



DIPLOMARBEIT

Formulierung und Auswertung des MILP-UC-Problems mit variabler Zeitschrittgröße

ausgeführt zum Zwecke der Erlangung des akademischen Grades eines
Diplom-Ingenieurs

unter der Leitung von

Univ. Prof. Dipl.-Ing. Dr. techn. René Hofmann

Univ. Ass. Dipl.-Ing. Martin Koller

Institut für Energietechnik und Thermodynamik

eingereicht an der Technischen Universität Wien

Fakultät für Maschinenwesen und Betriebswissenschaft

von

Lukas Daniel Arneth

Matr.Nr. 01126463

Wien, am 26. Februar 2019

Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre an Eides statt, dass die vorliegende Arbeit nach den anerkannten Grundsätzen für wissenschaftliche Abhandlungen von mir selbstständig erstellt wurde. Alle verwendeten Hilfsmittel, insbesondere die zugrunde gelegte Literatur, sind in dieser Arbeit genannt und aufgelistet. Die aus den Quellen wörtlich entnommenen Stellen, sind als solche kenntlich gemacht.

Das Thema dieser Arbeit wurde von mir bisher weder im In- noch Ausland einer Beurteilerin/einem Beurteiler zur Begutachtung in irgendeiner Form als Prüfungsarbeit vorgelegt. Diese Arbeit stimmt mit der von den Begutachterinnen/Begutachtern beurteilten Arbeit überein.

Wien, am 26. Februar 2019

.....

(Lukas Daniel Arneth)

Danksagung

Zu Beginn gebührt mein Dank meinem Professor Dipl.-Ing. Dr. techn. René Hofmann, der mich für das Thema begeistert hat und der immer wieder neue Denkanstöße lieferte, die die Arbeit in die richtige Bahn lenkten.

Bedanken möchte ich mich zugleich bei meinem Betreuer Dipl.-Ing. Martin Koller, der sich stets Zeit nahm, mir meine Fragen zu beantworten und mir bei jedem aufgetretenen Problem mit Rat zur Seite stand. Damit hat er wesentlich zum Gelingen der Arbeit beigetragen.

Ein besonderer Dank gilt meiner Familie und vor allem meinen Eltern, die mir mein Studium ermöglicht haben, mich niemals unter Leistungsdruck gestellt haben, mir stets Rückhalt gaben und mich mit vielen herzlichen Worten und Wünschen unterstützten.

Danken möchte ich außerdem meinen Mitstudenten und Freunden Max und Sebastian für die unterhaltsame gemeinsame Lernzeit sowie meinen guten Freunden Thomas und Vicy und den Freunden aus Sandl, die stets Interesse zeigten und mich im Rahmen des Studiums begleitet und moralisch unterstützt haben.

Meinen herzlichsten Dank möchte ich zum Schluss meiner Freundin Evelyn aussprechen, die mich während der Arbeit immer wieder motivierte und stets ein offenes Ohr hatte. Mein wahrer Dank gilt ihr allerdings für die ungebrochene Unterstützung in allen Lebenslagen und für den starken emotionalen Rückhalt, den sie mir gibt.

Kurzfassung

Diese Arbeit beschäftigt sich mit der Formulierung und Auswertung des Mixed-Integer-Linear-Programming Unit-Commitment-Problems. Im Speziellen werden die Auswirkungen von unterschiedlichen Zusammensetzungen des verwendeten Prediction-Horizon auf dessen Lösung untersucht. Dazu wurden sowohl ein energiebasiertes als auch ein leistungsbasiertes Modell erstellt, welche mit verschiedenen Zeitschrittgrößen arbeiten können. Beim Aufbau der Prediction-Horizons wurden sowohl konstant bleibende Zeitschritte in 15-, 30- und 60-Minuten-Größe gewählt als auch variable Zusammensetzungen, bei denen verschieden große Zeitschritte verwendet wurden. Dabei zeigte sich, dass mit feinerer Auflösung des Prediction-Horizon niedrigere Kosten erreicht werden können, parallel aber die Berechnungszeit steigt. Für die Anwendung der variablen Zeitschritte konnte gezeigt werden, dass sich Solverzeiten ergeben, die zwischen jenen der konstanten Zeitschritte liegen, und in günstigen Fällen auch Kosten ähnlich der feineren Auflösung erreicht werden. Weiters stellte sich heraus, dass die Kosten mit zunehmender Größe des Prediction-Horizon gegen einen bestimmten Wert konvergieren. Das Konvergenzverhalten und eine mögliche optimale Länge des Prediction-Horizon variieren jedoch abhängig vom Lastfall und der Anlagenkonfiguration. Neben den zeitlichen Auflösungen des Prediction-Horizon sind auch die Auswirkungen verschiedener Speicherkonfigurationen untersucht worden. Die Ergebnisse zeigen, dass bei ausreichend großer Speicherleistung mit zunehmender Speicherkapazität die Kosten sinken. Wird bei konstanter Speicherkapazität die Leistung variiert, kann eine deutliche Änderung des Konvergenzverhaltens der Kostenkurven beobachtet werden.

Abstract

This thesis first deals with the formulation and then with the evaluation of the Mixed-Integer-Linear-Programming Unit-Commitment-Problem. In particular the effects of different structures of the used prediction horizon for the problem solution are investigated. For this purpose both, an energy-based and a power-based model were realized, which can work with different time step sizes. On the one hand, constant time steps were used in 15-, 30- and 60-minute size for the structure of the prediction horizon. On the other hand, variable resolutions with different sized time steps within the prediction horizon were used. It can be shown that with a finer resolution of the prediction horizon lower costs can be achieved. At the same time, the calculation time to find the optimal solution increases. For the application of the variable time steps it could be shown that solver times occur between those of the constant time steps and in favorable cases also costs similar to the finer resolution are achieved. Furthermore, it turned out that the costs converge to a certain value if the size of the prediction horizon increases. However, the convergence behavior and the optimal length of the prediction horizon vary depending on the load scenario and the plant configuration. In addition to the structure of the prediction horizon, the effects of different storage configurations have been investigated. The results show that with a sufficient power of the storage and increasing storage capacity, the costs decrease. If the power varies and the storage capacity stays constant, a significant change in the convergence behavior of the cost curves can be observed.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Herausforderungen für den Energiesektor	1
1.2	Gliederung der Arbeit	2
1.3	Energiebereitstellung	3
1.3.1	Kraft-Wärme-Kopplung	3
1.3.2	Anlagentypen	5
1.4	Zeitschrittgrößen und Auflösungen	7
1.4.1	Konstante Zeitschritte	8
1.4.2	Variable Zeitschritte	9
1.5	Fokus der Arbeit und Forschungsfragen	10
2	Stand der Technik	12
2.1	Einsatzoptimierung	12
2.1.1	Unit Commitment Problem	13
2.1.2	Mixed Integer Linear Programming	16
2.2	MATLAB, YALMIP, Gurobi Optimizer	25
3	Modellbeschreibung	27
3.1	Aufgabenstellung	27
3.2	Begriffserklärung	28
3.2.1	Prediction-Horizon	28
3.2.2	Receding-Horizon	30
3.3	Berechnung des Energiebedarfes	31
3.3.1	Berechnung energiebasiertes Modell	34

3.3.2	Berechnung leistungs-basiertes Modell	36
3.4	Aufbau der Modelle	38
3.4.1	Energiebasiertes Modell	40
3.4.2	Leistungs-basiertes Modell	44
3.5	Ablauf der Simulation	50
4	Szenarien und Ergebnisse	53
4.1	Fiktiver Anlagenpark	54
4.2	Einfluss der Größe des Prediction-Horizon	56
4.3	Auswirkungen unterschiedlicher Auflösungen	58
4.4	Verhalten bei Änderung der Lastfälle	65
4.5	Vergleich Energie- und Leistungs-basiertes Modell	73
4.6	Verwendung variabler Zeitschritte	89
4.7	Auswirkungen Anlagenkonfigurationen	100
5	Zusammenfassung und Ausblick	110

Abbildungsverzeichnis

1.1	Drei Prozesse der thermischen Energiegewinnung [30]	4
1.2	Darstellung des Prädiktionszeitraums mit variable Zeitschritte [4]	9
2.1	Konvexe Hülle und LP-Relaxierung [48]	23
3.1	Prediction-Horizon mit fixen Zeitschrittgrößen	29
3.2	Prediction-Horizon mit variablen Zeitschrittgrößen	30
3.3	Receding-Horizon mit variablen Zeitschritten	31
3.4	Leistung zu jeder Stunde, Energie pro Stunde	32
3.5	Energieproduktion pro Stunde	33
3.6	Einfluss der Leistungspunkte auf die Gesamtenergie	33
3.7	Durchschnittliche Leistung pro 15-Minuten-Schritt	35
3.8	Energieproduktion pro 15-Minuten-Schritt	36
3.9	Leistung zu jedem 15-Minuten-Schritt	37
3.10	Energie - energiebasiertes Modell	45
3.11	Energie - leistungsbasiertes Modell	45
4.1	Kosten Winter energieb. - Schrittgröße: 60 Minuten	56
4.2	Kosten Winter energieb. - Schrittgröße: 15, 30 und 60 Minuten	58
4.3	Simulationszeit Winter energieb. - Schrittgröße: 15, 30 und 60 Minuten	60
4.4	Durchschn. Solverzeit Winter energieb. - Schrittgröße: 15, 30 und 60 Minuten	60
4.5	Betriebsplan Winter energieb. - Schrittgröße: 60 min, Overlap: 42 h	63
4.6	Betriebsplan Winter energieb. - Schrittgröße: 30 min, Overlap: 42 h	63
4.7	Betriebsplan Winter energieb. - Schrittgröße: 15 min, Overlap: 42 h	64

4.8	Betriebsplan Frühling energieieb. - Schrittgröße: 30 min, Overlap: 42 h	65
4.9	Kosten Frühling energieieb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten	66
4.10	Durchschn. Solverzeit Frühling energieieb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten .	67
4.11	Betriebsplan Sommer energieieb. - Schrittgröße: 30 min, Overlap: 42 h	68
4.12	Kosten Sommer energieieb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten	69
4.13	Durchschn. Solverzeit Sommer energieieb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten .	69
4.14	Vergleich des Konvergenzverhaltens energieieb. - Schrittgröße: 60 Minuten . .	70
4.15	Vergleich des Konvergenzverhaltens energieieb. - Schrittgröße: 30 Minuten . .	71
4.16	Kosten Winter leistungsb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten	73
4.17	Durchschn. Solverzeit Winter leistungsb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten .	74
4.18	Betriebsplan Winter leistungsb. - Schrittgröße: 60 min, Overlap: 42 h	75
4.19	Betriebsplan Winter leistungsb. - Schrittgröße: 30 min, Overlap: 42 h	76
4.20	Betriebsplan Winter leistungsb. - Schrittgröße: 15 min, Overlap: 42 h	76
4.21	Betriebsplan Frühling leistungsb. - Schrittgröße: 30 min, Overlap: 42 h	77
4.22	Kosten Frühling leistungsb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten	78
4.23	Durchschn. Solverzeit Frühling leistungsb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten	78
4.24	Betriebsplan Sommer leistungsb. - Schrittgröße: 30 min, Overlap: 42 h	79
4.25	Kosten Sommer leistungsb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten	80
4.26	Durchschn. Solverzeit Sommer leistungsb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten	80
4.27	Vergleich Kosten Winter - Schrittgröße: 60 Minuten	82
4.28	Vergleich Kosten Winter - Schrittgröße: 30 Minuten	83
4.29	Vergleich Kosten Winter - Schrittgröße: 15 Minuten	83
4.30	Vergleich Kosten Frühling - Schrittgröße: 60 Minuten	84
4.31	Vergleich Kosten Frühling - Schrittgröße: 30 Minuten	84
4.32	Vergleich Kosten Sommer - Schrittgröße: 60 Minuten	85
4.33	Vergleich Kosten Sommer - Schrittgröße: 30 Minuten	85
4.34	Leistungsänderung energiebasiertes Modell	87
4.35	Leistungsänderung leistungsbasiertes Modell	87
4.36	Kosten Winter energieieb. - variable Zeitschritte	92
4.37	Durchschn. Solverzeit Winter energieieb. - variable Zeitschritte	92

4.38	Kosten Winter leistungsb. - variable Zeitschritte	93
4.39	Durchschn. Solverzeit Winter leistungsb. - variable Zeitschritte	93
4.40	Kosten Frühling energieb. - variable Zeitschritte	95
4.41	Durchschn. Solverzeit Frühling energieb. - variable Zeitschritte	95
4.42	Kosten Frühling leistungsb. - variable Zeitschritte	96
4.43	Durchschn. Solverzeit Frühling leistungsb. - variable Zeitschritte	96
4.44	Kosten Sommer energieb. - variable Zeitschritte	97
4.45	Durchschn. Solverzeit Sommer energieb. - variable Zeitschritte	98
4.46	Kosten Sommer leistungsb. - variable Zeitschritte	98
4.47	Durchschn. Solverzeit Sommer leistungsb. - variable Zeitschritte	99
4.48	Kostenkurven aller Speichervarianten	100
4.49	Kosten konstante Speicherleistung 25 MW	102
4.50	Kosten konstante Speicherleistung 37,5 MW	102
4.51	Kosten konstante Speicherleistung 50 MW	103
4.52	Betriebsplan - Kapazität: 150MWh, Leistung: 50MW	104
4.53	Betriebsplan - Kapazität: 300MWh, Leistung: 50MW	104
4.54	Betriebsplan - Kapazität: 450MWh, Leistung: 50MW	105
4.55	Kosten konstante Speicherkapazität 150 MWh	106
4.56	Kosten konstante Speicherkapazität 300 MWh	106
4.57	Kosten konstante Speicherkapazität 450 MWh	107
4.58	Betriebsplan - Kapazität: 450MWh, Leistung: 25MW	108
4.59	Betriebsplan - Kapazität: 450MWh, Leistung: 37,5MW	108
4.60	Betriebsplan - Kapazität: 450MWh, Leistung: 50MW	109

Tabellenverzeichnis

4.1	Technische Daten Energieerzeuger	54
4.2	Technische Daten Wärmespeicher	55
4.3	Kostenaufstellung energiebasiertes Modell, Overlap 42 h	72
4.4	Kostenaufstellung energiebasiertes Modell, Overlap 40 h	72
4.5	Kostenaufstellung leistungsbasiertes Modell, Overlap 42 h	81
4.6	Kostenaufstellung leistungsbasiertes Modell, Overlap 40 h	81
4.7	Aufbau Prediction-Horizon mit variablen Zeitschritten	89

Formelzeichen

Zeichen	Einheit	Bedeutung
$n \in \mathcal{N}$	-	Index der Energieanlagen, $\mathcal{N} = \{1, \dots, N\}$ für N Energieanlagen
$m \in \mathcal{M}$	-	Index der Speicher, $\mathcal{M} = \{1, \dots, M\}$ für M Speicher
$t \in \mathcal{T}$	-	Index der Zeitschritte des Prediction-Horizon, $\mathcal{T} = \{1, \dots, T\}$ für T Zeitschritte
$i \in \mathcal{I}$	-	Index der diskreten Zeitpunkte des Prediction-Horizon, $\mathcal{I} = \{1, \dots, I\}$ für I diskrete Zeitpunkte
$k \in \mathcal{K}$	-	Index stündlicher Leistungspunkte des Wärmebedarfs, $\mathcal{K} = \{1, \dots, K\}$ für K Leistungspunkte
$h \in \mathcal{H}$	-	Index der Stunden des Wärmebedarfs, $\mathcal{H} = \{1, \dots, K - 1\}$ für K Leistungspunkte
$u \in \mathcal{U}$	-	Index der Leistungspunkte des gesamten Wärmebedarfs, $\mathcal{U} = \{1, \dots, U\}$ für U Zeitpunkte
B	-	Optimierungsvariable für Ein-/Aus-Zustand Energieerzeuger
X	-	Optimierungsvariable Startup
Y	-	Optimierungsvariable Shutdown

Zeichen	Einheit	Bedeutung
Q	MW	Optimierungsvariable für Wärmeleistung der Anlage oberhalb der minimalen Leistung
S	MWh	Optimierungsvariable Speicherkapazität
S^C	MW	Optimierungsvariable Ladeleistung Speicher
S^D	MW	Optimierungsvariable Entladeleistung Speicher
R	MWh	Optimierungsvariable Überproduktion
D^E	MWh	Wärmebedarf für Zeitschritt
D^P	MW	Leistungsbedarf zu Zeitpunkt
E	MWh	Produzierte Wärme der Anlage innerhalb eines Zeitschrittes
\hat{Q}	MW	Gesamte Wärmeleistung einer Anlage
H^X	-	Historische Werte von X
H^Y	-	Historische Werte von Y
A^X	-	Zusammengesetzter Vektor aus H^X und X
A^Y	-	Zusammengesetzter Vektor aus H^Y und Y
V^S	h	Skalierungsvektor für Größe der Zeitschritte
Q^{min}	MW	Minimale Wärmeleistung
Q^{max}	MW	Maximale Wärmeleistung
P^{min}	MW	Minimale elektrische Leistung
P^{max}	MW	Maximaler elektrische Leistung
F^{min}	MW	Minimaler Brennstoffverbrauch
F^{max}	MW	Maximale Brennstoffverbrauch
RU	MW/h	Maximale Ramp Up Geschwindigkeit Wärme
RD	MW/h	Maximale Ramp Down Geschwindigkeit Wärme
UT	h	Minimale Laufzeit
DT	h	Minimale Stillstandszeit
SUC	-	Startup Kosten
SDC	-	Shutdown Kosten

Zeichen	Einheit	Bedeutung
OC	€/h	Betriebskosten
SUR	MW	Rampe Anfahren einer Anlage
SDR	MW	Rampe Abfahren einer Anlage
S^{max}	MWh	Maximale Speicherkapazität
$S^{C,max}$	MW/h	Maximale Ladeleistung
$S^{D,max}$	MW/h	Maximale Enladeleistung
L	1/h	Relative Speicherverluste
η^C	-	Wirkungsgrad Laden des Speichers
η^D	-	Wirkungsgrad Entladen des Speichers
c^{PQ}	-	Koeffizient der elektrischen Leistung für C^Q
c^{PB}	MW	Koeffizient der elektrischen Leistung für C^B
c^{FQ}	-	Koeffizient des Brennstoffverbrauchs für C^Q
c^{FB}	MW	Koeffizient des Brennstoffverbrauchs für C^B
C^{Heat}	€/MWh	Preis für verkaufte Wärme
C^{Power}	€/MWh	Preis für verkauften Strom
C^{Fuel}	€/MWh	Preis für Brennstoff
C^B	€/h	Kostenfaktor für den Betrieb einer Anlage
C^Q	€/MWh	Kostenfaktor für produzierte Wärme einer Anlage
E^{Hour}	MWh	stündliche Energie für die Bedarfsberechnung
e	MWh	Unterteilung von E^{Hour}
P^{Hour}	MW	Stündliche Leistung für die Bedarfsberechnung
p	MW	Unterteilung von P^{Hour}
r	MWh, MW	Rampe für e und p bei der Bedarfsberechnung
W	-	Anzahl der Zeitschritte pro Stunde für die Bedarfsberechnung

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Herausforderungen für den Energiesektor

Durch die anwachsende Weltbevölkerung und den steigenden Lebensstandard vieler Menschen wird der weltweite Energiebedarf bis zum Jahr 2040 im Vergleich zum Jahr 2012 um etwa 70% ansteigen [45]. Das erhöht die Herausforderung, die Ziele des in Paris im Rahmen der COP21 (Conference of the Parties) beschlossenen Klimaabkommens zu erreichen. Diese Ziele verlangen die Erderwärmung auf unter 2°C im Vergleich zur vorindustriellen Zeit zu beschränken [14]. Dafür soll innerhalb der EU bis zum Jahr 2030 der CO_2 -Ausstoß um 40% gesenkt werden. Die Daten der letzten Jahre deuteten auch auf ein Gelingen der Vorhaben mit den aktuell umgesetzten Maßnahmen hin, da die CO_2 -Emissionen sanken [15]. Laut aktuellen Prognosen, die im Rahmen der COP24 in Katowice veröffentlicht wurden, steigt der CO_2 -Ausstoß allerdings trotz bereits gesetzter Maßnahmen weiter an [22], [17].

Um den CO_2 -Ausstoß zu verringern, muss der Einsatz von erneuerbaren Energieanlagen und die Effizienzsteigerung von bestehenden Kraftwerken vorangetrieben werden [10]. Mit Hilfe der Kraft-Wärme-Kopplung kann beispielsweise nicht genutzte Abwärme von Kraftwerken in Fernwärmenetze eingespeist und damit eine deutliche Wirkungsgradsteigerung erreicht werden. Das Potential ist groß, da mit der nicht genutzten Abwärme aus der europäischen Industrie und dem Stromsektor theoretisch alle Gebäude der EU beheizt werden könnten [34]. Weiters machen Heizen und Kühlen mit einem Anteil von 50% den größten Teil des

Energiesektors in der EU aus. 75% davon werden allerdings mit fossilen Brennstoffen gedeckt [13], [34]. Der Fernwärmeeinsatz könnte somit ein kosteneffektives Instrument zur CO_2 -Reduktion sein [7].

Durch den Einsatz von erneuerbaren Energien ist es möglich, CO_2 -neutral Strom zu produzieren. Die ungewisse Produktion von Wind- und Photovoltaikanlagen schafft allerdings hohen Regelaufwand für die Netzbetreiber und teilweise müssen Anlagen trotz günstiger Wetterverhältnisse vom Netz genommen werden. Überschussstrom könnte aber mit der Power-to-Heat-Technologie (P2H) in Wärme umgewandelt und damit gut gespeichert werden [11]. Durch die steigende Anzahl an produzierenden Anlagen, die Kombination aus Strom- und Fernwärmenetz und die damit verbundene notwendige Kommunikation steigt die Komplexität. Die daraus entstehenden Netzverbände werden als Smart-Grids bezeichnet [33]. Um einen optimalen Betrieb zu gewährleisten, wird die Einsatzoptimierung benötigt. Diese hat das Unit Commitment Problem zu lösen, um die bestmögliche Betriebsweise der Anlagen zu ermitteln.

Bei Unit Commitment (UC) Problemen beschäftigt man sich mit der Planung von optimalen Fahrplänen von Energieanlagen [42]. Ausführlich wird dies in Abschnitt 2.1.1 beschrieben. In der Literatur wird das UC-Problem teilweise auch unterteilt. Einerseits in das UC-Problem selbst, welches den Ein- und Aus-Zustand von Anlagen sowie die jeweilige Leistung betrachtet. Andererseits in das Economic Dispatch (ED) Problem, welches ein Unterproblem des UC-Problems darstellt und nur die aktuelle Leistung gerade aktiver Anlagen festlegt [9], [47]. Im Rahmen dieser Arbeit wird unter dem UC-Problem immer das Gesamtproblem verstanden, welches das ED-Problem beinhaltet.

1.2 Gliederung der Arbeit

In den weiteren Abschnitten von Kapitel 1 werden theoretische Grundlagen und der Forschungsstand zum Thema variabler Zeitschritte präsentiert, um ein besseres Verständnis für die Forschungsfragen zu schaffen. Kapitel 2 beschreibt darauffolgend den aktuellen Stand der verwendeten Technologien und Methoden. Die genaue Vorgehensweise für die Modellie-

rung wird in Kapitel 3 erläutert und die Ergebnisse der Untersuchung in Kapitel 4 präsentiert. Kapitel 5 fasst die Ergebnisse zusammen und gibt einen kurzen Ausblick auf weitere Forschungsfragen.

1.3 Energiebereitstellung

Energie kann in vielen unterschiedlichen Formen auftreten. Wird im Rahmen dieser Arbeit von Energie gesprochen, ist darunter Wärme oder elektrische Energie zu verstehen. Bei den für die Untersuchungen modellierten Energieerzeugern handelt es sich ausschließlich um thermische Anlagen. Im Folgenden wird das Prinzip der Kraft-Wärme-Kopplung beschrieben und ein Überblick über verschiedene Anlagentypen gegeben.

