at/news-saubere-waerme-fuer-steyr-betriebe-profitieren-von-einem-musterbeispiel-an-energieeffizienz?id=34829&menuid=920&l=deutsch>. – Aktualisierungsdatum: 2016-03-14 – Überprüfungsdatum 2024-01-23

- [48] WOLFGANG BAUMGARTNER: *Daten für Simulation der Wärmeprognose*. E-Mail. 2024-01-15.
Justus Scheiblauer (Adressat)
- [49] VGBE ENERGY E.V.: *Kennzeichensysteme : Systematische und einheitliche Kennzeichnung*.
URL <https://www.vgbe.energy/kennzeichensysteme/>. – Aktualisierungsdatum: 2024-02-05 – Überprüfungsdatum 2024-02-05
- [50] GEOSPHERE AUSTRIA: *GeoSphere Austria: Messen, interpretieren, informieren, beraten : Die gebündelte Kompetenz für Antworten zu den großen Herausforderungen der Gesellschaft liefert die Bundesanstalt für Geologie, Geophysik, Klimatologie und Meteorologie*. URL <https://www.geosphere.at/de>. – Aktualisierungsdatum: 2024-01-23 – Überprüfungsdatum 2024-01-23
- [51] GEOSPHERE AUSTRIA: *GeoSphere Austria - Dataset API Frontend*. URL <https://dataset.api.hub.geosphere.at/app/frontend/station/historical/klima-v1-1h>. – Aktualisierungsdatum: 2024-04-03 – Überprüfungsdatum 2024-04-03
- [52] VISPLORE GMBH: *Visplore Features*. URL <https://visplore.com/features/> – Überprüfungsdatum 2024-11-02

9 ANHANG

9.1 Einsatz von künstlicher Intelligenz

Auf Basis der 181. Richtlinie des Vizerektors für Lehre und Internationales sowie des Studiendekans für den Einsatz KI-basierter generativer Werkzeuge vom 4.4.2024 wird hier der angewandte Einsatz und verwendete Modelle in dieser Masterarbeit deklariert. Die folgenden Klärungspunkte orientieren sich an der Richtlinie:

- a. Es wurde in dieser Arbeit einerseits KI für das Übersetzen der deutschen Kurzfassung in die englische Sprache zu Hilfe genommen. (Siehe Kapitel Abstract). Außerdem wurde vereinzelt die KI verwendet, um Synonyme für einzelne Wörter zu finden und andererseits vereinzelt Absätze paraphrasiert, um das sprachliche und grammatikalisches Niveau dieser Arbeit zu heben.
- b. Für das Übersetzen der Kurzfassung wurde die Software DeepL (<https://www.deepl.com/de/translator>) verwendet und für die grammatikalische Überarbeitung und Paraphrasierung von Textstellen die Software ChatGPT (<https://chatgpt.com/>) in der Version ChatGPT 4o und der in Word direkt integrierte Microsoft-Copilot (<https://copilot.microsoft.com/>).
- c. Der Anteil des KI-generierten Outputs am Gesamtergebnis der Arbeit wird auf unter 25 % geschätzt und dieser Output wurde stets quergecheckt und nicht direkt übernommen. Wie in Punkt (b.) bereits erwähnt höchstens zum Paraphrasieren und Synonyme finden.
- d. Ein Beispiel für ein eingesetztes Prompting wäre: *„Dieser Absatz klingt grammatikalisch nicht korrekt. Könntest du mir bitte einen Vorschlag machen, wie dieser Absatz besser klingen könnte.“*

9.2 Implementierung Prognosemodell 1

```
import pandas as pd
from datetime import datetime

# Definiert eine Funktion, um die Wärmeleistung basierend auf der Temperatur, dem Wochentag und
def berechne_waermeleistung(T, wochentag, stunde, minute):
    if wochentag == 'Tuesday':
        if (stunde >= 22 or stunde < 2) or (stunde == 2 and minute == 0):
            return 24265.4247 - 1046.3830*T - 18.8621*T**2 + 2.4717*T**3
        elif (stunde >= 3 and (stunde < 5 or stunde == 8) or stunde == 9) and (minute == 0):
            return 26152.8150 - 933.3242*T - 23.7932*T**2 + 3.3656*T**3
        elif (stunde >= 6 and stunde < 7) or (stunde == 7 and minute == 0):
            return 28166.6925 - 974.0991*T - 2.8007*T**2 + 4.8329*T**3
        elif (stunde >= 10 and stunde < 15) or (stunde == 15 and minute == 0):
            return 27029.8515 - 911.8551*T - 32.4399*T**2 + 0.9935*T**3
        elif (stunde >= 16 and stunde < 21) or (stunde == 21 and minute == 0):
            return 28045.3682 - 1220.6876*T - 29.4127*T**2 + 4.1602*T**3

# Lädt die Eingangsdaten
df = pd.read_excel(r"C:\Users\justu\Desktop\Masterarbeit\Phyton-Code\Eingangsdaten.xlsx", parse_

# Berechnet die Wärmeleistung für jede Zeile
ergebnisse = []
for index, row in df.iterrows():
    zeitstempel = row['Zeitstempel']
    temperatur = row['Temperatur']
    wochentag = zeitstempel.strftime('%A')
    stunde = zeitstempel.hour
    minute = zeitstempel.minute

    if wochentag == 'Tuesday':
        leistung = berechne_waermeleistung(temperatur, wochentag, stunde, minute)
        ergebnisse.append(leistung)
    else:
        ergebnisse.append(None) # Keine Berechnung für andere Tage

# Fügt die berechnete Wärmeleistung als neue Spalte hinzu
df['Wärmeleistung'] = ergebnisse

# Speichert die Ergebnisse in einer neuen Excel-Datei
df.to_excel(r"C:\Users\justu\Desktop\Masterarbeit\Phyton-Code\Ausgangsdaten.xlsx", index=False)
```

9.3 MATLAB®-Optimierungs-Code

18.10.24 14:49 C:\Users\justu\Deskto...\Hauptskript.m 1 of 2

```
% Datenimport und Vorbereitung
filename = 'Waermeprognose.xlsx';
opts = detectImportOptions(filename);
opts.SelectedVariableNames = {'Waermelast', 'Strompreis'};
opts = setvartype(opts, {'Waermelast', 'Strompreis'}, 'double');

data = readtable(filename, opts);
num_hours = size(data, 1); % Anzahl der Stunden (Zeilen) in der Datei
heat_load_kW = data.Waermelast;
heat_load = heat_load_kW / 1000; % Umrechnung von kW in MW
prices = data.Strompreis.';

% Anfangswerte und Randbedingungen
max_biomass = 40; % Maximalwert für die Biomassefeuerung
initial_biomass = min(mean(heat_load)/0.9/0.2*1.2, max_biomass); % Startwert,
angepasst an die Obergrenze

% Anfangswerte für alle Stunden
x0 = repmat([initial_biomass, 0.5, 0], num_hours, 1);

% Untergrenzen und Obergrenzen
lb = zeros(num_hours, 3); % Keine negativen Werte
ub = [repmat(max_biomass, num_hours, 1), ones(num_hours, 1), repmat(10, num_hours,
1)]; % Obergrenzen für cooling auf 10 MW setzen

% Options für den Optimierer
options = optimoptions('fmincon', 'Display', 'iter', 'Algorithm', 'sqp');

% Gesamtoptimierung durchführen
[x_opt, fval] = fmincon(@(x) -calculate_total_daily_profit(x, prices, heat_load),
x0, [], [], [], [], lb, ub, @(x) daily_constraints(x, heat_load), options);

% Ausgabe der optimierten Variablen
input_biomass_opt = x_opt(:, 1);
turbine_ratio_opt = x_opt(:, 2);
cooling_opt = x_opt(:, 3);
electric_MWh_output = input_biomass_opt .* 0.9 .* turbine_ratio_opt * 0.2; %
Berechnung der Stromproduktion
total_profit = -fval; % Gesamtgewinn

% Erstellung einer Tabelle mit den Ergebnissen
results_table = table(heat_load, prices', input_biomass_opt, cooling_opt,
electric_MWh_output, ...
'VariableNames', {'Waermelast_MW', 'Strompreis_EUR',
'Biomassekesselfeuerung_MW', 'Wegkühlen_MW', 'Turbinenregelung_MW'});

% Anzeige der Tabelle
disp('Optimierungsergebnisse für jede Stunde:')
disp(results_table)

% Anzeige des Gesamtgewinns
disp('Gesamt maximierter Gewinn über die Zeit:')
disp(total_profit)
```