1.3.1 Kraft-Wärme-Kopplung

Laut der Definition von [26] ist Kraft-Wärme-Kopplung ein thermodynamischer Prozess, bei dem aus einer anderen Energieform mechanische und thermische Nutzenergie erzeugt wird.

Konstantin [30] beschreibt, dass bei der thermischen Umwandlung von Brennstoffenergie drei verschiedene Prozesse angewendet werden können:

- Wärmeprozess
- Wärmekraftprozess
- Kraft-Wärme-Kopplung (KWK)

Wird Wärme in Form von Prozessdampf und Heißwasser durch den Einsatz von Brennstoff in einem Kessel produziert, spricht man vom reinen Wärmeprozess. Die Erzeugung von Hochdruckdampf und das anschließende Entspannen des Dampfes in einer Turbine, um zuerst mechanische und im Weiteren elektrische Energie zu gewinnen, wird als Wärmekraftprozess bezeichnet. Koppelt man die Produktion von Wärme und elektrischer Energie, handelt es sich um den Prozess der Kraft-Wärme-Kopplung. [30]

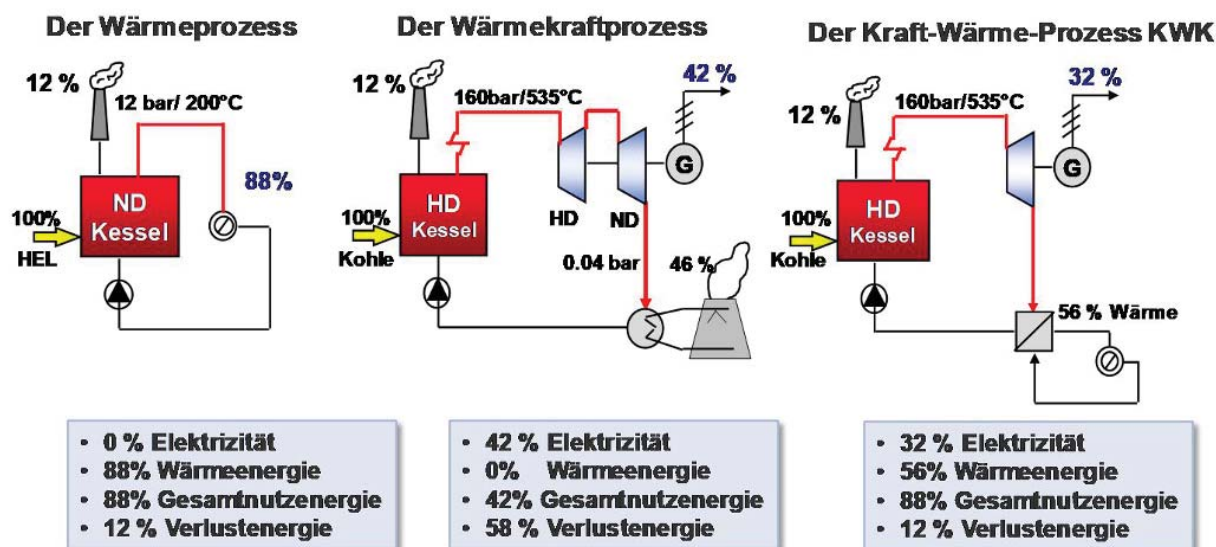


Abbildung 1.1: Drei Prozesse der thermischen Energiegewinnung [30]

In Abbildung 1.1 sind die drei, eben genannten, Prozesse in Form von einfachen Prozessschaltbildern dargestellt. Unter den Schaltbildern ist die jeweilige Nutzung der Brennstoffenergie aufgelistet.

Beim Wärmeprozess ist der Brennstoffnutzungsgrad sehr hoch, die produzierte Wärme hat aber eine thermodynamisch niedrige Wertigkeit, da sie neben der nutzbaren Exergie auch einen Anergie Anteil enthält. Der Wärmekraftprozess nutzt die Brennstoffenergie, um elektrische Energie von höherer Wertigkeit, die reiner Exergie entspricht, zu produzieren. Diese kann in jede andere Energieform umgewandelt werden. Der Brennstoffnutzungsgrad ist jedoch deutlich geringer. Im Fall des KWK-Prozesses wird in der Turbinen nutzbare Wärme abgezweigt, das reduziert die Stromproduktion, steigert aber den Gesamtnutzungsgrad des Brennstoffes enorm. Durch diese Kombination ist eine Brennstoffeinsparung von 30% gegenüber einer getrennten Produktion möglich. [26], [30]

Die Auslegung von KWK-Anlagen kann auf die Strom- oder auf die Wärmeproduktion ausgerichtet sein. Liegt der Fokus auf der Stromproduktion, reicht die damit produzierte Wärme meist nicht aus, um den Bedarf zu decken. In diesen Fällen muss Wärme von anderen Anlagen oder einem zusätzlichen Kessel bereitgestellt werden. Eine mögliche Überproduktion von Wärme soll mit der passenden Auslegung verhindert werden, da dadurch zusätzliche Kühlanlagen erforderlich wären. [26]

Bei der Ausrichtung auf die Wärmeproduktion wird zwar die Grundlast des Wärmebedarfs gedeckt, für Spitzenlasten kommen jedoch ebenfalls Zusatzkessel zum Einsatz. Die mögliche Über- oder Unterproduktion von elektrischer Energie muss ebenfalls ausgeglichen werden. Um die Auslastung der Anlagen außerhalb der Heizsaison zu verbessern, können Absorptionskältemaschinen mit Wärme versorgt werden. Der wärmeorientierte Betrieb ist, hinsichtlich der Brennstoffersparnis und der daraus folgenden Reduktion von Emissionen, dem reinen Heizen mit Kesselanlagen zu bevorzugen. [26]

Die Wärmeauskopplung ist stark vom Anlagentyp abhängig. Wird die Wärme aus dem Abgasstrom gewonnen, wie es beispielsweise bei einfachen Gasturbinen und anderen Motoren der Fall ist, wird die Stromproduktion davon nicht beeinflusst. Bei Anlagen, die mit Dampfturbinen arbeiten, wird Wärme gewonnen, indem ein Teil des Dampfstromes entnommen wird. Daraus folgt, dass die Wärmeentnahme die Stromproduktion beeinflusst. [44]

Bei den Dampfturbinen kann zwischen der Entnahme-Kondensationsturbine und der Gegendruckturbine unterschieden werden. Bei der Erstgenannten wird der Dampfstrom bis zu einem gewissen Punkt, der über Umgebungsdruck und Temperatur liegt, entspannt und kann direkt zu Heizzwecken oder für technische Prozesse weiter verwendet werden. Hierbei ist die preiswertere Anlagenschaltung von Vorteil. Der Nachteil ist, dass die Anlage nicht betrieben werden kann, wenn die produzierte Wärme nicht abgenommen wird. Im Vergleich dazu wird bei der Kondensationsturbine der Dampf bis zur Kondensation entspannt und der Dampf bei mehreren Turbinenstufen geregelt entnommen. Der Vorteil ist, dass im Extremfall die Anlage auch ohne Wärmeauskopplung betrieben werden kann. Der Nachteil liegt in der kostenintensiveren Anlagenschaltung. Bei beiden Modellen reduziert sich die Stromproduktion, jedoch steigt der Brennstoffwirkungsgrad. [35]

1.3.2 Anlagentypen

Für die Bereitstellung von Wärme kommen verschiedene thermische Anlagenkonzepte in Frage. Ein Überblick dazu soll im Folgenden gegeben werden.

Dampfturbinenkraftwerke

Bei Dampfturbinenkraftwerken wird in einem Dampferzeuger durch die Verbrennung von Kohle, Erdgas, Heizöl, Biomasse oder Müll Wasser verdampft. Der Dampfstrom wird in einer Turbine entspannt, die wiederum einen Generator antreibt, der elektrische Energie produziert. Dabei kann entweder eine Gegendruckturbine, bei der Strom- und Wärmeproduktion gekoppelt ist, oder eine Entnahme-Kondensationsturbine, bei der die Regelung der Wärmeproduktion möglich ist, eingesetzt werden. Der zugrunde liegende Kreisprozess wird als Clausius-Rankine-Dampfkraftprozess bezeichnet. [30], [35], [26]

Gasturbinenkraftwerke

Eine Gasturbine setzt sich aus einem Verdichter, der Brennkammer und dem Turbinenteil zusammen. Der Verdichter saugt Luft an, verdichtet diese und leitet sie in die Brennkammer. Dort wird der Brennstoff mit der verdichteten Luft vermischt und verbrannt. Der Druck des Arbeitsmediums wird dabei weiter erhöht. Im Turbinenteil wird das Abgas entspannt und damit gleichzeitig der Generator und der Verdichter angetrieben. Das 450°C bis 600°C heiße Abgas wird in einen Abhitzekessel weitergeleitet und dort abgekühlt. Dabei wird Heizwasser aufgeheizt und Niederdruckdampf erzeugt. [30], [26]

Kombinierte Gas- und Dampfturbinenkraftwerke

Gas- und Dampfturbinenkraftwerke (GuD) sind eine Kombination aus dem Gasturbinenprozess und dem Dampfturbinenprozess. Mit dem heißen Abgas der Gasturbine wird in einem Abhitzekessel Hochdruckdampf erzeugt, der im Weiteren in einer Dampfturbine entspannt wird. Dabei sind bei modernen Anlagen elektrische Wirkungsgrade bis zu 60% möglich. Als Brennstoff für die Gasturbine wird meist Erdgas eingesetzt. Wird Wärme ausgekoppelt, findet dies in Form der Dampfentnahme aus der Dampfturbine statt. Mit einem Bypass ist es möglich, das heiße Abgas in Zeiten ohne Wärmebedarf an die Umgebung abzuführen, um mögliche Stromspitzen abdecken zu können. [30]

Blockheizkraftwerke

Bei Blockheizkraftwerken (BHKW) handelt es sich um modular aufgebaute Heizkraftwerke. Durch das Verbrennen von Erdgas, Biogas oder Heizöl werden die Motoren oder Turbinen betrieben, die wiederum Generatoren zur Produktion von elektrischer Energie antreiben. Mit dem heißen Abgas und dem Kühlwasser wird Nutzwärme generiert, die zum Heizen verwendet werden kann. Mit Anlagen dieser Art können sowohl Einfamilienhäuser als auch große Fernwärmenetze versorgt werden. Größere Anlagen bestehen aus mehreren Blöcken. Der große Vorteil liegt in der hohen Betriebsflexibilität. Leistungsänderungen können mit dem Zu- und Abschalten von zusätzlichen Motoren oder Turbinen geregelt werden. Dadurch ist kein effizienzmindernder Teillastbetrieb wie bei großen Turbinenkraftwerken notwendig. [30], [35], [26]

1.4 Zeitschrittgrößen und Auflösungen

Der Zeitraum, auf den sich das UC-Problem bezieht, kann sich aus konstanten oder variablen Zeitschritten zusammensetzen. Die Auflösung hängt mit der Größe der Zeitschritte zusammen. Je feiner die Auflösung, desto kleiner sind die Zeitschritte. Durch die Verfeinerung ist eine genauere Abbildung des realen Vorgangs möglich. Der im Voraus zu planende Zeitraum wird Prediction-Horizon genannt. Für große Zeiträume wird das Problem schrittweise gelöst. Der Prediction-Horizon ist in diesen Fällen also kürzer als der betrachtete Gesamtzeitraum. Die Lösung des Gesamtproblems setzt sich aus den Teillösungen der Prediction-Horizons zusammen, die pro Lösungsvorgang um einen definierten Zeitschritt entlang der Zeitachse weiter verschoben werden. Diese Art von Lösungsverfahren wird als Receding-Horizon bezeichnet. Die Begriffe Prediction-Horizon und Receding-Horizon werden in Abschnitt 3.2 genauer erläutert. Unterschiedliche Ansätze von Optimierungsaufgaben, im Zusammenhang mit Zeitschritten, werden im Folgenden erläutert.

1.4.1 Konstante Zeitschritte

Als Optimierungsprobleme mit konstanten Zeitschritten werden bei dieser Arbeit jene definiert, die den Prediction-Horizon in gleich große Zeitschritte unterteilen.

Klassisch wird bisher bei UC-Problemen mit einer Zeitauflösung in Stundenschritten gearbeitet, wie [40], [39] und [41] zeigen.

Costley [9] unterscheidet zwischen UC und ED. Das UC-Problem wird in größeren Auflösungen (30 min, 20 min) berechnet. Parallel dazu wird das ED-Problem der aktuell umgesetzten UC-Lösung in einer kleineren Auflösung (10 min) mehrmals berechnet. Es handelt sich also um eine Kombination von zwei Problemen mit unterschiedlich großen, aber konstanten, Zeitschritten.

In [47] wird gezeigt, was passiert, wenn die Zeitschrittgrößen eines Problems verkleinert werden. Auch hier wird auf Basis der UC-Lösung das ED-Problem gelöst, die Zeitschrittgrößen werden aber bei beiden Problemen gleich angenommen. Neben einer Auflösung auf Stundenbasis wurden 10-, 15-, und 30-minütige Zeitschritte untersucht. Während die Kosten des UC-Problems bei den unterschiedlichen Auflösungen annähernd gleich bleiben, ist bei den Kosten des ED-Problems eine deutliche Änderung zu sehen. Bei feinerer Auflösung sinken die Kosten des ED-Problems stark ab. Je kleiner die Spanne zwischen den verschiedenen Zeitschrittgrößen wird, desto geringer fällt die Kostenersparnis aus. Zu berücksichtigen ist aber auch, dass bei feinerer Zeitauflösung mehr Zeitschritte entstehen und somit die Anzahl der Optimierungsvariablen steigt, was sich wiederum negativ auf die Rechenzeit des Problems auswirkt.

Einen Vergleich zwischen 60- und 15-minütigen Zeitschrittgrößen findet man in [21]. Es wird der Fehler aufgezeigt, welcher bei der Umrechnung des Energiebedarfs von 15-Minutenschritten auf Stundenschritte entsteht. Des Weiteren wird veranschaulicht, dass gewisse Energieerzeuger ihre Flexibilität bei kleiner gewählten Zeitschritten besser ausnutzen können.

1.4.2 Variable Zeitschritte

Setzt sich der Prediction-Horizon eines Optimierungsproblems aus unterschiedlich großen Zeitschritten zusammen, wird im Rahmen dieser Arbeit von einem Problem mit variablen Zeitschritten gesprochen.

In [4] wird ein Modell zur Echtzeitsimulation mit variablen Zeitschritten eingeführt. Dazu wird das, in Abschnitt 3.2.2 genauer erläuterte, Konzept des Receding-Horizon angewendet. Dabei wird in 5-Minuten-Schritten das UC-Problem für die Prognose des nächsten Tages gelöst. Die Konfiguration, die sich dabei für den ersten Zeitschritt ergibt, ist bindend für die Produktionsplanung. Je nach Startzeitpunkt der Berechnung ergibt sich dabei ein vor auszuplanender Zeitraum zwischen 12 und 36 Stunden, wenn um 12 Uhr die Vorhersage des Energiebedarfs für den nächsten Tag veröffentlicht wird. Der Aufbau des prädizierten Zeitraums, mit variablen Zeitschritten, wird in Abbildung 1.2 dargestellt.

	1										2				3			4		5	6	...				
1	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	15	15	15	15	30		30		60		60	60	60		
2		5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	15	15	15	15	15	30		30	30	60	60	60	
3			5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	15	15	15	15	15	30		30	30	60	60	60	
4				5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	15	15	15	15	15	30		30	30	60	60	60	
5					5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	15	15	15	15	30		30	30	60	60	60	
6						5	5	5	5	5	5	5	5	5	15	15	15	15	30		30	30	60	60	60	
7							5	5	5	5	5	5	5	5	15	15	15	15	30		30	30	60	60	60	
8								5	5	5	5	5	5	5	5	15	15	15	15	15	15	30	30	60	60	60
9									5	5	5	5	5	5	5	15	15	15	15	15	15	30	30	60	60	60
10										5	5	5	5	5	5	15	15	15	15	15	15	30	30	60	60	60
11											5	5	5	5	5	15	15	15	15	15	15	30	30	60	60	60
12												5	5	5	5	15	15	15	15	15	15	30	30	60	60	60

Abbildung 1.2: Darstellung des Prädiktionszeitraums mit variable Zeitschritte [4]

Bei der Aufteilung des Prediction-Horizon in variable Zeitschritte wird die erste Stunde im 5-Minuten-Takt, die zweite im 15-Minuten-Takt, die dritte im 30-Minuten-Takt und die restlichen im 60-Minuten-Takt abgebildet. Hintergrund dafür ist, dass die Produktionsleistung von erneuerbaren Energieanlagen oft nur für die nahe Zukunft genau vorhergesagt werden kann. Es wird also zu Beginn eine feinere Auflösung gewählt, die mit abnehmender Genauigkeit der Vorhersage gröber wird. Für jeden der 12 Optimierungsvorgänge der ersten Stunde ändert sich die Aufteilung der variablen Zeitschritte des Planungshorizonts, da sich dieser um einen 5-Minuten-Schritt verkürzt, aber am Ende mit einem 60-Minuten-Schritt abgeschlossen wird. Bei den Ergebnissen der Simulationen zeigt sich, dass Windspitzen mit

dem Modell gut abgefangen werden können. Der Nachteil der Lösung ist die steigende Berechnungsdauer. Dieses eben beschriebene Modell aus [4] wird in [2], [1], [3] und [5] bei ähnlichen Anwendungen verwendet und genauer untersucht.

Mit variablen Zeitschritten, die kleinere Zeitschritte zu größeren zusammenfassen, beschäftigt sich [32]. Dabei wird ein Teil der traditionellen 1-Stunden-Schritte zu beispielsweise 2-Stunden-Schritten zusammengefasst. Für den neuen, größeren Zeitschritt wird der vorgegebene Energiebedarf beider kleineren Schritte gemittelt. Dadurch wird die Anzahl der gesamten Zeitschritte reduziert und eine Verringerung der Rechenzeit angestrebt.

1.5 Fokus der Arbeit und Forschungsfragen

Ziel dieser Diplomarbeit war es, ein Modell für UC-Probleme zu erstellen, das mit variablen Zeitschritten arbeiten kann. Die genaue Aufgabenstellung und die konkrete Umsetzung wird in Kapitel 3 erläutert. Grundlage für die allgemeine Formulierung bildet [41]. Da der Schwerpunkt nicht auf der originalgetreuen Abbildung der Realität liegt, werden allerdings nur schnell startende Anlagen berücksichtigt, die innerhalb eines Zeitschrittes hochfahren können und keine unsicheren Energieerzeuger, wie Windparks, implementiert.

Der Fokus der Arbeit richtet sich auf die unterschiedlichen Formen der Zeitschritte und auf die Implementierung von variablen Zeitschritten im UC-Modell. Dazu wurde ein Modell für konstante, stundenbasierte Zeitschritte erstellt und dementsprechend erweitert. Um mit kleineren Zeitschritten arbeiten zu können, musste auch der vorgegebene, auf Stunden basierende, Energiebedarf auf eine feinere Auflösung skaliert werden, ohne dabei den vorgegebenen Energiebedarf pro Stunde zu verfälschen.

Im Gegensatz zu [4], bei dem der Energiebedarf nur für den nächsten Tag gegeben ist, kann bei dem in Rahmen dieser Arbeit entstandenen Modell der Energiebedarf eines ganzen Jahres betrachtet werden. Damit ist es möglich, Prediction-Horizons, die größer als 24 Stunden sind, und den saisonalen Bedarf im Sommer, Winter und den Übergangszeiten zu untersuchen.

Das Hauptaugenmerk wird daher auf den Prediction-Horizon gelegt. Dabei stellt sich die Frage, wie sich der optimale Prediction-Horizon zusammensetzt. Des Weiteren wird un-

tersucht, ob und wie sich Änderungen des Prediction-Horizon, bei der Verwendung unterschiedlicher Modellansätze, Lastfälle oder Anlagenkonfigurationen auswirken.

Forschungsfragen

- Wie gestaltet man einen möglichst flüssigen Verlauf des Energiebedarfs mit feinerer Auflösung?
- Wie wirkt sich der Einfluss der Größe des Prediction-Horizon auf die Ergebnisse der Optimierung aus? Kann daraus eine Aussage zur optimalen Größe des Prediction-Horizon getroffen werden?
- Grobe Auflösungen des Prediction-Horizon liefern Ergebnisse in kurzer Rechenzeit. Feinere Auflösungen verbessern die Ergebnisse, dadurch steigt aber die Berechnungsdauer. Lässt sich durch den Einsatz von variablen Zeitschritten, im Prediction-Horizon, ein Kompromiss aus diesen beiden Vorteilen finden?
- Wie wirken sich die Unterschiede von leistungs- und energiebasierten Modellierungsansätzen hinsichtlich der verwendeten Zeitschrittgröße aus?
- Wie wirken sich unterschiedliche Anlagenkonfigurationen beziehungsweise Speichermodelle auf den zu wählenden Prediction-Horizon aus?
- Haben unterschiedliche Lastfälle (Sommer, Winter, Übergangszeit) Auswirkungen auf den zu wählenden Prediction-Horizon?

Kapitel 2

Stand der Technik

2.1 Einsatzoptimierung

Industrieprozesse und Fernwärmenetze geben einen bestimmten Wärmebedarf vor. Gedeckt wird dieser von diversen Kraftwerken und Speichern. Gemeinsam ergeben Erzeuger, Verbraucher und Speicher ein komplexes System mit unterschiedlichen technischen und zeitlichen Anforderungen. Ein Beispiel für ein System dieser Art wird in [20] beschrieben. Um den geforderten Bedarf, unter Einhaltung aller Bedingungen, möglichst kostengünstig zu gewährleisten, kommt die Einsatzoptimierung zur Anwendung. Deren Aufgabe besteht darin, einen wirtschaftlich optimalen Fahrplan, unter Berücksichtigung aller relevanten Umweltfaktoren, für die Erzeuger vorzugeben.

Über KWK-Anlagen und die Power-to-Heat-Technologie sind Wärmenetze und Stromnetze miteinander gekoppelt. Durch die steigende Anzahl von sogenannten Prosumern, die gleichzeitig Kunde, Lieferant und Verkäufer am Energiemarkt sind, sowie durch die unsichere Bereitstellung von Energie durch regenerative Erzeuger, steigt die Herausforderung und Notwendigkeit der Einsatzoptimierung stetig an. Sie ist somit auch ein wichtiger Bestandteil des Smart-Grid, einem intelligenten Netzwerk, das für die Produktion, Speicherung, Steuerung und Verteilung von Energie zuständig ist. [50]

UC-Probleme sind Optimierungsprobleme, die den optimalen Betrieb von Anlagen bestimmen. Im folgenden Abschnitt wird die dabei verwendete Vorgehensweise beschrieben.

2.1.1 Unit Commitment Problem

Das Unit Commitment (UC) Problem ist das zu lösende Optimierungsproblem, das festlegt, zu welchem Zeitpunkt sich ein Energieerzeuger im ein- beziehungsweise ausgeschalteten Zustand befinden muss. [42]

Ziel dabei ist es, die Kostenfunktion zu minimieren. Des Weiteren müssen Nebenbedingungen, welche unter anderem die technischen Möglichkeiten der Energieerzeuger abbilden, beachtet werden. Die Grundlage für eine allgemeine Formulierung bildet [42]. Im Folgenden wird zunächst der klassische Aufbau eines UC-Problems beschrieben und anschließend auf ausgewählte Lösungsmethoden eingegangen. Die verwendeten Variablenbezeichnungen in diesem Kapitel stammen aus [42] und stimmen nicht mit den Formelzeichen der in dieser Arbeit verwendeten Modelle überein.

Aufbau des UC-Problems

Die Kosten C bilden sich aus der Summe der Brennstoffkosten (*engl.: fuel costs*) $FC_{n,t}(P_{n,t})$ und den Instandhaltungskosten (*engl.: maintenance costs*) $MC_{n,t}(P_{n,t})$, die beide von der Leistung $P_{n,t}$ abhängig sind. Dazu kommen die Startkosten (*engl.: start-up costs*) $ST_{n,t}$ und die Abschaltkosten (*engl.: shut-down costs*) $SD_{n,t}$ für die Anlagen, wobei n für die einzelnen Erzeugereinheiten steht und t den jeweiligen Zeitpunkt beschreibt. [42]

$$C = \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T FC_{n,t}(P_{n,t}) + MC_{n,t}(P_{n,t}) + ST_{n,t} + SD_{n,t} \quad (2.1)$$

Die Brennstoff-, Start- und Abschaltkosten können sich je nach Modellierung unterschiedlich zusammensetzen. Bei den Instandhaltungskosten sind in diesem Fall bereits fixe und variable Kosten zusammengefasst.

Klare Vorgabe ist es, den vorhergesagten Energiebedarf pro Zeiteinheit (*engl.: demand*) D_t zu decken. Daher muss die Summe der Leistungen über einen Zeitschritt gleich dem vorgegebenen Bedarf und etwaiger Verluste sein.

Die Variable $B_{n,t}$ gibt an, ob eine Anlage ein- oder ausgeschaltet ist.

$$\sum_{n=1}^N (B_{n,t} * P_{n,t}) = D_t + \text{Verluste} \quad (2.2)$$

Aufgrund technischer Gegebenheiten müssen Anlagen, sobald sie eingeschaltet und mit dem Netz synchronisiert sind, eine bestimmte Zeit betrieben werden. Dabei handelt es sich um die minimale Laufzeit (*engl.: minimum up-time*). Das Gegenstück dazu ist die minimale Stillstandszeit (*engl.: minimum down-time*), die festlegt, wie lange eine Anlage ausgeschaltet bleiben muss, nachdem sie vom Netz genommen wurde.

Die Leistungsbeschränkung und Leistungsänderung spielt eine wichtige Rolle. Ein Energieerzeuger kann je nach geforderter Leistung zwischen der minimalen Teillast $P_{n,t}^{min}$ und der Volllast $P_{n,t}^{max}$ betrieben werden. Es muss also dafür gesorgt werden, dass sich die tatsächlich gefahrene Leistung einer Anlage nur zwischen minimaler Teillast und Volllast bewegen kann.

$$P_{n,t}^{min} \leq P_{n,t} \leq P_{n,t}^{max} \quad (2.3)$$

Wird die Leistung einer Anlage erhöht oder verringert, darf die Leistungsänderung pro Zeiteinheit (*engl.: ramp rate*) $\Delta P_{n,t}$ die maximal zulässige Leistungsänderung pro Zeiteinheit $\Delta P_{n,t}^{max}$ nicht überschreiten.

$$\Delta P_{n,t} \leq \Delta P_{n,t}^{max} \quad (2.4)$$

Je nach Modellierung kann die Leistungsänderung für die Leistungssteigerung andere Werte annehmen als für die Leistungsreduktion.

Zuletzt muss bei bekanntem Ausfallrisiko von Anlagen eine Reserveleistung (*engl.: spinning reserve*) im System eingeplant werden. Fällt eine Anlage tatsächlich aus, müssen die anderen Erzeuger in der Lage sein, den Leistungsverlust zu kompensieren, indem sie ihre Leistung erhöhen.

Lösungsmethoden für das UC-Problem

Nach *Exhaustive Enumeration*, bei dem alle möglichen Kombinationen für die optimale Lösung geprüft werden, und *Priority Listing*, bei dem die Erzeuger nach ihrer Wirtschaftlichkeit sortiert zum Einsatz kommen, ist *Dynamic Programming* die erste tatsächliche Optimierungsmethode, die eingesetzt wurde. Dabei handelt es sich um einen rekursiven Algorithmus, bei dem die optimale Gesamtlösung über die Summe der optimalen Teillösungen gefunden wird. *Branch and Bound* teilt den Lösungsraum, in dem sich die optimale Lösung befindet, wiederholt in kleinere Unterlösungsräume auf. Es werden nur jene Lösungsräume weiter verfolgt, in denen sich die Lösung befinden kann. Alle anderen werden samt deren Unterräume sofort ausgeschlossen. *Integer and Linear Programming* erweitert das *Branch and Bound* Verfahren mit Ganzzahligkeits- und Linearitätsbedingungen. Einige weitere Lösungsmethoden sind in [42] angeführt.

Aus den beiden Letztgenannten geht das MILP-UC als Lösungsmethode hervor, das im Rahmen dieser Arbeit verwendet wurde. Im Folgenden wird genauer auf die unterschiedlichen Ausprägungen und Verbesserungen des Verfahrens eingegangen.

Der traditionelle Ansatz des MILP-UC wird ständig erweitert und verbessert. Es wird versucht, durch Anpassen der Nebenbedingungen ein Problem so zu formulieren, dass der sich daraus ergebende Lösungsraum möglichst nahe (*engl.: tight*) an der in Abschnitt 2.1.2 beschriebenen, konvexen Hülle befindet. [18], [38], [39]

In [49] wird eine Lösung präsentiert, um die Leistung innerhalb eines Zeitschrittes (*engl.: intra-period*) verändern zu können. Dabei entstehen in der Formulierung nicht-lineare Konstrukte, die durch stückweise Linearisierung in eine lineare Form übergeführt werden, um das Probleme einfacher zu gestalten. Carrion [6] beschreibt die stückweise Linearisierung von quadratischen Produktionskosten.

Eine Unterscheidung, und die dazugehörigen Formulierungen, zwischen dem traditionellen energiebasierten UC und dem leistungsbasierten UC zeigt [41]. Mit dem leistungsbasierten Ansatz ist es möglich, die Geschwindigkeit der Leistungssteigerung von Erzeugern realistischer abzubilden und damit Fehler bei der Abdeckung des Energiebedarfs zu vermeiden. Morales Espana [39] baut schnell und langsam an- beziehungsweise abfahrende Anlagen in die Formulierung mit ein. Dabei wird die beim An- und Abfahren der Anlagen produzierte

Energie mitberücksichtigt. Verschiedene Leistungsgradienten in Abhängigkeit vom aktuellen Betriebszustand der Anlage berücksichtigen [38] und [8].

Eine genaue Abbildung der Startkosten einer Anlage in Abhängigkeit der Stillstandszeit zeigen [40] und [41]. Unterschieden werden kann auch zwischen deterministischem und stochastischem UC. Bei der deterministischen Variante ist der Produktionsplan genau vorgegeben. Im Vergleich dazu unterliegt die Vorhersage des Produktionsplans der stochastischen Variante gewissen Wahrscheinlichkeiten. Daher werden mehrere Szenarien modelliert und simuliert, welche die Unsicherheiten im Produktionsplan berücksichtigen. Das stochastische UC wird deshalb oft bei Problemen angewendet, die sich mit erneuerbaren Energiequellen, wie Wind und Photovoltaik, auseinandersetzen. [37], [41], [1]

Die genaue Formulierung des MILP-UC-Problems, welche im Rahmen dieser Arbeit verwendet wurde, wird in Kapitel 3 genauer erklärt und dargestellt.

2.1.2 Mixed Integer Linear Programming

Die Bezeichnung Mixed Integer Linear Programming (MILP) oder auch gemischt-ganzzahlige lineare Optimierung setzt sich aus mehreren Begriffen zusammen die im Folgenden erläutert werden.

Optimierung bedeutet, eine Zielfunktion in einem vorgegebenen Bereich zu minimieren oder zu maximieren. Gemischt-ganzzahlig besagt, dass unter den Optimierungsvariablen auch welche mit der Einschränkung auf Ganzzahligkeit auftreten können. Speziell Binärvariablen, mit denen Null-Eins- beziehungsweise Aus-Ein-Entscheidungen modelliert werden können, bieten viele Möglichkeiten. Zuletzt muss bei einem MILP-Problem die Linearität von Zielfunktion und Nebenbedingungen gewährleistet sein.

Laut [25], auf dem der Großteil dieses Abschnittes beruht, gilt es für die Modellierung von Optimierungsproblem drei Hauptobjekte zu identifizieren:

1. Variablen

Hier gibt es eine Vielzahl, die sich je nach Eigenschaft für die unterschiedlichsten Formen der Modellierung eignen.

- Kontinuierliche Variablen können nur positive reelle Werte zwischen einer oberen und einer unteren Schranke annehmen. Sie beschreiben beispielsweise Durchflussmengen oder Behälterinhalte.
- Freie Variablen sind kontinuierliche Variablen, die aber auch negative Werte annehmen können. Sie bieten die Möglichkeit, Änderungen, Wachstum oder Koststände zu beschreiben.
- Ganzzahlige Variablen können positive ganzzahlige Werte zwischen vorgegebenen Schranken annehmen, z.B. die Anzahl von Mitarbeitern.
- Binäre Variablen sind ein Spezialfall der ganzzahligen Variablen, deren untere und obere Grenze 0 und 1 bilden. Damit erlauben sie die Modellierung von Aus-Ein-Entscheidungen.
- Diskrete Variablen können nur Werte aus einer vorgegeben Menge annehmen. Diese kann auch aus einer Mischung verschiedener Variablentypen bestehen.
- Strukturierte Variablenmengen sind eine speziell geordnete Menge von Variablen. Es gibt SOS-1-Mengen (*engl.: special ordered set of type 1*), die der Bedingung unterliegen, dass nur eine Variable aus dieser Menge von Null verschieden sein darf. In den meisten Fällen handelt es sich um Binärvariablen, die diese Mengen bilden. Ein häufiger Fall ist, dass genau eine Variable von Null verschieden sein muss.
SOS-2-Mengen bieten die Möglichkeit, dass zwei Variablen von Null verschieden sein dürfen. Diese beiden Variablen müssen aber benachbarte Indizes haben.
- Halbstetige Variablen unterscheiden zwischen zwei Zuständen. Entweder nehmen sie Werte an, die sich zwischen einer oberen und unteren positiven Schranke befinden, oder sie nehmen den Wert 0 an. Damit können beispielsweise Mindestmengen im Produktionsbereich modelliert werden.
- Partiiell-ganzzahlige Variablen sind vom Prinzip ähnlich wie halbstetige Variablen, erlauben aber statt dem Zustand 0 auch ganzzahlige Werte.

2. Nebenbedingungen

Die Nebenbedingungen (*engl.: Constraints*) haben eine linke und eine rechte Seite, die durch die Operatoren $\leq, =, \geq$ miteinander in Beziehung stehen. Voraussetzung bei der linearen Optimierung ist es, dass beide Seiten nur lineare Ausdrücke enthalten. Die Variablen dürfen also nur mit konstanten Koeffizienten multipliziert werden. Würde es Produkte oder Potenzen der Variablen geben, spricht man von der nichtlinearen Optimierung. Tritt nur eine Variable mit dem Koeffizienten 1 auf, wird diese Bedingung als Schranke (*engl.: bound*) bezeichnet.

3. Zielfunktion

Die Zielfunktion (*engl.: objective function*) steht im Vordergrund jeder Optimierung. Sie gilt es, je nach Anforderung, zu maximieren oder zu minimieren. Jeder Punkt, der am Rand des zulässigen Bereichs liegt, kann dabei zur optimalen Lösung werden. Klassische Beispiele für Zielfunktionen sind Kostenminimierung oder Gewinnmaximierung.

Es können aber auch Probleme auftreten, bei denen mehrere Zielfunktionen vorkommen, von denen manche maximiert und manche minimiert werden sollen. Wird eine Minimierung des Gesamtproblems durch eine Maximierung von Teilproblemen erzielt, wird von einer „minimax“-Funktion gesprochen, umgekehrt von einer „maximin“-Funktion.

Die allgemeine mathematische Darstellung eines MILP-Problems sieht wie folgt aus.

$$\min_{x \in S} \mathbf{c}^T \mathbf{x} \quad (2.5)$$

$$S := \{\mathbf{x} \mid \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq \mathbf{0}\} \quad (2.6)$$

Der Vektor \mathbf{x} repräsentiert die Optimierungsvariablen. Dieser kann ganzzahlige, binäre und kontinuierliche Variablen enthalten. \mathbf{c}^T ist ein transformierter Vektor mit Kostenkoeffizienten. Miteinander multipliziert ergeben die beiden die Zielfunktion (Gleichung 2.5).

Die Koeffizientenmatrix \mathbf{A} , der Koeffizientenvektor \mathbf{b} und der Vektor mit Optimierungsvariablen \mathbf{x} bilden gemeinsam die Nebenbedingungen des Optimierungsproblems ab (Gleichung 2.6).

Um die optimale Lösung für eine MILP-Problem zu finden, bedarf es exakter Lösungsverfahren. Entscheidungsbaumverfahren (*engl.: Branch-and-Bound*) und eine Kombination aus Entscheidungsbaum und Schnittebenenverfahren (*engl.: Branch-and-Cut*) bieten die Möglichkeit, solche Probleme zu lösen.

Simplex-Verfahren

Bei der linearen Optimierung (*engl. Linear Programming*) (LP) wird häufig das Simplex-Verfahren zur Lösungsfindung angewandt. Es handelt sich dabei um eine Methode, bei der, ausgehend von einer Startlösung, in mehreren Iterationsschritten die optimale Lösung gefunden wird. Die folgenden Erklärungen dazu beruhen auf [25]. Im Weiteren ist ein Beispiel dazu angeführt.

Der erste Schritt ist, eine Startlösung zu finden. Dabei wird das gegebene Ungleichungssystem, mit Hilfe von stets positiv definierten Zusatzvariablen, in ein Gleichungssystem umgewandelt. Diese Hilfsvariablen stellen die Differenz zwischen linker und rechter Seite in den Ungleichungen (Nebenbedinugnen) dar und ermöglichen es, die Gleichheit beider Seiten herzustellen. Alle so eingeführten Variablen besitzen den Koeffizienten $+1$ und treten jeweils in nur einer Gleichung auf. Diese Eigenschaften machen sie zu Basisvariablen des Systems. Zu Beginn werden alle Nichtbasisvariablen auf den Wert 0 gesetzt. Die Koeffizienten der Zusatzvariablen in der Zielfunktion betragen ebenfalls 0 . Damit ergibt sich durch Einsetzen in die Zielfunktion die nicht zufriedenstellende Startlösung des Maximierungsproblems mit dem Wert 0 .

Ausgehend von der gefunden Startlösung wird nun das Pricing für jede Nichtbasisvariable durchgeführt. Dazu wird die jeweilige Nichtbasisvariable, welche zu Beginn des Verfahrens eine der Optimierungsvariablen ist, vom Wert 0 auf 1 gesetzt und die Differenz des neuen und alten Zielfunktionswerts gebildet. Dieser Wert kann auch bestimmt werden, indem vom Zielfunktionskoeffizient, der zur Nichtbasisvariable gehört, das Produkt aus einem Zeilenvektor und einem Spaltenvektor abgezogen wird. Der Zeilenvektor enthält die Zielfunktionskoeffizienten der aktuellen Basisvariablen. Der Spaltenvektor enthält die Koeffizienten der betreffenden Nichtbasisvariablen in den Nebenbedingungen. Ist der erhaltene

Wert positiv, eignet sich die betrachtete Nichtbasisvariable dazu den Platz mit einer bestehenden Basisvariable zu tauschen. Die Nichtbasisvariable mit dem höchsten Wert wird schließlich ausgewählt.

Um festzustellen, welche der existierenden Basisvariablen für die jeweilige Nichtbasisvariable eliminiert werden muss, wird der Wert der zu tauschenden Nichtbasisvariable erhöht. Dadurch ändern sich die Werte der Basisvariablen, um den Gleichungen gerecht zu werden. Die erste Basisvariable, die dabei ihre untere Schranke erreicht, ist jene, die mit der Nichtbasisvariable den Platz tauschen muss. Die neue Basisvariable darf nun nur mehr in jener Gleichung vorkommen, in der die untere Schranke als erstes erreicht wurde und hat daher eine genaue Definition. Mit dieser wird die neue Basisvariable in den übrigen Gleichungen ersetzt. Setzt man wieder alle Nichtbasisvariablen auf den Wert 0 und die Werte der Basisvariablen in die Zielfunktion ein, erhält man eine neue besser Lösung für das Problem.

Dieses Vorgehen wird beginnend damit, dass alle Nichtbasisvariablen wieder auf den Wert 0 gesetzt werden und ein erneutes Pricing durchgeführt wird, wiederholt. Kann beim Pricing kein positives Ergebnis mehr erzielt werden, ist die optimale Lösung für die Zielfunktion bestimmt.

Beispiel Simplex:

Die Zielfunktion $z(x, y)$ soll unter einhalten der Nebenbedingungen maximiert werden.

$$z(x, y) = 300x + 200y$$

$$x + y \leq 50$$

$$x \leq 20$$

Zuerst werden die positiv definierten Zusatzvariablen a_1 und a_2 in die Nebenbedingungen eingesetzt, um Gleichungen zu erhalten:

$$x + y + a_1 = 50$$

$$x + a_2 = 20$$

Startlösung:

$$x = 0, \quad y = 0 \quad \rightarrow \quad z = 0, \quad \text{Basisvariablen: } \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} \quad a_1 = 50, \quad a_2 = 20$$

Pricing:

$$p_x = 300 - (0, 0) \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = 300$$

$$p_y = 200 - (0, 0) \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = 200$$

Daraus folgt, dass mit dem Erhöhen des Wertes von Variable x begonnen wird, der Wert von y bleibt weiterhin 0. Die Basisvariable a_2 erreicht dabei als Erste die untere Schranke, $a_2 \geq 0$.

$$x + a_1 = 50$$

$$x + a_2 = 20$$

$$x = 20 - a_2$$

Die Variablen x und a_2 tauschen den Platz als Basisvariable.

$$y + a_1 - a_2 = 30$$

$$x + a_2 = 20$$

Neue Lösung des Problems:

$$x = 20, \quad y = 0 \quad \rightarrow \quad z = 6000, \quad \text{Basisvariablen: } \begin{pmatrix} a_1 \\ x \end{pmatrix} \quad a_1 = 30, \quad x = 20$$

Pricing:

$$p_y = 200 - (0, 300) \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = 200$$

$$p_{a_2} = 0 - (0, 300) \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = -300$$

Als Nächstes kann der Wert von y erhöht werden. Mit $a_2 = 0$ folgt daraus, dass die Basisvariable a_1 als Erste die untere Grenze $a_1 \geq 0$ erreicht. Die Variable y wird zur Basisvariable und tauscht den Platz mit a_1 .

$$y = 30 - a_1$$

Neue Lösung des Problems:

$$x = 20, \quad y = 30 \quad \rightarrow \quad z = 12000, \quad \text{Basisvariablen: } \begin{pmatrix} y \\ x \end{pmatrix} \quad y = 30, \quad x = 20$$

Pricing:

$$p_{a_1} = 0 - (200, 300) \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = -200$$

$$p_{a_2} = 0 - (200, 300) \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = -500$$

Branch-and-Bound-Verfahren

Bei diesem Verfahren werden die Lösungswege in einem Entscheidungsbaum abgebildet. Folgende Begriffserklärungen sind notwendig für das Verständnis des Lösungsverfahrens:

- LP-Relaxierung bezeichnet jenes Problem, das entsteht, wenn die Ganzzahligkeitsbedingung des ursprünglichen MILP-Problems aufgehoben wird.
- Konvexe Hülle wird der kleinstmögliche Bereich in Form eines Polyeders genannt, der von linearen Bedingungen eingeschränkt werden kann und in dem sich alle möglichen Lösungen des MILP-Problems befinden.
- Knoten heißt jeder Punkt im Lösungsbaum, von dem neue Lösungswege ausgehen können.

In Abbildung 2.1 sind alle möglichen ganzzahligen Lösungen als kleine Kreise dargestellt. Die strichlierte Linie zeigt die konvexe Hülle und die durchgehende Linie die LP-Relaxierung. Im Weiteren soll die Vorgehensweise zur exakten Lösungsfindung beim Branch-and-Bound-Verfahren (B&B-Verfahren) beschrieben werden. Grundlage dafür bilden [25] und [48].

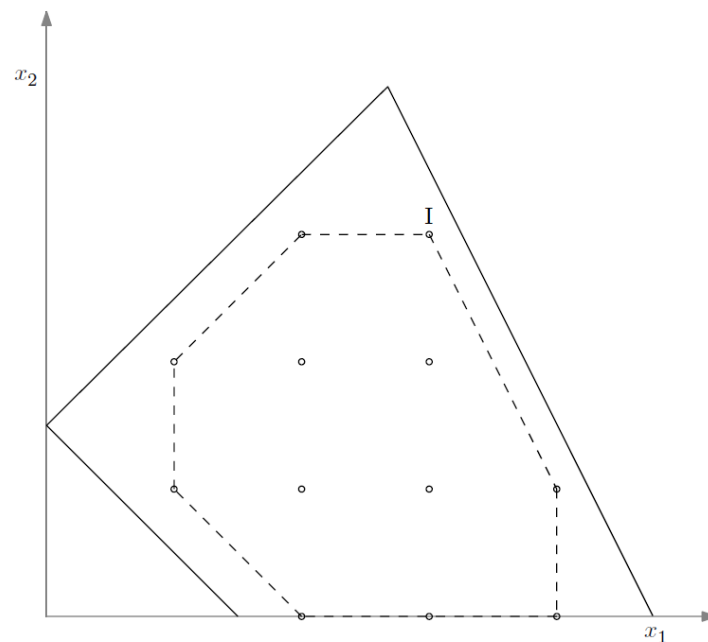


Abbildung 2.1: Konvexe Hülle und LP-Relaxierung [48]

Ausgehend von der Lösung der LP-Relaxierung eines Knotens wird jede Lösungsmöglichkeit für ein ganzzahliges Ergebnis durch einen eigenen Zweig (*engl.: branch*) im Baum dargestellt. Die beste Lösung eines Zweiges, auch wenn sie noch nicht optimal ist, schränkt den Ergebnisraum ein und wird als obere Schranke (*engl.: upper bound*) bezeichnet. Wird diese obere Schranke von einer anderen Lösung unterboten, entsteht eine neue obere Schranke. Lösungszweige, deren Ergebnisse oberhalb der oberen Schranke liegen, werden nicht mehr weiter verfolgt.

Das B&B-Verfahren ist ein sich wiederholender Vorgang, bei dem bis zum Finden der optimalen Lösung immer wieder neue Lösungszweige generiert werden. Als Grundlage für die folgende Erklärung des Optimierungsablaufs wird ein Maximierungsproblem herangezogen.

Zu Beginn jedes Durchgangs ist zuerst ein Startknoten auszuwählen. Beim ersten Mal steht dazu nur einer zur Verfügung. Von dem gewählten Knoten wird als Erstes die LP-Relaxierung, mit Hilfe des Simplex-Verfahrens, gelöst. Man erhält dadurch die optimale Lösung unter Vernachlässigung der Ganzzahligkeitsbedingung. Der Zielfunktionswert dieser Lösung wird für den jeweiligen Knoten als obere Schranke Z^0 festgelegt. Als Nächstes wird eine noch nicht ganzzahlige Variable x mit dem Wert \bar{x} des Problems gewählt und

zwei neue Unterprobleme generiert. Ein Problem hat die zusätzliche Bedingung $x \leq y$, das andere die Bedingung $x \geq y + 1$, wobei y die größte ganze Zahl ist, die nicht größer als \bar{x} ist. Jeder Zweig übernimmt auch alle bereits bestehenden Bedingungen seiner Vorgänger. Von den beiden neuen Problemen werden wiederum die LP-Relaxierungen gelöst. Danach wird kontrolliert, ob ein Knoten weiter verfolgt werden soll oder nicht. Dazu gibt es folgende Abbruchkriterien:

- Es wurde eine Lösung gefunden, welche die Ganzzahligkeitsbedingungen erfüllt. Eventuell ersetzt diese auch eine bereits bestehende schlechtere Lösung.
- Das Problem ist unter den vorgegebenen Bedingungen nicht lösbar.
- Die Lösung der LP-Relaxierung ist schlechter als eine bereits bestehende ganzzahlige Lösung.