18.10.24 14:49 C:\Users\justu\Deskto...\Hauptskript.m 2 of 2

```
% Erstellen eines Diagramms für die Verläufe von Strompreis, Wärmelast und
Turbinenregelung
figure;
% Verkleinere den Plot-Bereich, um Platz für die Legende zu schaffen
ax = gca;
ax.Position = [0.1, 0.1, 0.75, 0.8]; % [left, bottom, width, height]

yyaxis left
plot(heat_load, 'b-', 'LineWidth', 2);
hold on;
plot(electric_MWh_output, 'r-', 'LineWidth', 2);
ylabel('Last (MW)', 'FontSize', 14); % Größere Schriftgröße für die y-Achse (links)

yyaxis right
plot(prices, 'k-', 'LineWidth', 2);
ylabel('Strompreis (EUR)', 'FontSize', 14); % Größere Schriftgröße für die y-Achse
(rechts)

xlabel('Stunde', 'FontSize', 14); % Größere Schriftgröße für die x-Achse

% Legende oben rechts in der Ecke platzieren
legend('Wärmelast (MW)', 'Turbinenregelung (MW)', 'Strompreis (EUR)', 'Location',
'northeast');
```

```
grid on;
```

18.10.24 14:54 C:\Users\justu\D...\min electric MWh.m 1 of 1

```
function min_MWh = min_electric_MWh(heat_load)
    min_MWh = zeros(size(heat_load));
    for i = 1:length(heat_load)
        if heat_load(i) >= 17
            min_MWh(i) = 1;
        elseif heat_load(i) <= 11
            min_MWh(i) = 3;
        else
            min_MWh(i) = interp1([11, 17], [3, 1], heat_load(i), 'linear');
        end
    end
end
```

```
% Funktionen für Randbedingungen und Zielfunktion
function [c, ceq] = daily_constraints(x, heat_load)
    input_biomass = x(:, 1);
    turbine_ratio = x(:, 2);
    cooling = x(:, 3);

    energy_after_boiler = input_biomass * 0.9;
    electric_MWh = energy_after_boiler .* turbine_ratio * 0.2;

    % Wärme, die für Wärmelast und Wegkühlen verwendet wird
    total_used_heat = heat_load + cooling;
    mixer_energy = energy_after_boiler .* (1 - turbine_ratio + turbine_ratio * 0.8);
    ceq = mixer_energy - total_used_heat;

    max_electric_MWh = 5.7; % Maximaler Wert, den die Turbine produzieren kann
    min_MWh = min_electric_MWh(heat_load); % Basierend auf Wärmelast
    c1 = electric_MWh - max_electric_MWh;
    c2 = min_MWh - electric_MWh;
    delta_electric_MWh = [0; diff(electric_MWh)];
    c3 = delta_electric_MWh - 0.5; % Maximale Zunahme pro Stunde
    c4 = -0.5 - delta_electric_MWh; % Maximale Abnahme pro Stunde

    % Neue Bedingungen für die Biomassefeuerung
    delta_biomass = [0; diff(input_biomass)]; % Änderung der Biomassefeuerung von
Stunde zu Stunde
    c5 = delta_biomass - 5; % Limit auf 5 MW Zunahme
    c6 = -5 - delta_biomass; % Limit auf 5 MW Abnahme
    c7 = input_biomass - 40; % Maximal 40 MW für Biomassefeuerung

    % Begrenzung für das Wegkühlen
    c8 = cooling - 10; % Maximal 10 MW Wegkühlen

    c = [c1; c2; c3; c4; c5; c6; c7; c8];
end
```

18.10.24 14:55 C:\U...\calculate total daily profit.m 1 of 1

```
function profit = calculate_total_daily_profit(x, prices, heat_load)
    input_biomass = x(:, 1);
    turbine_ratio = x(:, 2);
    cooling = x(:, 3); % Künstlich hinzugefügte Wärmelast durch Wegkühlen

    energy_after_boiler = input_biomass * 0.9;
    electric_MWh = energy_after_boiler .* turbine_ratio * 0.2;

    % Berechnung der Kosten
    cost_biomass = sum(electric_MWh * 30 / 0.9); % Kosten für die Biomasseproduktion
    cost_cooling = sum(cooling * 30 / 0.9); % Kosten für das Wegkühlen

    % Gesamtkosten für den Tag
    total_cost = cost_biomass + cost_cooling;

    % Einnahmen für den Tag
    revenue = sum(electric_MWh .* prices');

    % Gewinn ist Einnahmen minus Kosten
    profit = revenue - total_cost;
end
```