Nachdem die beiden generierten Knoten auf die Abbruchkriterien kontrolliert wurden, wird ein neuer Startknoten ausgewählt und die Schleife beginnt erneut. Bei dem neuen Startknoten kann es sich um einen der gerade generierten, aber auch um einen beliebig anderen noch aktiven Knoten im Lösungsbaum handeln. Sind alle Knoten abgehandelt oder eliminiert, hat man die optimale Lösung gefunden.

Die Knotenauswahl spielt bei der Lösungssuche eine wichtige Rolle. Die Tiefensuche verfolgt dabei das Ziel, möglichst schnell eine ganzzahlige Lösung zu finden und auf dem Weg dahin schon einen großen Teil des Entscheidungsbaumes zu eliminieren. Dabei wird ein Zweig solange weiter verfolgt, bis ein zulässiges Ergebnis erzielt wird. Kommt es zu keiner ganzzahligen Lösung, wird zunächst bei den Geschwisterknoten oder später bei den Stammknoten weiter gesucht.

Die Breitensuche untersucht zuerst alle Knoten einer Ebene und entscheidet aufgrund der besten oberen Schranke oder einer Schätzung, welcher Zweig weiter untersucht werden soll. Für die Entscheidung, welche der noch nicht ganzzahligen Variablen zuerst untersucht werden soll, können vorgegebene Prioritäten oder Schätzungen herangezogen werden. [25]

Branch-and-Cut Verfahren

Schnittebenen-Verfahren reduzieren den zulässigen Bereich der LP-Relaxierung durch zusätzliche lineare Ungleichungen. Sie nähern sich gezielter als B&B-Verfahren der Lösung, konvergieren aber in späten Phasen langsam. Das Branch-and-Cut (B&C) Verfahren kombiniert die Vorteile von B&B-Verfahren und Schnittebenen-Verfahren. Es funktioniert wie ein Baum-Such-Verfahren, aber anstatt zwei Unterprobleme zu generieren, fügt es eine zulässige lineare Ungleichung zum Problem hinzu. Dabei wird ein Teil der LP-Relaxierung abgetrennt, ohne ganzzahlige Lösungen zu verlieren. [25]

2.2 MATLAB, YALMIP, Gurobi Optimizer

MATLAB ist eine Entwicklungsumgebung, Programmiersprache und ein Analyse Tool, das von Ingenieuren weltweit verwendet wird. Die zugrunde liegende matrix-basierte Programmiersprache bietet die Möglichkeit, Modelle aus Mathematik, Statistik und Optimierung unkompliziert abzubilden. Der generierte Code kann auch in andere Programmiersprachen integriert werden und somit in Fremdsystemen mathematische Probleme lösen. Aus diesem Grund ist MATLAB ein beliebtes Werkzeug in der Datenanalyse, Signalverarbeitung und vielen weiteren Bereichen. [36]

YALMIP ist eine Erweiterung für MATLAB, zum Modellieren und Lösen von Optimierungsproblemen. Mit dem Variablentyp `sdpvar` (*semi definite programming variable*) wird es möglich, Optimierungsvariablen in Struktur und Typ zu definieren. Mit Hilfe dieser Variablen wird im Weiteren die Zielfunktion und deren Beschränkungen definiert. Zum Ermitteln der Lösung wird mit dem Kommando `optimize` jene Zielfunktion und die dazugehörigen Nebenbedingungen einem externen Solver übergeben. Gibt es bereits bekannte Lösungen des Problems, kann dies mit einer speziellen Modellierungsvariante und der Funktion `optimizer` implementiert werden. Sofern es eine Lösung für die gestellte Aufgabe gibt, werden die ermittelten Werte aller Optimierungsvariablen zurückgeliefert. [23], [24]

Der Gurobi Optimizer ist ein sich stetig verbessernder Standard-Löser (*engl.: solver*) für die mathematische Programmierung. Um Lösungen schnell zu ermitteln, ist er darauf ausgelegt, die Berechnungen auf Mehrkernrechnern parallel abzuwickeln. Zum Auflösen von MILP-Problemen verwendet der Gurobi Optimizer unter anderem den, in Abschnitt 2.1.2 beschriebenen, B&C-Algorithmus. Ihm ist es aber auch möglich, neben LP- und MILP-Problemen, quadratische Probleme (QP) und gemischt-ganzzahlige quadratische Probleme (MIQP) sowie Aufgaben mit quadratischen Nebenbedingungen zu lösen. Über angebotene Schnittstellen ist es möglich, den Gurobi Optimizer in allen gängigen Programmier- und Modellierungssprachen zu verwenden. [19]

Kapitel 3

Modellbeschreibung

3.1 Aufgabenstellung

Die grundlegende Definition der Aufgabenstellung lautete, ein Modell zu erstellen mit dem es möglich ist, ein MILP-UC-Problem unter der Verwendung von variablen Zeitschrittgrößen zu lösen. Eine der detaillierteren Anforderungen war, mit dem Prinzip des Receding-Horizon zu arbeiten, welcher in Abschnitt 3.2.2 genau beschrieben wird. Die Umsetzung sollte sowohl mit einem energie- als auch einem leistungsbasiertes Modell realisiert werden. Der Unterschied dieser beiden Modelle liegt darin, dass beim erstgenannten eine vorgegebene Energie pro Zeitschritt produziert werden muss, die sich aus der durchschnittlichen Anlagenleistung pro Zeitschritt ergibt. Beim zweitgenannten Modell müssen die konkreten Leistungswerte der Anlagen zu definierten Zeitpunkten bestimmt werden, um innerhalb eines Zeitschrittes die gleiche Energie wie das energiebasierte Modell bereitzustellen. Für den eingesetzten Anlagenpark galt die Anforderung, einen Wärmespeicher einzubauen. Zu Beginn wurde ein einfaches, energiebasiertes, Modell erstellt, das mit fixen Zeitschritten auf Stundenbasis arbeitete und das Problem in einem Optimierungsdurchgang löste. Die Grundlage dafür bildeten die Formulierungen aus [40] und [37]. Es wurden aber nicht alle Bedingungen übernommen, da das Hauptaugenmerk auf der Untersuchung der variablen Zeitschritte liegen sollte. Beispielsweise werden langsam, über mehrere Zeitschritte, startende Energieerzeuger nicht im Modell eingebaut. Nach der Implementierung des Receding-Horizon wurde mit

dem Einbau der variablen Zeitschritte begonnen. Daraus ergab sich ein weiterer wesentlicher Teil der Aufgabenstellung, der in Unterpunkt 3.3 genauer vorgestellt wird. Es galt, den stundenbasierten generischen Wärmebedarf in kleinere Zeitschritte zu unterteilen und dabei einen realistischen und anwendbaren Verlauf der Energiekurve zu erhalten.

Im Weiteren wurde aus dem energiebasierten Modell das leistungsorientierte Modell erstellt. Basis dafür bilden die Formulierungen aus [39] und [41]. Eine Herausforderung dabei war, den gleichen Energiebedarf pro Zeitschritt für beide Modelle zu gewährleisten.

Die Forschungsfragen in 1.5 beschreiben die zu untersuchenden Szenarien, die mit den Modellen simuliert werden sollten. Augenmerk liegt dabei auf den Untersuchungen verschiedener Einflüsse auf die optimale Länge des Prediction-Horizon. Die Ergebnisse dazu werden in Kapitel 4 präsentiert.

3.2 Begriffserklärung

In den vorangegangenen Kapiteln wurden bereits die Begriffe Prediction-Horizon und Receding-Horizon erwähnt. In den folgenden Unterpunkten sollen diese nun erläutert werden. Des Weiteren werden die Begriffe „Intervall“ und „Overlap“ eingeführt.

3.2.1 Prediction-Horizon

Der Prediction-Horizon beschreibt den Zeitbereich, für welchen das UC-Problem in einem Optimierungsschritt gelöst wird. Für den Ansatz ohne Receding-Horizon ist die Lösung des Prediction-Horizon gleichzeitig die Lösung des gesamten Problems.

Wird mit dem Ansatz des Receding-Horizon gearbeitet, setzt sich der Prediction-Horizon aus zwei Teilen zusammen, dem für den Receding-Horizon bindenden Intervall und der, für die Berechnung dieses Intervallschrittes betrachteten, zeitlichen Überlappung, genannt Overlap. In Abbildung 3.1 ist eine mögliche Zusammensetzung eines zwölfstündigen Prediction-Horizon mit fixer Zeitschrittgröße, von einer Stunde, dargestellt. Der erste, in der Abbildung orange dargestellte, Zeitschritt entspricht dem bindenden Intervall. Die restli-

chen, grün hinterlegten, Zeitschritte bilden den Overlap. In [31] wird der bindende Intervall auch als Prozesshorizont (*engl: process horizon*) bezeichnet.

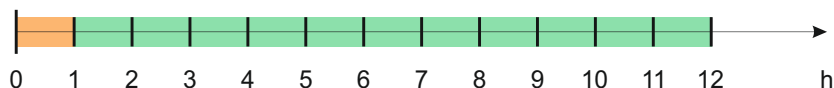


Abbildung 3.1: Prediction-Horizon mit fixen Zeitschrittgrößen

Arbeitet man zusätzlich mit variablen Zeitschrittgrößen, müssen bei der Zusammensetzung des Prediction-Horizon einige Regeln berücksichtigt werden. Die kleinstmögliche Einheit für den Intervallschritt ist an die Skalierungsgröße des Energie- beziehungsweise Leistungsbedarf gebunden. In dieser Arbeit werden Skalierungen von 15-, 30- und 60-Minuten-Schritten verwendet. Wird der Zeitschritt größer als die Skalierung des Bedarfs gewählt, kann dieser aber aus den kleineren Schritten berechnet werden. Die Größe muss allerdings als ein ganzzahliges Vielfaches der Skalierung gewählt werden. Da beim Receding-Horizon der erste Overlapschritt als bindender Intervall vom nächsten Simulationsdurchlauf gesetzt wird, muss er die gleiche Größe wie der Intervallschritt aufweisen. Die restlichen Overlapschritte müssen als ganzzahliges Vielfaches der Skalierung des Bedarfs gewählt werden. Wie beim Intervallschritt werden größer gewählte Zeitschritte gebildet, indem kleinere Skalierungsschritte zusammengefasst werden. Daraus ergeben sich folgende Regeln:

- Die Skalierung des Energiebedarfs gibt die kleinstmögliche Einheit für den Intervallschritt vor, er kann aber größer gewählt werden.
- Der erste Overlapschritt muss die gleiche Größe wie der Intervallschritt haben.
- Overlap-Schrittgrößen müssen als ganzzahliges Vielfaches der Skalierung des Energiebeziehungsweise Leistungsbedarfs gewählt werden.

In Abbildung 3.2 ist eine mögliche Zusammenstellung eines zwölfstündigen variablen Prediction-Horizon dargestellt. Aus diesem geht hervor, dass der Wärmebedarf mindestens auf 30-

Minuten-Schritte oder kleiner skaliert wurde. Das erste Drittel setzt sich aus 30-, das zweite Drittel aus 60- und das letzte aus 120-Minuten-Schritten zusammen.



Abbildung 3.2: Prediction-Horizon mit variablen Zeitschrittgrößen

3.2.2 Receding-Horizon

Der Receding-Horizon kann auch als rollender Horizont (*engl: rolling horizon*) bezeichnet werden. Die Lösung des UC-Problems wird dabei für kleinere Zeiträume berechnet. Diese ergeben aneinandergereiht den tatsächlichen Betriebsplan des Anlagenparks. Ein großer Zeitraum wird also in mehreren Simulationsdurchgängen berechnet. Ein Grund für diese Form der Berechnung ist, dass Änderungen des Bedarfs, während den Simulationsdurchgängen, für den nächsten Durchlauf berücksichtigt werden können. Außerdem lassen sich UC-Probleme über große Zeiträume schneller lösen, wenn sie in mehrere kleinere Probleme unterteilt werden.

In [4], [5], [9] und [31] wird der Ansatz des Receding-Horizon ebenfalls beschrieben und verwendet.

Abbildung 3.3 zeigt ein Beispiel, wie sich der Receding-Horizon aus mehreren Simulationsdurchgängen zusammensetzt. Dazu wurde ein Prediction-Horizon mit variablen Zeitschritten gewählt. Die unterste Zeitachse, die bereits zu einem Teil orange hinterlegt ist, repräsentiert den Receding-Horizon. Wie der Vorgang im Rahmen dieser Arbeit umgesetzt wurde, ist im Folgenden erklärt.

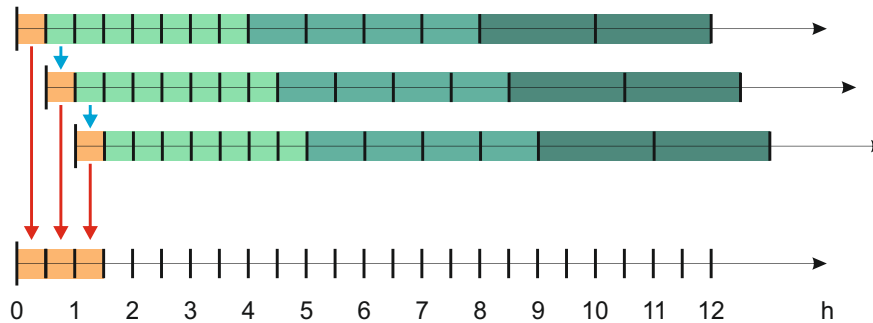


Abbildung 3.3: Receding-Horizon mit variablen Zeitschritten

Zuerst wird die Lösung für den Prediction-Horizon berechnet. Das daraus erhaltene Ergebnis für den Intervallschritt, in orange dargestellt, wird als Lösung für den jeweiligen Zeitschritt des Receding-Horizon eingesetzt, siehe rote Pfeile. Danach wird das Ergebnis des ersten Overlapschrittes als neuer Startwert festgelegt. Dafür setzt man dieses Ergebnis als Intervallschritt des nächsten Prediction-Horizon, siehe blaue Pfeile. Dieser Vorgang wird für alle weiteren Prediction-Horizons wiederholt. Somit lässt sich die optimale Betriebsweise für einen längeren Zeitraum berechnen. Es ist damit auch möglich, parallel zum Anlagenbetrieb zu simulieren und die Betriebsweise für den nächsten Zeitabschnitt, unter der Berücksichtigung aktuellster Daten, zu berechnen. Ein ähnliches Vorgehen zeigen [5] und [9].

3.3 Berechnung des Energiebedarfes

Der Wärmebedarf basiert auf generisch erzeugten stündlichen Daten, die ein gesamtes Jahr abbilden. Für die in Kapitel 4 beschriebene Szenarien wurden drei Wochen ausgewählt, die eine starke, mittlere und schwache Auslastung (Winter, Übergangszeit, Sommer) des Anlagenparks repräsentieren. Der im Laufe der folgenden Beschreibungen verwendete Bedarf wurde beliebig aus den generischen Daten ausgewählt und dient lediglich zur Veranschaulichung der Vorgehensweise. Die jeweiligen Werte werden als geforderte Leistung zu den dazugehörigen Zeitpunkten angenommen. Um daraus die benötigte Energie pro Stunde bei

linear ansteigender beziehungsweise abfallender Leistung zu errechnen, wurde Formel 3.1 verwendet.

$$E_h^{Hour} = \frac{(P_k^{Hour} + P_{k+1}^{Hour})}{2} \quad \forall h \in \mathcal{H}, \forall k \in \{1, \dots, K - 1\} \quad (3.1)$$

In Abbildung 3.4 sind die Leistungen zu jeder Stunde und der sich daraus errechnete stündliche Energiebedarf dargestellt.

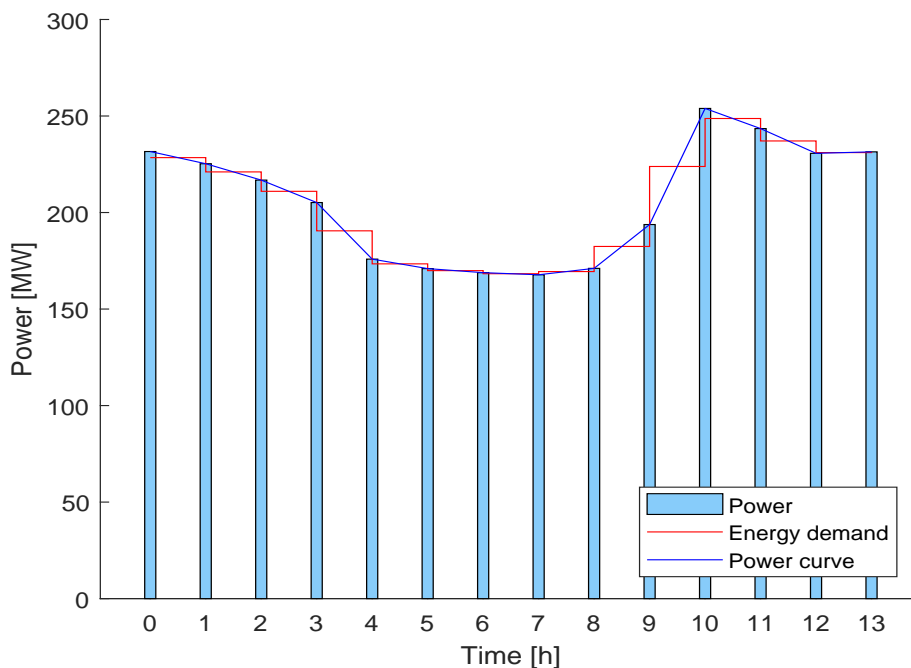


Abbildung 3.4: Leistung zu jeder Stunde, Energie pro Stunde

Der Unterschied zwischen dem energie- und dem leistungsbasierten Modell wurde in Punkt 3.1 bereits kurz erwähnt. Ziel zum einen ist es, den Energiebedarf pro Zeitschritt, zum anderen die Leistung zu definierten Zeitpunkten zu decken. Die produzierte Energie pro Zeitschritt muss dabei in beiden Modellen übereinstimmen. Abbildung 3.4 zeigt, in Form der hellblauen Balken, die geforderte Leistung an diskreten Zeitpunkten. Abbildung 3.5 zeigt, in Form der hellblauen Balken, die stündlich zu produzierende Energie.

Wird mit feineren Auflösungen gearbeitet, müssen sowohl Leistungs- als auch Energiebedarf angepasst werden. Ziel dabei ist das Erhalten einer möglichst glatt verlaufenden Kurve ohne große Energie- oder Leistungssprünge.

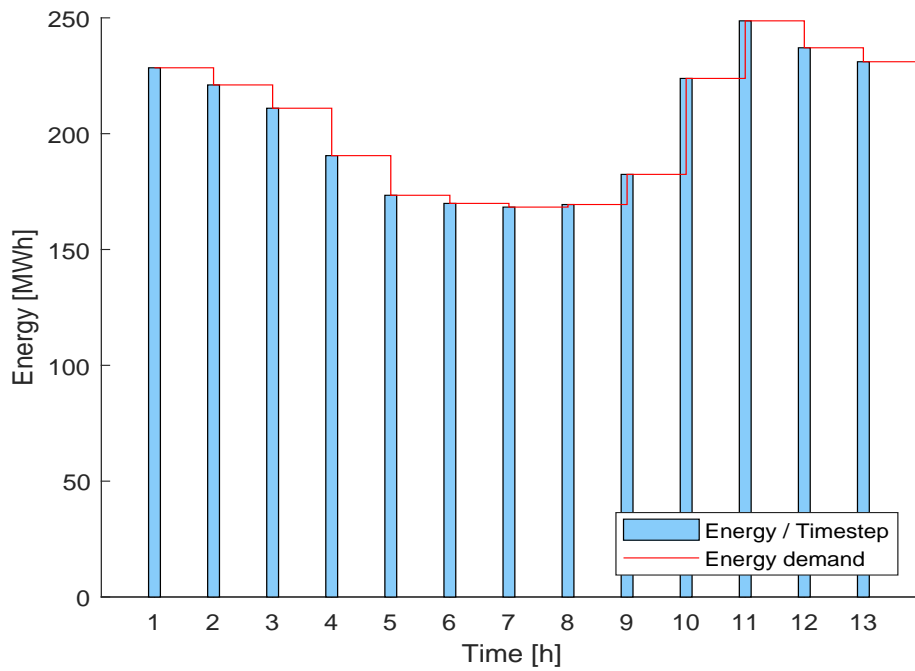


Abbildung 3.5: Energieproduktion pro Stunde

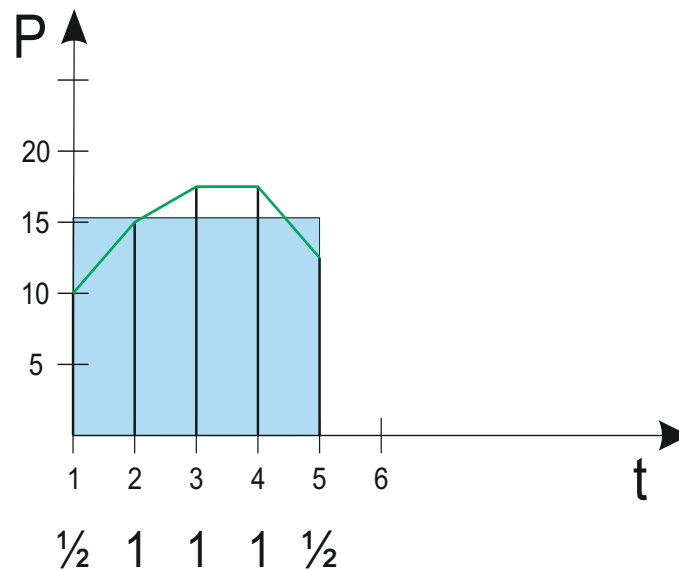


Abbildung 3.6: Einfluss der Leistungspunkte auf die Gesamtenergie

Für beide Modelle gilt bei feineren Auflösungen, dass die Summe der Energie pro Zeitschritt innerhalb einer Stunde gleich dem errechneten stündlichen Energiebedarf sein muss. Um die Energie aus mehreren Leistungspunkten zu berechnen, wird die Summe aus den Leistungspunkten gebildet, die Werte des ersten und des letzten Punktes werden allerdings halbiert. Anschließend muss die Summe noch mit der Zeitschrittlänge multipliziert werden. Abbildung 3.6 zeigt ein Beispiel mit fünf Leistungspunkten, die für eine Gesamtenergie von vier Zeitschritten verantwortlich sind. Das blau hinterlegte Rechteck repräsentiert die Energie, die grüne Linie die Leistungskurve. Die Zahlen unter der Zeitachse deuten an, welchen Einfluss die einzelnen Leistungspunkte auf die Gesamtenergie haben.

3.3.1 Berechnung energiebasiertes Modell

Die Variable E_h^{Hour} entspricht dem stündlichen Energiebedarf. Dieser wird je nach Auflösung in W kleinere Teile pro Stunde unterteilt. Die Berechnung der feineren Auflösung erfolgt über die Leistungspunkte der kleineren Zeitschritte. Für alle $K - 1$ Stunden des zu berechnenden Wärmebedarfs sind dafür insgesamt $U = W \cdot (K - 1) + 1$ Leistungswerte p_u notwendig.

Die Summe aus der Hälfte des ersten Leistungspunktes einer Stunde, den mittleren Leistungspunkten und der Hälfte des letzten Leistungspunktes der Stunde multipliziert mit der Zeitschrittlänge von $\frac{1}{W}$ Stunden ergibt den jeweiligen stündlichen Energiebedarf, siehe Gleichungen 3.2. Die Rampe r_u entspricht dem Anstieg beziehungsweise Abfall der Leistung zwischen zwei Zeitpunkten, siehe Gleichung 3.3 und 3.4. Um große sprunghafte Änderungen, die nicht gewollt sind, stärker zu bewerten, wird die Summe der quadratischen Änderungsrampen r_u^2 dem Solver als Zielfunktion übergeben, siehe Gleichung 3.5. Als Ergebnis erhält man die benötigten Leistung p_u für jeden Zeitpunkt. Aus diesen Leistungswerten kann schließlich die, in Abbildung 3.7 veranschaulichte, durchschnittliche Leistung pro Zeitschritt e_u berechnet werden, siehe Gleichung 3.6.

$$E_h^{Hour} = \frac{\frac{p_{W(h-1)+1}}{2} + \sum_{u=W(h-1)+2}^{Wh} p_u + \frac{p_{Wh+1}}{2}}{W} \quad \forall h \in \mathcal{H} \quad (3.2)$$

$$p_{u+1} - p_u \leq r_u \quad \forall u \in \{1, \dots, U - 1\} \quad (3.3)$$

$$p_u - p_{u+1} \leq r_u \quad \forall u \in \{1, \dots, U - 1\} \quad (3.4)$$

$$\min \sum_{u=1}^U r_u^2 \quad (3.5)$$

$$e_u = \frac{p_u - p_{u+1}}{2W} \quad \forall u \in \{1, \dots, U - 1\} \quad (3.6)$$

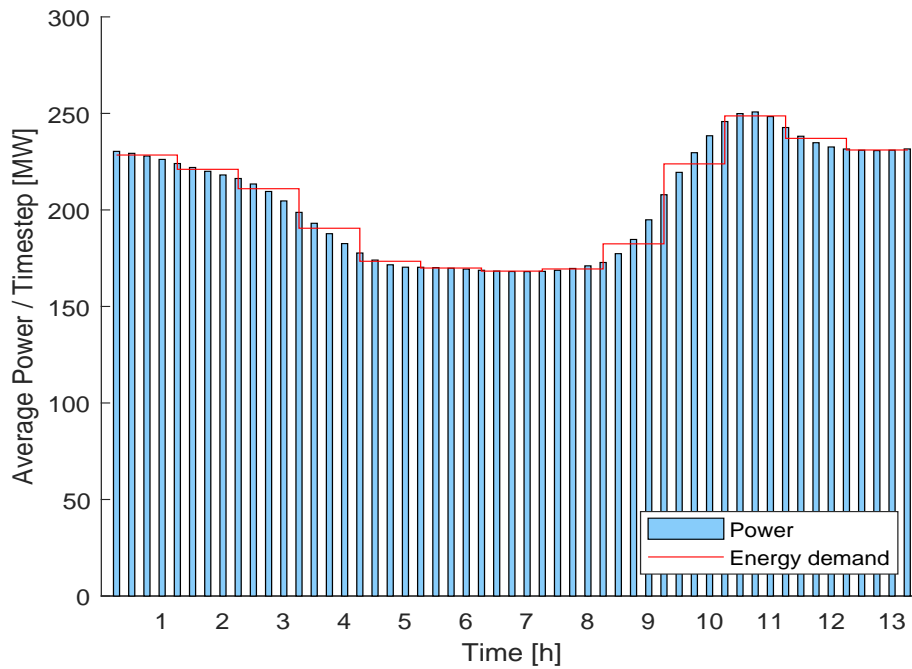


Abbildung 3.7: Durchschnittliche Leistung pro 15-Minuten-Schritt

Abbildung 3.7 zeigt das Ergebnis der Skalierung von 60- auf 15-Minuten-Schritte. Bei den Leistungswerten handelt es sich um die durchschnittliche Leistung pro Zeitschritt. Multipliziert man diese Leistung mit der Zeitschrittgröße, erhält man die in Abbildung 3.8 dargestellte Energie. Ein Balken entspricht der produzierten Energie pro 15-Minuten-Schritt. Werden die vier Schritte pro Stunde addiert, ergeben sie den, in rot dargestellten, stündlichen Energiebedarf.

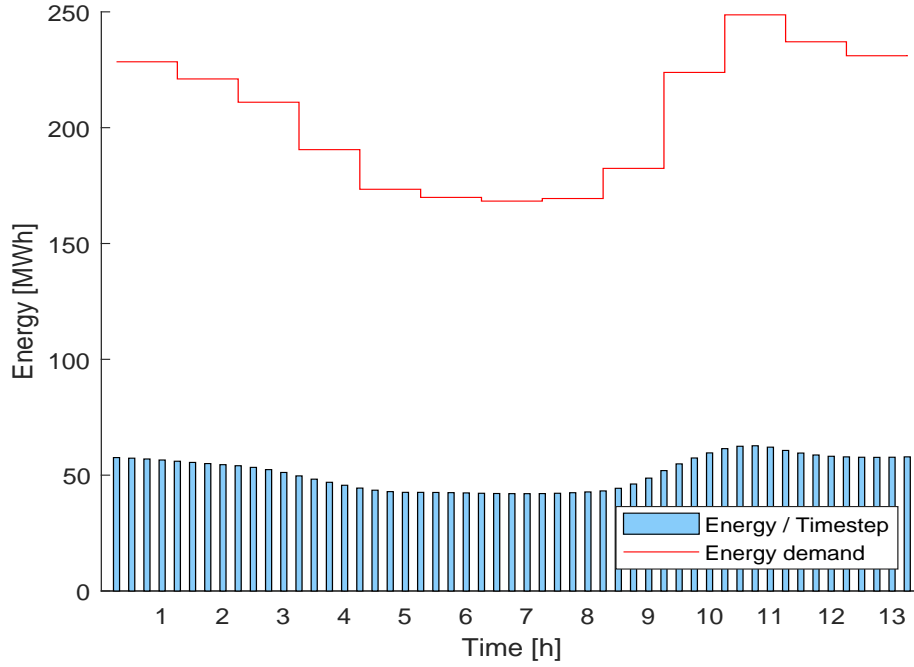


Abbildung 3.8: Energieproduktion pro 15-Minuten-Schritt

3.3.2 Berechnung leistungs-basiertes Modell

Die Aufteilung der stündlichen Leistungswerte funktioniert identisch zu der Aufteilung der stündlichen Energie im energiebasierten Modell. Die Aufsummierung der Hälfte des ersten Leistungspunktes, den mittleren Leistungspunkten und der Hälfte des letzten Leistungspunktes einer Stunde muss multipliziert mit der Zeitschrittlänge von $\frac{1}{W}$ Stunden den stündlichen Energiebedarf E_h^{Hour} ergeben, siehe Gleichung 3.7. Für alle Stunden zusammen ergibt das eine Anzahl von $U = W \cdot (K - 1) + 1$ Leistungspunkten p_u . Wie beim energiebasierten Modell wird als Zielfunktion die quadratische Summe der Änderungsrampen zwischen den Leistungspunkten vom Solver minimiert, siehe Gleichungen 3.8, 3.9 und 3.10. Damit ergibt sich als Lösung ein glatter Verlauf der Leistungskurve mit diskreten Leistungen p_u für jeden Zeitpunkt. Beim leistungs-basierten Modell ist immer ein Leistungspunkt mehr notwendig als Zeitschritte berechnet werden.

$$E_h^{Hour} = \frac{\frac{p_{W(h-1)+1}}{2} + \sum_{u=W(h-1)+2}^{Wh} p_u + \frac{p_{Wh+1}}{2}}{W} \quad \forall h \in \mathcal{H} \quad (3.7)$$

$$p_{u+1} - p_u \leq r_u \quad \forall u \in \{1, \dots, U - 1\} \quad (3.8)$$

$$p_u - p_{u+1} \leq r_u \quad \forall u \in \{1, \dots, U - 1\} \quad (3.9)$$

$$\min \sum_{u=1}^U r_u^2 \quad (3.10)$$

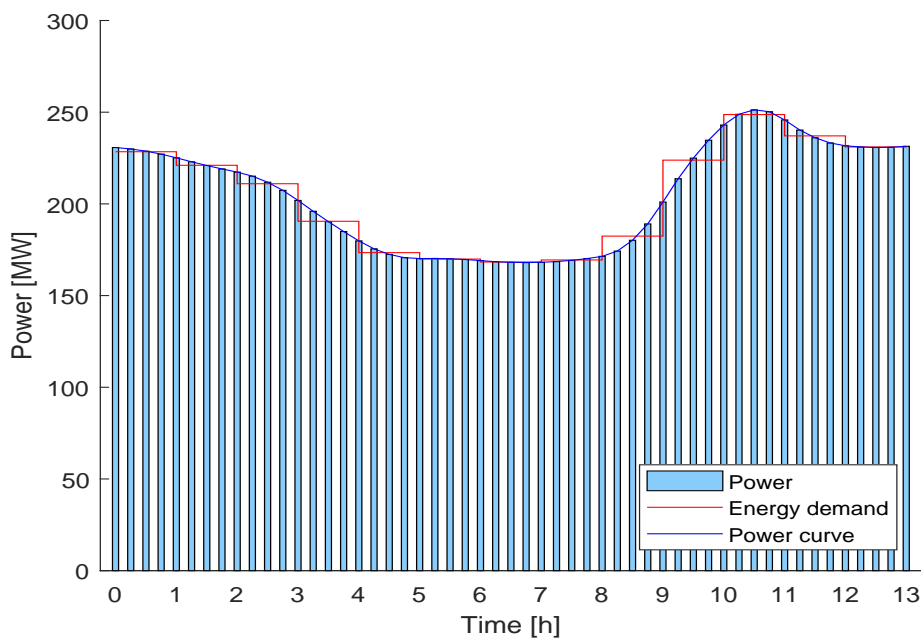


Abbildung 3.9: Leistung zu jedem 15-Minuten-Schritt

In Abbildung 3.9 stellen die blauen Balken den feiner skalierten Leistungsbedarf dar. In diesem Fall werden aus fünf Leistungspunkten vier Teilenergien berechnet, die gemeinsam den, rot dargestellten, stündlichen Energiebedarf decken. Vergleicht man die Leistungspunkte mit jenen in Abbildung 3.4, ist ein deutlich geglätteter Verlauf der Leistungskurve zu erkennen.

3.4 Aufbau der Modelle

In diesem Abschnitt soll der Aufbau des energie- und leistungs-basierten Modells erläutert werden. Beide können sowohl mit fixen als auch variablen Zeitschritten arbeiten. Die Produktion von Wärme und elektrischer Energie ist aneinander gekoppelt und steht daher in einem fixen, anlagenspezifischen, Verhältnis. Für beide Modelle gilt, dass die Energieerzeuger innerhalb eines Zeitschrittes an- und abgefahren werden können. Im Folgenden werden allgemeine, für beide Modelle gültige, Indizes, Parameter, Variablen, Koeffizienten und Bedingungen erklärt. In weiteren Unterpunkten werden die modellspezifischen Eigenschaften erörtert. Als Vorlage für die Modellierung beider Modelle dienten die Ansätze aus [40], [37], [39], [38] und [41]. Aufgrund der zusätzlichen Implementierung eines Speichers und der Umsetzung von variablen Zeitschritten und feineren Zeitaufösungen wurden die Modelle aus der Literatur abgeändert.

Für das energiebasierte Modell wird der Index t bei Zeitangaben verwendet. Dabei wird unter Zeitschritt eine Zeitdauer zwischen zwei Zeitpunkten verstanden. Das leistungs-basierte Modell verwendet den Index i , der für konkrete Zeitpunkte steht. In den späteren Unterpunkten 3.4.1 und 3.4.2 werden die modellspezifischen Variablen mit dem dazugehörigen Index verwendet. Bei der folgenden, allgemeinen Erklärungen wird noch nicht zwischen den Begriffen Zeitpunkt und Zeitschritt unterschieden.

Um im Modell abzubilden, ob ein Energieerzeuger in Betrieb ist oder nicht, wird die Binärvariable B_n verwendet. Wie in Abschnitt 2.1.2 bereits erwähnt, können Binärvariablen nur zwei Zustände annehmen. Befindet sich eine Anlage zu einem Zeitpunkt im Betrieb, hat die dazugehörige Variable B_n den Wert 1. Wenn diese Anlage zu dem Zeitpunkt aber abgefahren ist, wird die Binärvariable auf den Wert 0 gesetzt.

Die Binärvariable X_n ist die Start-up Variable und kennzeichnet den Zeitpunkt, ab dem eine Energieanlage in Betrieb ist. Für diesen einen Zeitpunkt wird der Wert der Variable auf 1 gesetzt. Zu allen anderen Zeitpunkten ist der Wert der Binärvariable 0. Das Gegenstück dazu ist die Shut-down Variable Y_n . Der Wert dieser Binärvariable wird für den ersten Zeitschritt nach dem Betrieb einer Anlage auf 1 gesetzt. Nach diesem Schritt und für den Zeitraum, in dem die Anlage betrieben wird, ist $Y_n = 0$. Diese beiden Variablen dienen vor allem

dazu, die minimale Laufzeit und die Mindeststillstandszeit zu überwachen. Dazu werden die tatsächlich umgesetzten Zustände des Receding-Horizon von X_n und Y_n in den Variablen H_n^X und H_n^Y gespeichert und damit der Verlauf von Anlagenstarts und -abschaltungen abgebildet.

Q_n ist eine kontinuierliche Variable und repräsentiert die Wärmeleistung einer Anlage zwischen der minimalen Teillast Q_n^{min} und der Volllast Q_n^{max} .

$$0 \leq Q_n \leq Q_n^{max} - Q_n^{min} \quad (3.11)$$

Die kontinuierlichen Variablen S_n , S_n^C und S_n^D stehen für den Speicherinhalt beziehungsweise die Be- und Entladeleistung zu den jeweiligen Zeitpunkten. Für die Modellierung der Speicher wurde ein ähnlicher Ansatz wie in [43] gewählt. Eine andere Variante zur Speichermodellierung bietet [27]. Darin werden für den Be- und Entladevorgang zusätzliche Binärvariablen eingeführt. Dieser Ansatz wurde bei der Modellierung jedoch nicht berücksichtigt.

Die Variablen D und R bilden, abhängig vom jeweiligen Modell, gemeinsam die zu produzierende Energie oder die zu bereitstellende Leistung. Die fixe Bedarfsgröße ist D . Durch R wird eine Überproduktion der Anlagen ermöglicht. Die Implementierung von R ist eine reine Sicherheitsmaßnahme um numerische Rundungsfehler auszugleichen. Die Überproduktion wird in der Kostenfunktion mit großem Faktor bestraft und ist im Normalfall 0.

Wie bereits erwähnt, wird bei den Modellen der Ansatz gekoppelter Wärme- und Stromproduktion verwendet. Die Formulierung der Kostenfunktion und die dazugehörigen Faktoren wurden aus [29] übernommen. Darin wird beschrieben, dass bei linearer Abhängigkeit von Wärmeleistung, elektrischer Leistung und Brennstoffverbrauch, nur eine dieser drei als zusätzliche Optimierungsvariable zu der Ein/Aus-Variable B_n gewählt werden muss. In [29] und bei den Modellen dieser Arbeit wurde die Wärmeleistung als Optimierungsvariable ausgewählt. Die Berechnung der Faktoren C_n^B und C_n^Q für die Kostenfunktion und die Kostenfunktion selbst werden in den Unterpunkten 3.4.1 und 3.4.2 genau beschrieben.

Die dazu notwendigen, anlagenspezifischen Koeffizienten sind unabhängig vom Modell und werden mit den Formeln 3.12 bis 3.15 berechnet.

$$c_n^{PQ} = \frac{P_n^{max} - P_n^{min}}{Q_n^{max} - Q_n^{min}} \quad (3.12)$$

$$c_n^{PB} = \frac{Q_n^{max} P_n^{min} - Q_n^{min} P_n^{max}}{Q_n^{max} - Q_n^{min}} \quad (3.13)$$

$$c_n^{FQ} = \frac{F_n^{max} - F_n^{min}}{Q_n^{max} - Q_n^{min}} \quad (3.14)$$

$$c_n^{FB} = \frac{Q_n^{max} F_n^{min} - Q_n^{min} F_n^{max}}{Q_n^{max} - Q_n^{min}} \quad (3.15)$$

Die Anzahl der eben erwähnten Variablen für Energieanlagen, Speicher, Bedarf und Kosten wird durch die Zeitabschnitte des gewählten Prediction-Horizon festgelegt.

Der Skalierungsvektor V^S ist eine Abbildung des, in Abschnitt 3.2.1 bereits erklärten, Prediction-Horizon. Für konstante 60-Minuten-Zeitschritte hat er keine Auswirkungen auf die Modelle. Bei der Arbeit mit feineren Auflösungen oder variablen Zeitschritten werden mit Hilfe des Skalierungsvektors die stundenbasierten Parameterwerte wie Energiebedarf, Strompreis und Ramp-Geschwindigkeiten angepasst. Ebenso werden die Energie- und Speicherbilanz durch den Skalierungsvektor beeinflusst.

3.4.1 Energiebasiertes Modell

Das Ziel des energiebasierten Modells ist, den Energiebedarf D_t^E für alle Zeitschritte t bei möglichst geringen Kosten zu decken. Die Anlagenleistung wird als durchschnittliche Leistung pro Zeitschritt angenommen. Diese Leistung wird in der Kostenfunktion mit der Zeitschrittgröße multipliziert um daraus die produzierte Energie pro Zeitschritt zu erhalten. Im Folgenden werden die Kostenfunktion CF^E und die Bedingungen (*engl.: constraints*), denen das Modell unterliegt, erläutert.

Die Variable $B_{n,t}$ ist im Modell als Binärvariable definiert. Ebenso sollen auch $X_{n,t}$ und $Y_{n,t}$ Binärvariablen sein, werden aber zunächst als kontinuierliche Variablen definiert und mit den Formeln 3.16 bis 3.18, 3.25 und 3.26 auf den Binärzustand beschränkt.

$$0 \leq X_{n,t} \leq 1 \quad \forall n \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T} \quad (3.16)$$

$$0 \leq Y_{n,t} \leq 1 \quad \forall n \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T} \quad (3.17)$$

$$B_{n,t+1} - B_{n,t} = X_{n,t+1} - Y_{n,t+1} \quad \forall n \in \mathcal{N}, t \in \{1, \dots, T-1\} \quad (3.18)$$

Diese Form der Modellierung wurde aus [40] übernommen und dient der Vermeidung von Binärvariablen, die das Optimierungsproblem erschweren.

Die Kostenfunktion 3.19 setzt sich laut dem Ansatz in [29] aus den Betriebskosten der Anlagen, den Kosten für die produzierte Energie sowie Kosten für das An- und Abfahren der Anlagen zusammen. Die benötigten Kostenfaktoren sind in den Gleichungen 3.21 und 3.22 beschrieben. Die Kostenfunktion CF_1^E für den ersten Zeitschritt im Receding-Horizon beinhaltet zusätzlich die Startkosten der Anlagen, die zu Beginn in Betrieb sind.

$$\begin{aligned} CF^E &= \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T \left[B_{n,t} C_{n,t}^B + (B_{n,t} Q_n^{min} + Q_{n,t}) C_{n,t}^Q \right] V_t^S \\ &\quad + X_{n,t} SUC_n + Y_{n,t} SDC_n \\ &\quad + \sum_{t=1}^T R_t 10^6 \quad \forall n \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T} \end{aligned} \quad (3.19)$$

$$\begin{aligned} CF_1^E &= \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T \left[B_{n,t} C_{n,t}^B + (B_{n,t} Q_n^{min} + Q_{n,t}) C_{n,t}^Q \right] V_t^S \\ &\quad + X_{n,t} SUC_n + Y_{n,t} SDC_n + B_{n,1} SUC_n \\ &\quad + \sum_{t=1}^T R_t 10^6 \quad \forall n \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T} \end{aligned} \quad (3.20)$$

$$C_{n,t}^B = OC_n + C_t^{Power} c_n^{PB} + C_t^{Fuel} c_n^{FB} \quad \forall n \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T} \quad (3.21)$$

$$C_{n,t}^Q = C_t^{Heat} + C_t^{Power} c_n^{PQ} + C_t^{Fuel} c_n^{FQ} \quad \forall n \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T} \quad (3.22)$$

Der zu deckende Wärmebedarf D_t^E für den jeweiligen Zeitschritt wird aus dem vorgegebenen Bedarf entnommen. Der Prediction-Horizon kann sich jedoch auch aus Schritten zusammensetzen, die einem ganzzahligen Vielfachen der Skalierung des vorgegebenen Bedarfs entsprechen. Dies ist zum Beispiel bei der Anwendung von variablen Zeitschritten der Fall. Für den betreffenden Bedarf D_t^E eines größeren Zeitschrittes wird die Summe aus den feiner skalierten Bedarfsschritten gebildet, die der größere Zeitschritt umfasst, um der jeweiligen Schrittgröße des Prediction-Horizon zu genügen.

Durch die positiv definierte Variable R_t ist eine Überproduktion möglich, die in der Kostenfunktion mit großem Faktor, angedeutet durch den Wert 10^6 , bestraft wird. Dies ist eine reine Sicherheitsfunktion. Im Normalfall beläuft sich die Überproduktion auf 0. Für die Deckung des Wärmebedarfs gilt folgende Bedingung:

$$\begin{aligned} D_t^E + R_t = & \sum_{n=1}^N (B_{n,t} Q_n^{min} + Q_{n,t}) V_t^S \\ & + \sum_{m=1}^M (S_{m,t}^D - S_{m,t}^C) V_t^S \quad \forall n \in \mathcal{N}, m \in \mathcal{M}, t \in \mathcal{T} \end{aligned} \quad (3.23)$$

$$R_t \geq 0 \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (3.24)$$

Die Bedingungen für Mindestlaufzeit und Mindeststillstandszeit werden in den Formeln 3.25 und 3.26 beschrieben. UT_n und DT_n sind stündliche Werte und müssen daher an die Intervallschrittgröße des Prediction-Horizon angepasst werden. Tritt im zurückliegenden Verlauf kein An-oder Abfahrvorgang auf, ist die Summe 0 und $B_{n,t}$ kann den Zustand wechseln, ohne die Bedingung zu verletzen.

Der Parameter J entspricht der Anzahl an gespeicherten historischen Werten in H_n^X beziehungsweise H_n^Y . Der Vektor A_n^X setzt sich aus den historischen Werten H_n^X und den Werten X_n des aktuellen Prediction-Horizon zusammen, die aneinandergereiht werden. Das gleiche Vorgehen wird bei Vektor A_n^Y mit den Werten aus H_n^Y und Y_n angewandt.

$$\sum_{j=J+t-(\frac{UT_n}{V_1^S})+1}^{J+t} A_{n,j}^X \leq B_{n,t} \quad \forall n \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T} \quad (3.25)$$

$$\sum_{j=J+t-(\frac{DT_n}{V_1^S})+1}^{J+t} A_{n,j}^Y \leq 1 - B_{n,t} \quad \forall n \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T} \quad (3.26)$$

Zur Einschränkung der Leistungsänderung pro Zeitschritt müssen die Bedingungen 3.27 und 3.28 eingehalten werden. Der Skalierungsvektor passt dabei die Leistungsänderungen an die Zeitschrittgröße an.

$$Q_{n,t+1} - Q_{n,t} \leq RU_n V_t^S \quad \forall n \in \mathcal{N}, t \in \{1, \dots, T-1\} \quad (3.27)$$

$$Q_{n,t} - Q_{n,t+1} \leq RD_n V_t^S \quad \forall n \in \mathcal{N}, t \in \{1, \dots, T-1\} \quad (3.28)$$

Die Wärmeleistung der betriebenen Anlagen muss sich zwischen der minimalen Teillast und der Volllast befinden. Um dies zu gewährleisten, wird Bedingung 3.29 eingeführt. Diese beschränkt zusätzlich den Leistungsbereich für die Zeitschritte, in denen eine Energieanlage an- oder abgefahren wird.

$$\begin{aligned} 0 \leq Q_{n,t} \leq & (Q_n^{max} - Q_n^{min})B_{n,t} \\ & - (Q_n^{max} - SUR_n)X_{n,t} \\ & - (Q_n^{max} - SDR_n)Y_{n,t+1} \quad \forall n \in \mathcal{N}, t \in \{1, \dots, T-1\} \end{aligned} \quad (3.29)$$

$$\begin{aligned} 0 \leq Q_{n,T} \leq & (Q_n^{max} - Q_n^{min})B_{n,T} \\ & - (Q_n^{max} - SUR_n)X_{n,T} \quad \forall n \in \mathcal{N} \end{aligned} \quad (3.30)$$

Die Modellierung der technischen Eigenschaften der Speichieranlagen wird in den Formeln 3.31 bis 3.34 dargestellt. Dabei wird sichergestellt, dass der Speicher innerhalb der Leistungsgrenzen pro Zeitschritt operiert und den maximalen Füllstand nicht überschreitet. Weiters wird angegeben, wie sich der Energieinhalt des Speichers innerhalb eines Zeitschrittes verändern kann.

$$0 \leq S_{m,t} \leq S_m^{max} \quad \forall m \in \mathcal{M}, t \in \mathcal{T} \quad (3.31)$$

$$0 \leq S_{m,t}^C \leq S_m^{C,max} \quad \forall m \in \mathcal{M}, t \in \mathcal{T} \quad (3.32)$$

$$0 \leq S_{m,t}^D \leq S_m^{D,max} \quad \forall m \in \mathcal{M}, t \in \mathcal{T} \quad (3.33)$$

$$S_{m,t+1} - S_{m,t}(1 - L_m V_t^S) = S_{m,t}^C V_t^S \eta_m^C - \frac{S_{m,t}^D V_t^S}{\eta_m^D} \quad \forall m \in \mathcal{M}, t \in \{1, \dots, T-1\} \quad (3.34)$$

3.4.2 Leistungsbasiertes Modell

Die Aufgabe des leistungsbasierten Modells ist, den Leistungsbedarf D_i^P für jeden Zeitpunkt i bereitzustellen und dabei die Kostenfunktion CF^P zu minimieren. Es soll innerhalb eines Zeitschrittes jedoch die gleiche Energie wie beim energiebasierten Modell zur Verfügung gestellt werden. Der erste Grund für die Anwendung dieses Modells ist die Möglichkeit, dass bereits während des Zeitschrittes in dem eine Anlage hochgefahren wird, deren produzierte Energie berücksichtigt werden kann. Der zweite Grund ist, dass sprunghafte Leistungsänderungen vermieden werden, indem ein linearer Leistungsanstieg zwischen zwei Zeitpunkten angenommen wird. Die Modellierung ermöglicht also eine realistischere Abbildung des Anlagenbetriebs. Die notwendige Skalierung für feinere oder variable Auflösungen des Prediction-Horizon wird bei der Berechnung der produzierten Wärme $E_{n,i}$ berücksichtigt.

Das leistungsbasierte Modell verwendet im Vergleich zum energiebasierten Modell zusätzlich die Optimierungsvariable $E_{n,i}$. Diese bildet die Wärmeenergie ab, die innerhalb eines

Zeitschrittes zwischen zwei Zeitpunkten i erzeugt wird. Daraus ergeben sich $I - 1$ Energie-
werte, die statt der an die Zeitschritte angepassten Anlagenleistung in die Kostenfunktion
einfließen.

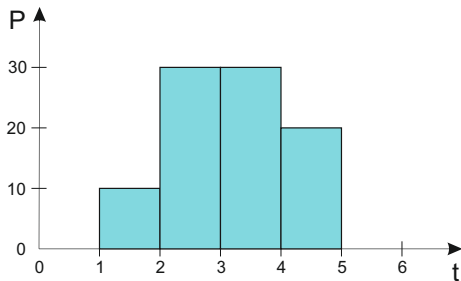


Abbildung 3.10: Energie -
energiebasiertes Modell

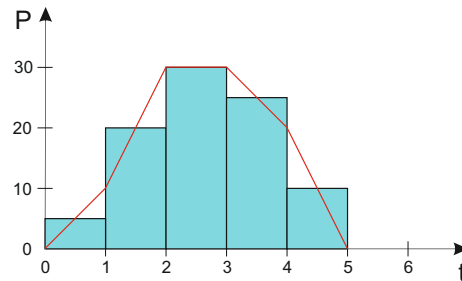


Abbildung 3.11: Energie -
leistungsbasiertes Modell

Aufgrund der unterschiedlichen Modellierung produziert eine Anlage bei gleicher Leistungs-
änderung in den meisten Zeitschritten unterschiedlich viel Energie. In den Abbildungen 3.10
und 3.11 ist dieses Verhalten dargestellt. Zu Beginn von jedem Zeitschritt hat die Anlage
in beiden Darstellungen die gleiche Leistung. Die blauen Balken entsprechen der produzier-
ten Energie. Beim energiebasierten Modell ändert sich die Leistung sprunghaft von einem
Zeitschritt auf den nächsten. Die Leistunsteigerung beim leistungsbasierten Modell verläuft
linear und wird mit der roten Linie angedeutet. Es ergibt sich ein realistischerer, aber träge-
rer Energieverlauf mit einem zusätzlichen Zeitschritt in dem Energie produziert wird, falls
die Anlage in dem betrachteten Zeitraum gerade angefahren wird.

Die Formeln 3.35 bis 3.37, 3.44 und 3.45 stellen wie beim energiebasierten Modell den
Binärzustand der, als kontinuierlich angelegten, Variablen $X_{n,i}$ und $Y_{n,i}$ sicher. Diese aus [40]
übernommene Formulierung vereinfacht das Optimierungsproblem aufgrund der Reduktion
der Binärvariablen.

$$0 \leq X_{n,i} \leq 1 \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \mathcal{I} \tag{3.35}$$

$$0 \leq Y_{n,i} \leq 1 \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \mathcal{I} \tag{3.36}$$

$$B_{n,i+1} - B_{n,i} = X_{n,i+1} - Y_{n,i+1} \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \{1, \dots, I-1\} \quad (3.37)$$

Die Kostenfunktion 3.38 setzt sich, wie auch die des energiebasierten Modells, nach dem Ansatz in [29] aus den Betriebskosten der Anlagen, den Kosten für die produzierte Energie $E_{n,i}$ sowie Kosten für das An- und Abfahren der Anlagen zusammen. Die Variablen $B_{n,i}$, $Q_{n,i}$, $X_{n,i}$ und $Y_{n,i}$, die den Betriebszustand der Energieerzeuger beschreiben, gelten jeweils für den Zeitpunkt am Ende eines Zeitschrittes. Die Berechnung der Kosten erfolgt für die Zeitschritte zwischen den Zeitpunkten. Für die Berechnung der Betriebs, Start- und Abschaltkosten des ersten Schrittes im Prediction-Horizon wird daher der Betriebszustand des zweiten Zeitpunktes herangezogen. Die dazu benötigten $I - 1$ Kostenfaktoren sind in den Gleichungen 3.40 und 3.41 beschrieben. Die Werte der Variablen vom ersten Zeitpunkt werden als Startwerte und zur Berechnung der produzierten Wärme $E_{n,i}$ benötigt. Die Kostenfunktion CF_1^P für den ersten Zeitschritt im Receding-Horizon beinhaltet zusätzlich die Startkosten der Anlagen, die im ersten Zeitpunkt in Betrieb sind.

$$\begin{aligned} CF^P = & \sum_{n=1}^N \left(\sum_{i=1}^{I-1} E_{n,i} C_{n,i}^Q + \sum_{i=2}^I B_{n,i} C_{n,i-1}^B V_i^S \right. \\ & \left. + \sum_{i=2}^I X_{n,i} SUC_n + \sum_{i=2}^I Y_{n,i} SDC_n \right) \\ & + \sum_{t=i}^I R_i 10^6 \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \mathcal{I} \end{aligned} \quad (3.38)$$

$$\begin{aligned} CF_1^P = & \sum_{n=1}^N \left(\sum_{i=1}^{I-1} E_{n,i} C_{n,i}^Q + \sum_{i=2}^I B_{n,i} C_{n,i-1}^B V_i^S \right. \\ & \left. + \sum_{i=2}^I X_{n,i} SUC_n + \sum_{i=2}^I Y_{n,i} SDC_n + B_{n,1} SUC_n \right) \\ & + \sum_{t=i}^I R_i 10^6 \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \mathcal{I} \end{aligned} \quad (3.39)$$

$$C_{n,i}^B = OC_n + C_i^{Power} c_n^{PB} + C_i^{Fuel} c_n^{FB} \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \{1, \dots, I-1\} \quad (3.40)$$

$$C_{n,i}^Q = C_i^{Heat} + C_i^{Power} c_n^{PQ} + C_i^{Fuel} c_n^{FQ} \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \{1, \dots, I-1\} \quad (3.41)$$

Der zu deckende Leistungsbedarf D_i^P für den jeweiligen Zeitschritt wird aus dem vorgegebenen Bedarf des Problems entnommen. Setzt sich der Prediction-Horizon aus Schritten zusammen, deren Größe einem Vielfachen der Basisskalierung entspricht, muss der jeweilige Bedarf angepasst werden. Im Gegensatz zum energiebasierten Modell kann nicht die Summe aus den kleineren Schrittgrößen gebildet werden, um auf einen größeren Schritt zu schließen.

Damit aus mehreren feineren Leistungspunkten zwei Punkte für einen größeren Zeitraum berechnet werden können, wird zunächst die Energie der zusammenzufassenden Zeitschritte ermittelt und summiert. Diese Energie muss von den neuen Leistungspunkten zur Verfügung gestellt werden. Jene Leistungspunkte, die diesen neuen Energiebedarf decken können, werden ähnlich dem in 3.3.2 beschriebenen Verfahren für die Bedarfsberechnung des leistungsbasierten Modells ermittelt. Die notwendigen Anpassungen bei dem Verfahren belaufen sich darauf, dass nicht die stündliche Energie E_h^{Hour} , sondern die Energie für den jeweiligen zusammenzufassenden Zeitraum zu verwenden ist. K entspricht der Anzahl aller zusammenzufassenden Zeiträume. Da jeder dieser Zeiträume im Weiteren einen Zeitschritt darstellt, muss $W = 1$ gesetzt werden. Es gilt zusätzlich die Voraussetzung, dass der erste Leistungswert für den neuen Energiebedarf der größeren Zeitschritte, dem letzten Leistungspunkt vom feiner aufgelösten Teil, des Prediction-Horizon, entsprechen muss. Bei der Anwendung von variablen Zeitschritten oder bei der Verwendung von Zeitschrittgrößen, die einem Vielfachen der Basisskalierung entsprechen, ist daher im leistungsbasierten Modell für jeden Prediction-Horizon eine zusätzliche Optimierung für den aktuellen Leistungsbedarf notwendig. Diese Tatsache schlägt sich im Weiteren auf die Gesamtberechnungszeit des Receding-Horizon nieder.

R_i bietet die Möglichkeit, den Anlagenpark über der notwendigen Leistung zu betreiben, um die numerische Lösbarkeit des Problems zu vereinfachen und mögliche Rundungsfehler auszugleichen. Im Normalfall hat die Variable aber den Wert 0.

$$D_i^P + R_i = \sum_{n=1}^N B_{n,i} Q_n^{\min} + Q_{n,i} + \sum_{m=1}^M S_{m,i}^D - S_{m,i}^C \quad \forall n \in \mathcal{N}, m \in \mathcal{M}, i \in \mathcal{I} \quad (3.42)$$

$$R_i \geq 0 \quad \forall i \in \mathcal{I} \quad (3.43)$$

Die Bedingungen für Mindestlaufzeit und Mindeststillstandszeit unterscheiden sich bis auf die Indizes nicht vom energiebasierten Modell und werden in den Formeln 3.44 und 3.45 beschrieben. UT_n und DT_n sind stündliche Werte und müssen daher an die Intervallschrittgröße des Prediction-Horizon angepasst werden. Tritt im zurückliegenden Verlauf kein Ein- oder Ausschaltvorgang auf, ist die Summe 0 und $B_{n,t}$ kann den Zustand wechseln, ohne die Bedingung zu verletzen. Der Parameter J entspricht der Anzahl an gespeicherten historischen Werten in H_n^X beziehungsweise H_n^Y . Der Vektor A_n^X setzt sich aus den historischen Werten H_n^X und den Werten X_n des aktuellen Prediction-Horizon zusammen, die aneinandergereiht werden. Das gleiche Vorgehen wird bei Vektor A_n^Y mit den Werten aus H_n^Y und Y_n angewandt.

$$\sum_{j=J+i-\left(\frac{UT_n}{V_1^S}\right)+1}^{J+i} A_{n,j}^X \leq B_{n,i} \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \mathcal{I} \quad (3.44)$$

$$\sum_{j=J+i-\left(\frac{DT_n}{V_1^S}\right)+1}^{J+i} A_{n,j}^Y \leq 1 - B_{n,i} \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \mathcal{I} \quad (3.45)$$

Zur Einschränkung der Leistungsänderung pro Zeitschritt müssen die Bedingungen 3.46 und 3.47 eingehalten werden. Der Skalierungsvektor passt dabei die Leistungsänderungen an die Zeitschrittgröße an.

$$Q_{n,i+1} - Q_{n,i} \leq RU_n V_i^S \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \{1, \dots, I-1\} \quad (3.46)$$

$$Q_{n,i} - Q_{n,i+1} \leq RD_n V_i^S \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \{1, \dots, I-1\} \quad (3.47)$$

Die Wärmeleistung der betriebenen Anlagen muss sich zwischen der minimalen Teillast und der Volllast befinden. Um dies zu gewährleisten, wird Bedingung 3.48 eingeführt. Diese beschränkt zusätzlich den Leistungsbereich für die Zeitschritte, in denen eine Energieanlage an- oder abgefahren wird. Anders als beim energiebasierten Modell wird für $Q_{n,i}$ die Leistung einer Anlage, die im nächsten Zeitpunkt in Betrieb ist, mit Hilfe des Terms $X_{n,i+1}$ bereits mitberücksichtigt. Dadurch ist eine realistischere Abbildung des Startvorganges möglich.

$$\begin{aligned} 0 \leq Q_{n,i} \leq & (Q_n^{max} - Q_n^{min}) B_{n,i} \\ & - (Q_n^{max} - SUR_n) X_{n,i+1} \\ & - (Q_n^{max} - SDR_n) Y_{n,i+1} \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \{1, \dots, I-1\} \end{aligned} \quad (3.48)$$

$$0 \leq Q_{n,I} \leq (Q_n^{max} - Q_n^{min}) B_{n,I} \quad \forall n \in \mathcal{N} \quad (3.49)$$

Die Berechnung der produzierten Energie $E_{n,i}$ pro Zeitschritt ist in Gleichung 3.52 dargestellt, dabei wird auch die Skalierung auf die richtige Zeitschrittgröße berücksichtigt. Die für Gleichung 3.52 benötigte Gesamtleistung einer Anlage zum Zeitpunkt i wird durch Gleichung 3.50 beschrieben. Der Term $X_{n,i+1}$ ist dabei für die Berücksichtigung der Leistung einer zwischen den Zeitpunkten i und $i+1$ anfahrenen Anlage verantwortlich.

$$\hat{Q}_{n,i} = Q_n^{min} (B_{n,i} + X_{n,i+1}) + Q_{n,i} \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \{1, \dots, I-1\} \quad (3.50)$$

$$\hat{Q}_{n,I} = Q_n^{min} B_{n,I} + Q_{n,I} \quad \forall n \in \mathcal{N} \quad (3.51)$$

$$E_{n,i} = \frac{\hat{Q}_{n,i} + \hat{Q}_{n,i+1}}{2} V_i^S \quad \forall n \in \mathcal{N}, i \in \{1, \dots, I-1\} \quad (3.52)$$

Die Modellierung der technischen Eigenschaften der Speicheranlagen wird in den Formeln 3.53 bis 3.56 dargestellt. Dabei wird sichergestellt, dass der Speicher innerhalb der Leistungsgrenzen operiert und den maximalen Füllstand nicht überschreitet. Weiters wird angegeben, wie sich der Energieinhalt des Speichers für einen Zeitschritt zusammensetzt. Die Energie, die während eines Zeitschrittes in den Speicher geladen oder aus ihm entnommen wird, berechnet sich aus den Speicherlade- und Entladeleistungen, zu den Zeitpunkten i und $i+1$, multipliziert mit dem Skalierungswert.

$$0 \leq S_{m,i} \leq S_m^{max} \quad \forall m \in \mathcal{M}, i \in \mathcal{I} \quad (3.53)$$

$$0 \leq S_{m,i}^C \leq S_m^{C,max} \quad \forall m \in \mathcal{M}, i \in \mathcal{I} \quad (3.54)$$

$$0 \leq S_{m,i}^D \leq S_m^{D,max} \quad \forall m \in \mathcal{M}, i \in \mathcal{I} \quad (3.55)$$

$$S_{m,i+1} - S_{m,i}(1 - L_m V_i^S) = \frac{S_{m,i}^C + S_{m,i+1}^C}{2} V_i^S \eta_m^C - \frac{S_{m,i}^D + S_{m,i+1}^D}{2} \frac{V_i^S}{\eta_m^D} \quad \forall m \in \mathcal{M}, i \in \{1, \dots, I-1\} \quad (3.56)$$

3.5 Ablauf der Simulation

In diesem Unterpunkt soll der Ablauf der Simulation eines Receding-Horizon schrittweise erklärt werden. Die Programme beider Modelle sind in der Anwendung gleich. Zuerst wird auf die Wahl der Startparameter eingegangen und darauf folgend der Ablauf der Programme beschrieben.

Der zu deckende Bedarf ist für ein gesamtes Jahr gegeben. Um die Auswahl des Lastfalls zu vereinfachen, kann eine Jahreszeit und eine dazugehörige Startwoche ausgewählt werden. Weiters gibt es die Möglichkeit, das gesamte Jahr zu wählen und die jeweilige Startwoche festzulegen. Außerdem ist die gewünschte Auflösung des Bedarfs zu definieren. Dabei muss darauf geachtet werden, dass ein ganzzahliges Verhältnis zwischen der 60-Minuten Basisauflösung und der gewählten kleineren Auflösung besteht.

Für die Zusammensetzung des Prediction-Horizon ist zuerst die Größe des Intervallschrittes anzugeben. Das Modell bietet auch die Möglichkeit, die Anzahl der Intervallschritte größer eins zu setzen. In diesem Fall wird nicht nur der erste, sondern mehrere Zeitschritte der Lösung des aktuellen Prediction-Horizon im Receding-Horizon übernommen. Der erste Zeitschritt im Prediction-Horizon nach den Intervallschritten liefert den Startwert für den nächsten Optimierungsdurchgang. Als Standard und bei den im Rahmen dieser Arbeit untersuchten Szenarien wird jedoch nur ein Intervallschritt verwendet. Bei der Definition des Overlaps müssen sowohl die gewünschten Zeitschrittgrößen als auch die dazugehörige Anzahl festgelegt werden. Dabei gelten die in Abschnitt 3.2.1 erklärten Regeln.

Weitere Startparameter sind der Brennstoffpreis, der bei dieser Arbeit für alle Energieerzeuger als gleich und konstant angenommen wurde, und der Preis für verkaufte Wärme. Bei den Simulationen wurde der Preis für Wärme mit 0 angenommen, damit berechnet die Kostenfunktion die Wärmegestehungskosten. Würde ein Preis für Wärme gewählt, hätte dieser allerdings keine Auswirkungen auf das Optimierungsproblem, da der benötigte Wärmebedarf vorgegeben und somit keine Optimierungsvariable ist. Stehen unterschiedliche Zusammensetzungen der Anlagenparks zur Verfügung, ist die gewünschte Konfiguration zu wählen.

Wird das Programm gestartet, wird zuerst der Bedarf anhand der gewählten Startparameter aus dem Jahresbedarf entnommen und gegebenenfalls skaliert. Danach folgt die Definition der Optimierungsvariablen und die Berechnung der Koeffizienten der Kostenfunktion für den gewählten Anlagenpark. Im Weiteren werden die in den Unterpunkten 3.4.1 und 3.4.2 beschriebenen Bedingungen und die Kostenfunktion für das Optimierungsproblem festgelegt.

Sind diese Vorgänge abgeschlossen, beginnt die eigentliche Simulation. Bei jedem Durchgang wird zuerst der Bedarf für den aktuellen Prediction-Horizon bestimmt. Bei der Verwendung von variablen Zeitschritten können nicht alle Werte direkt aus dem berechneten Bedarf übernommen werden. Für die unterschiedlichen Größen der Zeitschritte muss der Bedarf neu berechnet werden. Dabei unterscheidet sich das Vorgehen zwischen energie- und leistungsbasiertem Modell. Gleichzeitig mit dem Bedarf wird auch der Strompreis an die Zeitschrittgrößen angepasst. Als Nächstes werden die Faktoren für die Kostenfunktion mit dem aktuellen Strompreis berechnet. Die neu berechneten beziehungsweise aktualisierten Werte werden gemeinsam mit den Startwerten der Optimierungsvariablen dem Solver übergeben. Als Startwerte werden, wie in 3.2.2 beschrieben, die Ergebnisse des ersten Overlapschrittes des im Durchgang davor gelösten Prediction-Horizon gewählt. Für den ersten Simulationsdurchgang wird das Problem ohne vorgegeben Startwerte gelöst, da noch keine Ergebnisse aus vorangegangenen Simulationen existieren. Die vom Solver gelieferten Lösungen für den jeweiligen Prediction-Horizon werden abgespeichert. Die Ergebnisse der Intervallschritte jedes Durchgangs werden als Lösung für den jeweiligen Zeitschritt im Receding-Horizon gesetzt. Ob Anlagen im Intervallschritt an- oder abgefahren wurden, muss ebenso festgehalten werden. Dieser gesamte Simulationsdurchgang wird wiederholt, bis der Receding-Horizon vollständig gelöst ist.

Kapitel 4

Szenarien und Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die untersuchten Szenarien vorgestellt und deren Ergebnisse präsentiert. Alle Simulationen wurden mit dem Prinzip des, in Abschnitt 3.2 erklärten, Receding-Horizon durchgeführt. Berechnungszeitraum ist immer eine ganze Woche. Für die unterschiedlichen Lastfälle wurde ein generisch erstellter Wärmebedarf herangezogen. Dieser liefert Daten auf Stundenbasis und repräsentiert ein gesamtes Jahr. Als Strompreise wurden die Daten vom Spotmarkt [16] übernommen. Der Brennstoffpreis pro Megawattstunde wird bei allen Anlagen als konstant angenommen. Als allgemeiner Lastfall wurde eine Woche mit hohem Energiebedarf im Winter gewählt. Der standardmäßig eingesetzte Anlagenpark wird im folgenden beschrieben. Für den Füllstand des Speichers gilt, dass er zu Beginn und ab dem Ende des Receding-Horizon halb voll sein muss. Somit wird verhindert, dass mögliche günstige Konstellationen aus Energiebedarf und Strompreis den Speicherfüllstand am Ende des betrachteten Zeitraums beeinflussen und damit die Kosten verfälschen. Weichen die eben erwähnten Annahmen in einem Szenario ab, wird dies gesondert erwähnt. Das verwendete Modell und der gewählte Prediction-Horizon werden im jeweiligen Szenario angegeben.

4.1 Fiktiver Anlagenpark

Der bei den Simulationen verwendete, fiktive, Anlagenpark setzt sich aus den in Tabelle 4.1 aufgelisteten Energieerzeugern zusammen. Basis für die Auslegung, hinsichtlich Wärmeproduktion, elektrischer Leistung und Wirkungsgrade, bilden Anlagen aus [12] und [28]. Die Leistungsdaten wurden jedoch skaliert und an den verwendeten Energiebedarf angepasst. Die Wahl der Startkosten einer Anlage wurde in Anlehnung an [46] getroffen. Die minimalen Lauf- und Stillstandszeiten wurden frei gewählt, dabei wurde darauf geachtet, die Möglichkeiten der Anlagen etwas zu streuen und somit flexiblere und trägere Erzeuger zu erhalten. Für die Festlegung der fixen, stündlichen, Betriebskosten der Anlagen wurden Faktoren aus [28] herangezogen. Ebenso aus [28] wurden die ungefähren Daten für die minimalen Teillasten sowie die mögliche Leistungsänderung pro Stunde entnommen und angepasst. Die Leistungsänderung pro Stunde (Rampe) bezieht sich auf die Wärmeleistung und gilt sowohl für die Leistungssteigerung als auch die Leistungsreduktion. Die Müllverbrennungsanlage (*engl.: Waste*) muss nicht regelmäßig betrieben werden, um anfallenden Müll zu verarbeiten. Die Namen beschreiben lediglich, an welchen realen Anlagentyp die Leistungsdaten angelehnt sind.

Name	Heat [MW]	Power [MW]	η [—]	Part load [%]	Ramp [$\frac{MW}{h}$]	Down-time [h]	Up-time [h]
Waste	100	35	0,80	50%	50	8	7
CCGT	80	100	0,86	35%	28	7	6
Biomass 1	55	30	0,80	20%	22	5	4
Biomass 2	30	17,5	0,87	20%	12	3	2
Peak boiler	35	-	0,92	20%	12	3	2

Tabelle 4.1: Technische Daten Energieerzeuger

Einen weiteren Teil des fiktiven Anlagenparks bildet der Wärmespeicher. Dieser wird zur Spitzenlastabdeckung, zur Lastverschiebung und zur Lastglättung eingesetzt und ist so ausgelegt, dass er innerhalb von acht Stunden vollständig be- oder entladen werden kann,

ähnlich wie in [28]. Weitere technische Daten wie Wirkungsgrade und Wärmeverluste wurden frei gewählt. Die angegebene Leistung gilt sowohl für das Be- als auch das Entladen. Der Speicher *Storage 5* in der Tabelle 4.2 entspricht genau diesen Voraussetzungen und wird als Standardspeicher bei den unterschiedlichen Szenarien eingesetzt.

Die weiteren, aufgelisteten Wärmespeicher werden in Abschnitt 4.7 verwendet, um die Auswirkung unterschiedlicher Speichercharakteristika zu untersuchen. Sie variieren in Kapazität und/oder Leistung im Vergleich zum Standardspeicher.

Name	Capacity [MWh]	Power [MW]	η [-]	rel. Loss [$\frac{1}{h}$]
Storage 1	150	25	0,9	0,001
Storage 2	150	37,5	0,9	0,001
Storage 4	300	25	0,9	0,001
Storage 5	300	37,5	0,9	0,001
Storage 6	300	50	0,9	0,001
Storage 7	400	25	0,9	0,001
Storage 8	400	37,5	0,9	0,001
Storage 9	400	50	0,9	0,001

Tabelle 4.2: Technische Daten Wärmespeicher

4.2 Einfluss der Größe des Prediction-Horizon

Zur Untersuchung der Größe des Prediction-Horizon und deren Auswirkung auf die Ergebnisse wurde das energiebasierte Modell mit konstanter 60-Minuten-Auflösung herangezogen. Die Überlegung war, dass bei größer werdendem Prediction-Horizon die Kosten sinken müssten, da zukünftige Ereignisse dadurch besser berücksichtigt werden können. Wie in Abschnitt 3.2 bereits erklärt, setzt sich der Prediction-Horizon aus dem bindenden Intervall und dem Overlap zusammen. In diesem Fall besteht das Intervall aus einem 60-Minuten-Schritt. Der Overlap beginnt mit einem 60-Minuten-Schritt und erhöht sich bei jedem Simulationsvorgang um einen weiteren. Bei jedem Durchgang wird die optimale Betriebsweise des Anlagenparks für eine Woche berechnet. In Abbildung 4.1 sind die Ergebnisse dieser Untersuchung dargestellt.

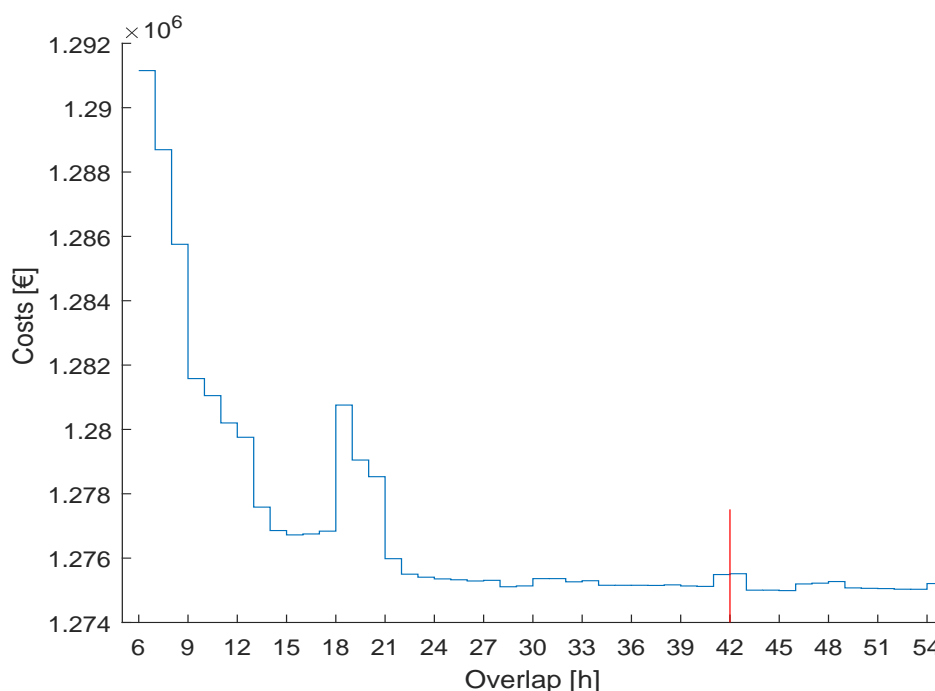


Abbildung 4.1: Kosten Winter energieb. - Schrittgröße: 60 Minuten

Auf der vertikalen Achse sind die Kosten aufgetragen. Jeder Wert auf der horizontalen Achse steht für die Simulation einer Woche mit dem jeweiligen Overlap. Es zeigt sich eindeutig, dass mit größerem Prediction-Horizon bessere Ergebnisse, im Sinne der Kostenreduktion, erreicht werden. Die Ergebnisse konvergieren mit zunehmender Größe des Overlaps gegen

einen bestimmten Wert und ein weiteres Wachsen des Prediction-Horizon ist nicht mehr zielführend. Der Anstieg der Kosten für die Overlapgrößen von 17 bis 22 Stunden ist darauf zurückzuführen, dass die Länge des Prediction-Horizon in diesem Bereich dem zeitlichen Abstand zwischen Bedarfsspitzen beziehungsweise Bedarfssenken entspricht. Dieser Effekt wird in Abschnitt 4.3 nochmals genauer erläutert. Bei einer Overlapgröße von 42 Stunden, markiert durch den roten Strich, steigen die Kosten nochmals leicht an. Indikativ kann dieses Verhalten mit dem gleichen Effekt erklärt werden. Im weiteren Verlauf unterliegen die Kosten nur mehr kleinen Schwankungen. Ein kontinuierliches Ansteigen oder Abfallen der Kosten tritt nicht mehr auf. Aus diesem Grund wurden die Simulationen in den folgenden Szenarien bis zu dieser maximalen Overlapgröße durchgeführt um die Gesamtsimulationsdauer zu reduzieren.

Beachtet werden muss, dass längere Prediction-Horizons auch einen Anstieg der Rechen-
dauer bedeuten. Bis zu einer Overlapgröße von etwa 6 Stunden ist das Problem meist nicht lösbar, da zukünftige, stärkere, Energiebedarfsänderungen noch nicht berücksichtigt werden. Tritt in diesem Bereich eine größere Laständerung auf und der Anlagenpark befindet sich in einer zur Bedarfsanforderung gegenteiligen Betriebsweise, kann es dazu führen, dass die technischen Möglichkeiten zur Leistungsänderung nicht ausreichen, um den Bedarf zu decken. Sobald die ersten Lastspitzen und Lastsenken mit dem Prediction-Horizon abgedeckt werden, ist das Problem durchgehend lösbar. Darum sind die Ergebnisse erst ab einer Overlapgröße von 6 Stunden in den Diagrammen aufgetragen.

4.3 Auswirkungen unterschiedlicher Auflösungen

Die Auswirkungen der unterschiedlichen zeitlichen Auflösungen auf Kosten und Rechenzeit soll in diesem Teil untersucht werden. Dazu wurden zusätzlich, zu der in Abschnitt 4.2 bereits gezeigten 60-Minuten-Auflösung des energiebasierten Modells, Simulationen mit 15- und 30-minütiger Zeitschrittgröße durchgeführt. Der Vergleich der drei verwendeten Auflösungen ist in Abbildung 4.2 dargestellt.

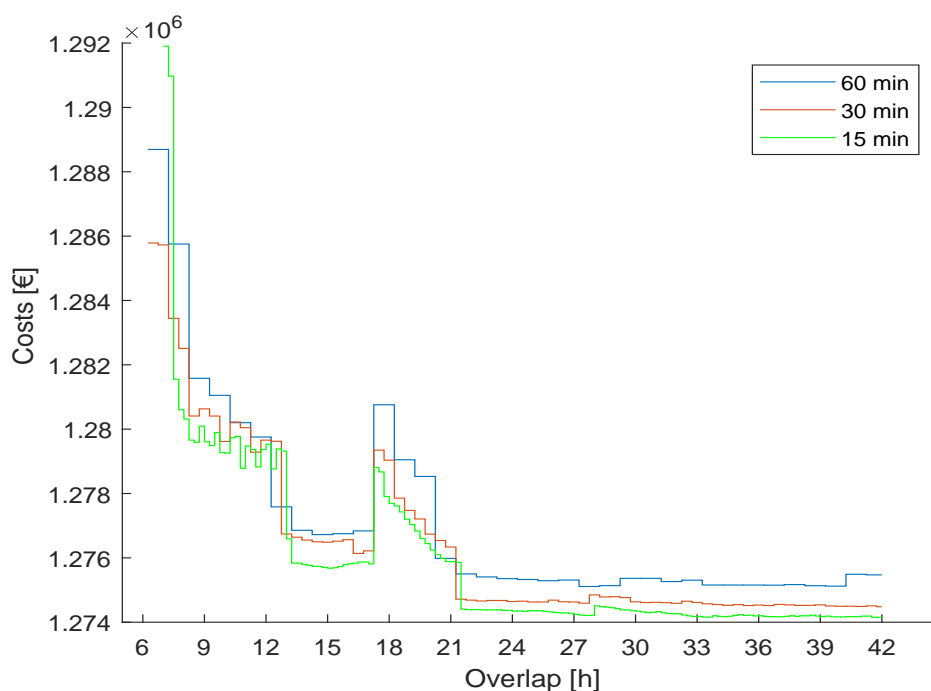


Abbildung 4.2: Kosten Winter energieb. - Schrittgröße: 15, 30 und 60 Minuten

Die Ergebnisse zeigen eindeutig einen Unterschied zwischen den verschiedenen Auflösungen. Generell zeigen alle drei Auflösungen ein rasches Konvergenzverhalten mit einem nochmaligen Anstieg für die Overlapgrößen von 17 bis 22 Stunden. Nach diesem Anstieg bleiben die Ergebnisse einigermaßen konstant. Der leichte Anstieg der 60-Minuten-Auflösung bei der Overlapgröße von 42 Stunden tritt bei den beiden feineren Auflösungen nicht auf. Die Kostenkurven der 15- und 30-Minuten-Auflösung bewegen sich konstant unter der Kurve der 60-Minuten-Auflösung, wobei die 15-Minuten-Auflösung die besten Ergebnisse liefert.

Damit entsprechen die errechneten Werte den vor der Simulation erwarteten Ergebnissen. Die Kosten werden bei feinerer Auflösung eindeutig geringer, da auch Änderungen inner-

halb der stündlichen Zeitschritte berücksichtigt werden können. Diese Annahme wird auch in [47] beschrieben und in Abschnitt 1.4.1 erwähnt. Die Vorteile für die feineren Auflösungen ergeben sich daraus, dass innerhalb kleinerer Zeitschritte die Anlagen an- oder abgefahren, beziehungsweise deren Leistungen verändert werden können. Somit ist es möglich, flexibler, also auch innerhalb eines Zeitschrittes einer gröberen Auflösung, auf bevorstehende Bedarfsänderungen zu reagieren.

Da der Bedarf für die feineren Auflösungen aus dem stündlichen Bedarf ermittelt wird, treten keine unerwarteten Bedarfsänderungen innerhalb einer Stunde auf. Würden solche Änderungen vorkommen, wie es etwa bei Modellen, die Windkraft berücksichtigen, der Fall sein könnte, ermöglicht es die Verwendung von feineren Zeitschrittgrößen darauf zu reagieren. Dies könnte im Weiteren zu größeren Kostenunterschieden zwischen den verwendeten Auflösungen führen. Feinere Auflösungen können im Bezug auf die Kosten allerdings auch Nachteile haben. Um die benötigte Energie für einen bestimmten Zeitschritt zu liefern, muss bei feiner Auflösung früher mit der Leistungsänderung begonnen werden, da die Rampen nicht so schnell gefahren werden können. Bei ungünstigem Strompreis wirkt sich dieser Effekt negativ auf die Kosten aus, entspricht hingegen eher der Realität.

Die Sprünge in den Kostenkurven im Bereich zwischen den Overlapgrößen von 17 und 22 Stunden sind darauf zurückzuführen, dass Leistungssenken und Leistungsspitzen bei diesem Lastfall in regelmäßigen Abständen auftreten. Die Abstände entsprechen ungefähr dem Prediction-Horizon mit diesen Overlapgrößen. Daher wird beim durchlaufen des Receding-Horizon der Bedarf oft von Spitze zu Spitze und Senke zu Senke betrachtet, was zu einer ungünstigen Lösung des Problems führt. Konkret werden Anlagen zu gewissen Zeitpunkten angefahren, die für Prediction-Horizons vor und nach diesem Overlapbereich nicht in Betrieb gehen.

Vergleicht man die Betriebspläne der verschiedenen Auflösungen in den Abbildungen 4.5, 4.6 und 4.7 ab Seite 63, zeigt sich die unterschiedliche Betriebsweise der Anlagen. Am deutlichsten ist der Unterschied zwischen den 60- und 30-Minuten-Schritten, allerdings sind auch zwischen 30- und 15-Minuten-Schritten Änderungen zu erkennen. Diese Abweichungen der Auflösungen werden ab Seite 63 genauer ausgeführt.

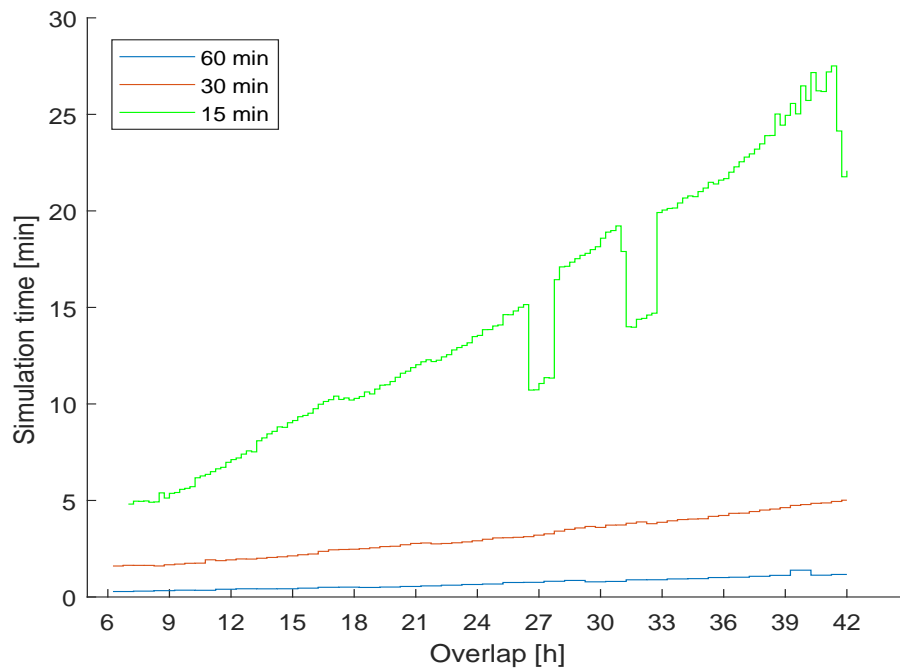


Abbildung 4.3: Simulationszeit Winter energieb. - Schrittgröße: 15, 30 und 60 Minuten

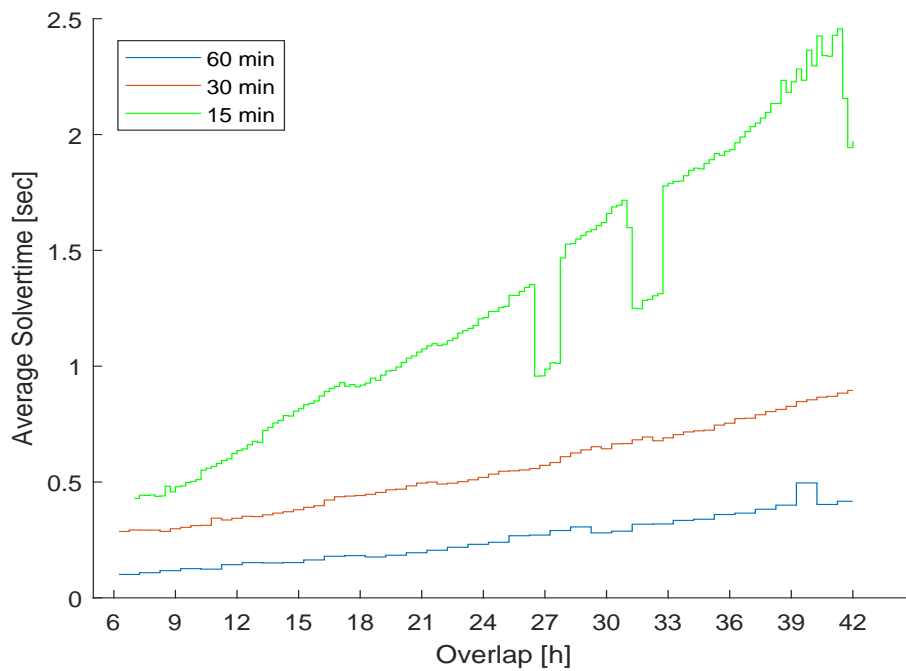


Abbildung 4.4: Durchschn. Solverzeit Winter energieb. - Schrittgröße: 15, 30 und 60 Minuten

Je kleiner die Auflösung, desto größer ist die Simulationszeit für das Problem. Der Grund dafür ist, dass bei feineren Auflösungen mehr Zeitschritte benötigt werden, um einen bestimmten Prediction-Horizon abbilden zu können. Dadurch steigt die Anzahl der Optimierungsvariablen und das Problem wächst stark an. Um eine Vorstellung davon zu bekommen, wie lange es bei verschiedenen Auflösungen und Overlapgrößen dauert, die Lösung für eine gesamte Woche zu berechnen, sind in Abbildung 4.3 die Simulationszeiten, der in Abbildung 4.2 gezeigten Kostenverläufe, mit den dazugehörigen Overlapgrößen dargestellt. Dazu werden die Solverzeiten der einzelnen Prediction-Horizons aufsummiert und man erhält die Gesamtzeit, die der Solver damit beschäftigt ist, um die optimale Lösung zu finden.

In Abbildung 4.4 sind die durchschnittlichen Solverzeiten der Prediction-Horizons der gesamten Woche dargestellt. Die 60-Minuten-Auflösung zeigt, auch trotz steigender Overlapgröße, einen sehr niedrigen und flachen Verlauf der Simulationszeit. Bei der 30-Minuten-Auflösung ist bereits eine größere Startzeit und ein Anstieg der Berechnungszeit zu verzeichnen. Einen eindeutigen Anstieg der Rechenzeit, mit zunehmender Größe des Prediction-Horizon, zeigt die 15-Minuten-Auflösung.

Die Berechnungen für die 15- und 30-Minuten-Auflösung wurde in mehrere Simulationsvorgänge aufgeteilt. Anlass dafür war, dass bei größeren Problemen mit länger andauernder Simulationszeit die Rechenleistung von MATLAB absinkt. Um diesem Verhalten entgegenzuwirken, wurde die Simulation in mehreren kleineren Schritten durchgeführt und MATLAB dazwischen immer wieder neu gestartet. Daraus resultieren die feinen Schwankungen der Solverzeiten bei den kleineren Auflösungen. Bei früheren Versuchen zeigte sich auch, dass die Rechenzeiten stark abhängig von der Auslastung des dafür verwendeten Computers waren. Aus diesem Grund wurde während den Simulationen nicht mit dem PC gearbeitet. Trotz dieser Maßnahmen sind die groben Ausreißer der 15-Minuten-Auflösungen bei den Overlapgrößen von 27 und 33 Stunden auf spontane Änderungen der Rechenleistung des Computers zurückzuführen.

Unabhängig von den Verfälschungen basierend auf MATLAB und dem PC selbst, ist ein gravierender Unterschied bei den Simulationszeiten zu erkennen, der für die Wahl der Auflösung berücksichtigt werden muss. Aufgrund der besseren Vergleichbarkeit wird für alle weiteren Szenarien die durchschnittliche Solverzeit der Prediction-Horizons herangezogen.

Betriebsmodus der Anlagen

Die Betriebspläne der Anlagen für die prädierte Woche setzen sich aus den optimalen Lösungen des UC-Problems für den Reciding-Horizon zusammen. In Abbildung 4.5-4.7 ab Seite 63 sind Betriebspläne für die drei verwendeten Auflösungen bei einer Overlapgröße von 42 Stunden dargestellt.

Die einzelnen Farben stehen für die verwendeten Anlagen. Die Höhe des Balkens gibt die aktuelle mittlere Leistung pro Zeitschritt an. Der Wärmebedarf wird in Form der schwarzen Linie dargestellt. Die magentafarbene Linie beschreibt den aktuellen Strompreis zu jedem Zeitschritt. Die grünen Bereiche signalisieren einen Ladevorgang des Speichers, da mehr Energie produziert als benötigt wird. Rote Bereiche beschreiben den Entladevorgang des Speichers, wenn die Energieerzeuger zu wenig Wärme liefern. Es ist gut zu erkennen, dass bei höheren Strompreisen mehr Wärme als notwendig produziert und der Speicher damit geladen wird. Sehr deutlich ist dies bei dem zeitlichen Fortschritt von etwa 100 Stunden bei den beiden feineren Auflösungen zu erkennen. In Zeiten niedriger Strompreise, wie beispielsweise um Stunde 140, wird der Speicher entladen und damit die benötigte Wärme bereitgestellt.

Am Verlauf des Wärmebedarfs ist die gewählte Auflösung gut zu erkennen. Je feiner sie wird, desto kontinuierlicher wird der Übergang zwischen den Zeitschritten. Auch bei den Leistungsänderungen der Energieerzeuger sind die Abweichungen zwischen den gewählten Zeitschrittgrößen gut herauszulesen, wie beispielsweise bei Stunde 60. Abgesehen vom Verlauf des Wärmebedarfs, sind den Abbildungen auch andere Unterschiede zu entnehmen. Die offensichtlichste Abweichung zeigt die 60-Minuten-Auflösung, bei der die *Biomasse 1*-Anlage zwischen Stunde 90 und 110 nicht hochgefahren wird, wie es bei den beiden feineren Auflösungen der Fall ist. Dies ist auch der Grund für die erhöhte Kostenkurve bei dieser Overlapgröße. Der Leistungsrückgang der *Waste*-Anlage für die beiden feineren Auflösungen bei Stunde 70 ist unterschiedlich ausgeprägt und resultiert in einer abweichenden Speicherbeladung, wie im Vergleich mit dem Strompreis deutlich wird. Das Absinken der Speicherbeladung nach Stunde 80 und das Ansteigen bis hin zu Stunde 110 ist bei den beiden feineren Auflösungen sehr ähnlich, während die 60-Minuten-Auflösung davon abweicht.

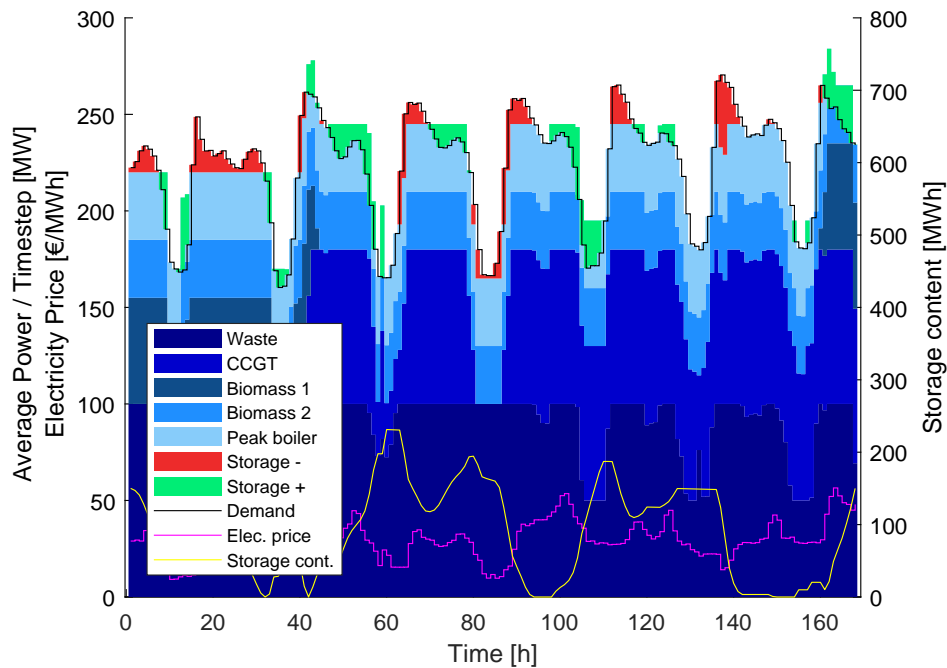


Abbildung 4.5: Betriebsplan Winter energie. - Schrittgröße: 60 min, Overlap: 42 h

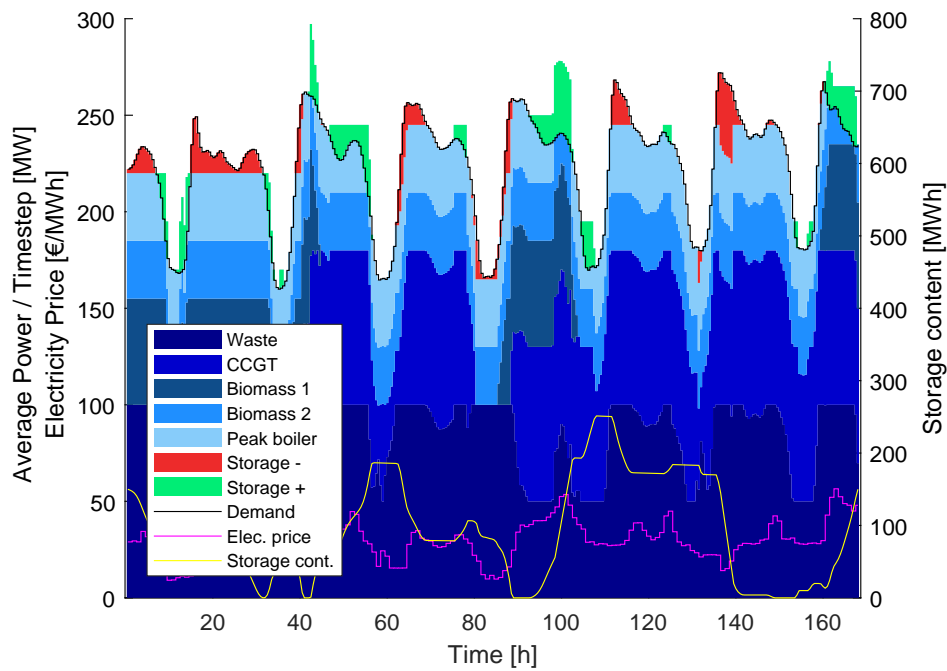


Abbildung 4.6: Betriebsplan Winter energie. - Schrittgröße: 30 min, Overlap: 42 h

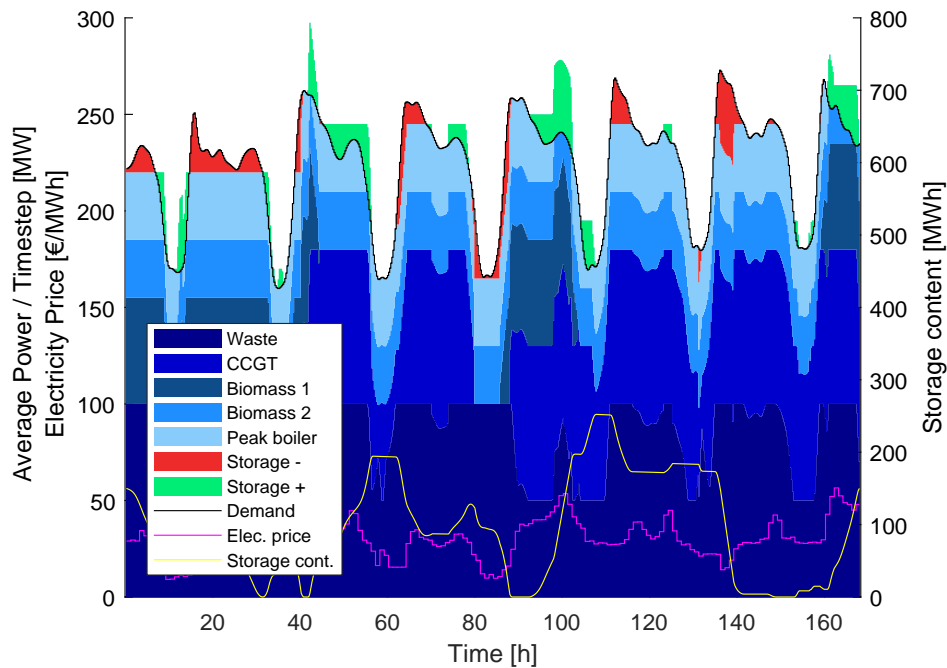


Abbildung 4.7: Betriebsplan Winter energieb. - Schrittgröße: 15 min, Overlap: 42 h

Die Speicherentladung bei Stunde 135 und die damit verbundene Reduktion der Leistung der *CCGT*-Anlage ist nur bei den feineren Auflösungen zu erkennen und unterschiedlich ausgeprägt. Weiters ist in der 15-Minuten-Auflösung bei Stunde 160 ein kleiner Einbruch der *Waste*-Anlage ersichtlich, der bei 30-Minuten-Auflösungen nicht auftritt, in der 60-Minuten-Auflösung allerdings schon zu erkennen ist. Durch die nicht hochgefahrene *Biomasse 1*-Anlage bei der 60-Minuten-Auflösung zwischen Stunde 90 und 110 ergeben sich auch mehrere Unterschiede der Speichernutzung in diesem Bereich.

4.4 Verhalten bei Änderung der Lastfälle

Bisher wurden die Simulationsergebnisse für eine, den Winter repräsentierende, Woche mit starker Auslastung des Anlagenparks vorgestellt. In diesem Abschnitt soll untersucht werden, ob und wie sich andere Lastfälle auf den Prediction-Horizon auswirken. Verwendet wurde dafür, wie bei den bereits präsentierten Ergebnissen, das energiebasierte Modell. Die untersuchten Lastfälle wurden so gewählt, dass sie eine Woche im Frühling, mit mittlerer Auslastung des Anlagenparks, und eine Woche im Sommer, mit geringer Auslastung der Anlagen, repräsentieren. Für die Simulationen wurden 30-Minuten- und 60-Minuten-Auflösungen verwendet.

Frühling - mittlere Auslastung

In Abbildung 4.8 sind Wärmebedarf und Betriebsplan des Anlagenparks für die Woche mit mittlerer Auslastung in 30-Minuten-Auflösung dargestellt. Verglichen mit Abbildung 4.6 ist zu erkennen, dass die größeren Anlagen nicht mehr im Dauerbetrieb laufen. Der Verlauf des Lastprofils ist weniger regelmäßig und der Wärmebedarf ist deutlich reduziert. Weiters ist die starke Abhängigkeit des Speicherbetriebs vom Strompreis sehr gut sichtbar.

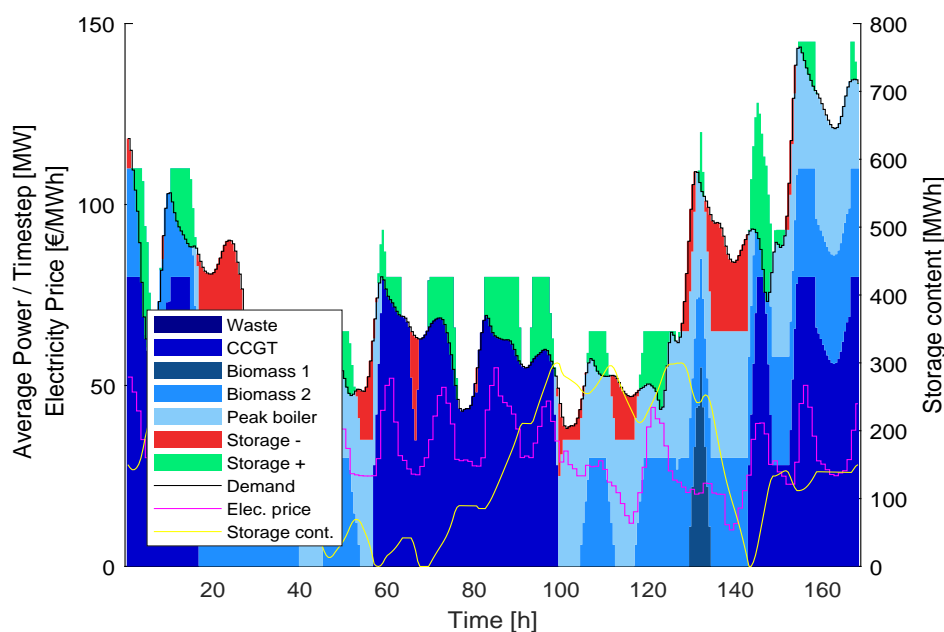


Abbildung 4.8: Betriebsplan Frühling energieieb. - Schrittgröße: 30 min, Overlap: 42 h

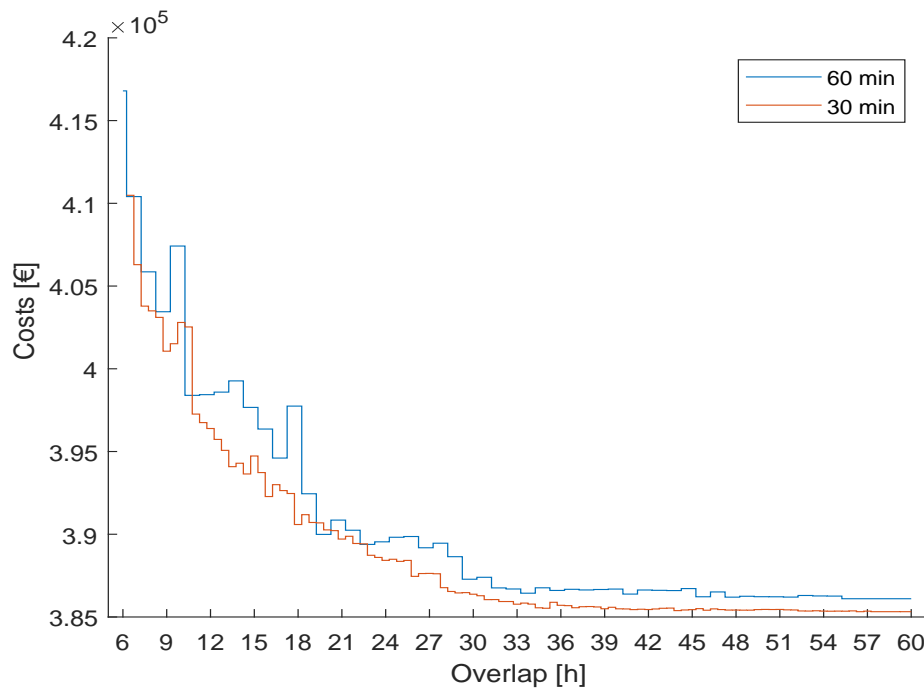


Abbildung 4.9: Kosten Frühling energieb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten

Bei der Betrachtung des Kostenverlaufs in Abbildung 4.9 ist zu erkennen, dass sich dieser deutlich von den Ergebnissen in Abschnitt 4.3 unterscheidet. Während bei starker Auslastung in der Winterwoche, siehe Abbildung 4.2, bereits vor der Overlapgröße von 21 Stunden die Kosten eher gleichmäßig bleiben, setzt dieses Verhalten für die mittlerer Auslastung in der Frühlingswoche deutlich später ein. Erst ab einer Overlapgröße von ca. 32 Stunden bleiben die Kosten, bis auf kleine Schwankungen, konstant. Generell ist ein trägerer und weniger steiler Abfall der Kostenkurven zu sehen.

Da für die Kosten bei einer Overlapgröße von 42 Stunden noch nicht abzusehen war, ob diese bereits konstant bleiben, wurden die Simulationen bis zu einer Overlapgröße von 60 Stunden durchgeführt.

Abbildung 4.10 zeigt die durchschnittlichen Solverzeiten für die Prediction-Horizons der Frühlingswoche. Die sprunghaften Änderungen der 30-Minuten-Auflösung zwischen den Overlapgrößen 25 und 42 sowie der kleine Einbruch zu Beginn bei Overlapgröße 10 resultieren aus Leistungsschwankungen des Computers. Vergleicht man die Zeiten mit denen aus Abbildung 4.3, ist ein genereller Anstieg der Rechenzeit zu erkennen.

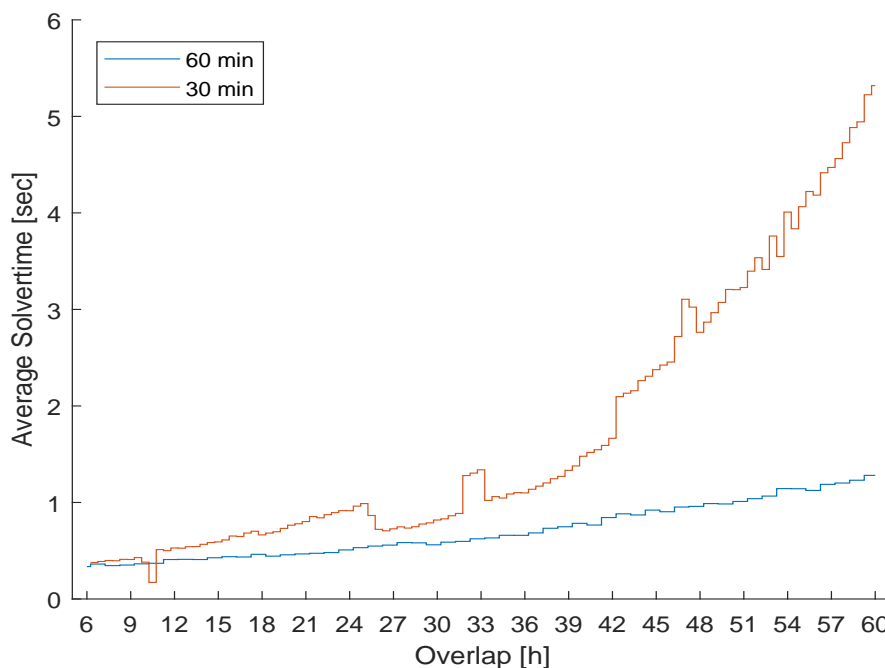


Abbildung 4.10: Durchschn. Solverzeit Frühling energieb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten

Während bei der Winterwoche die Zeitkurve der 60-Minuten-Auflösung über alle Overlaps bis auf etwa eine halbe Sekunde anwächst, steigt die Berechnungszeit in der Frühlingswoche bis zum Overlap von 42 Stunden auf etwa eine Sekunde an. Auch die Kurve der 30-Minuten-Auflösung der Frühlingswoche übersteigt jene der Winterwoche. Dieser Anstieg der Simulationszeit ist auf die größere Anzahl der Möglichkeiten zur Deckung des Energiebedarfs zurückzuführen. In der Winterwoche sind die Möglichkeiten eingeschränkter, da bestimmte Anlagen durchgehend betrieben werden müssen, um den Energiebedarf decken zu können.

Sommer - geringe Auslastung

Der Wärmebedarf für die Woche mit geringer Auslastung des Anlagenparks ist in Abbildung 4.11 dargestellt. Im Vergleich zur Frühlingswoche in Abbildung 4.8 ist der Energiebedarf deutlich gesunken und das Lastprofil weist über die gesamte Woche geringere Schwankungen zwischen maximalen und minimalen Bedarf auf.

Auffällig ist, dass der Speicher intensiv genutzt wird und der Bedarf bei Stunde 50 sogar nur durch diesen gedeckt wird. Wie auch in der Frühlingswoche werden nicht mehr alle Anlagen in Betrieb genommen, um den Energiebedarf zu decken.

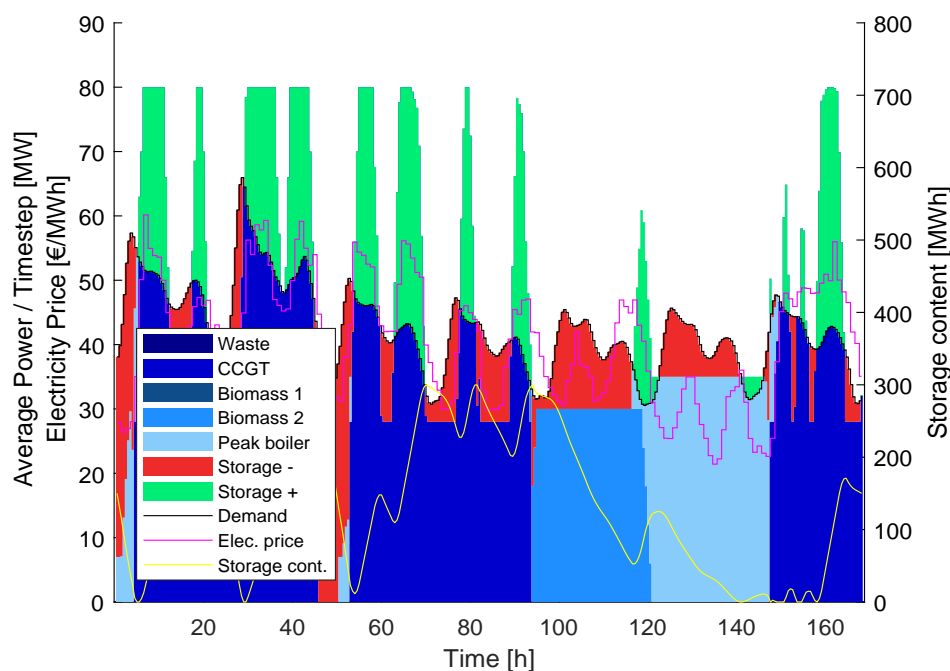


Abbildung 4.11: Betriebsplan Sommer energieieb. - Schrittgröße: 30 min, Overlap: 42 h

Die *Waste*- und *Biomass 1*-Anlage werden aufgrund ihres schlechteren Wirkungsgrades nicht mehr beziehungsweise nur selten eingesetzt.

Der Kostenverlauf der Sommerwoche ist in Abbildung 4.12 dargestellt. Auch für diesen Lastfall ergibt sich ein Kostenverlauf, der sich von den beiden anderen abhebt. Bei kleineren Prediction-Horizonten fallen die Kostenkurven steiler ab als bei der Frühlingswoche. Ab einer Overlapgröße von 17 Stunden erreicht die 30-Minuten-Auflösung bereits sehr niedrige Kostenwerte. Bei beiden Auflösungen ändern sich, ab einer Overlapgröße von 24 Stunden, die Kosten nur mehr geringfügig. Damit werden die niedrigeren Kosten, wie auch bei der Winterwoche, früher als in der Frühlingswoche erreicht.

In Abbildung 4.13 sind die durchschnittlichen Solverzeiten dargestellt. Die Verläufe der Zeitkurven ähneln stark denen der Frühlingswoche in Abbildung 4.10. Die Rechenzeiten sind gegenüber der Winterwoche stark erhöht. Zurückzuführen ist das wiederum auf die höhere Anzahl der Möglichkeiten, um das Problem zu lösen, da bestimmte Anlagen nicht betrieben werden müssen, um die benötigte Wärme zur Verfügung zu stellen. Der kurze Anstieg der 60-Minuten-Auflösung bei der Overlapgröße von 9 Stunden ist wiederum auf Leistungsänderungen des verwendeten Computers zurückzuführen.

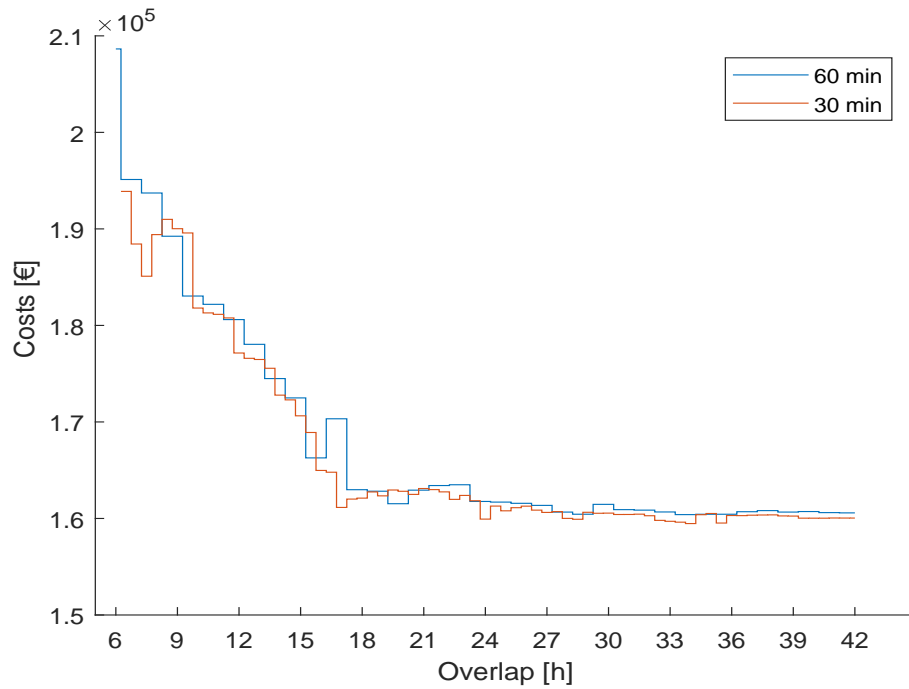


Abbildung 4.12: Kosten Sommer energie. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten

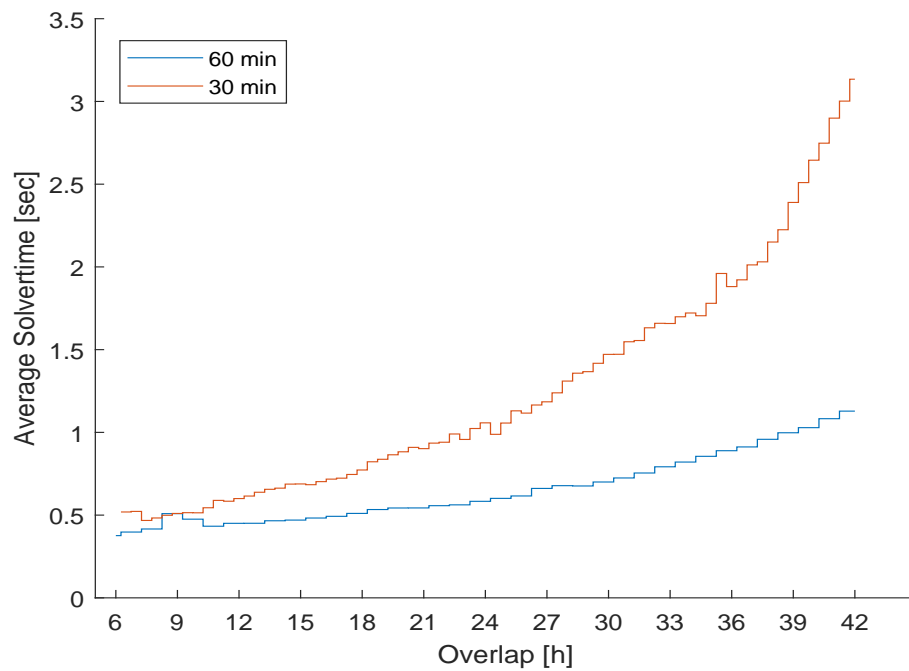


Abbildung 4.13: Durchschn. Solverzeit Sommer energie. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten

Konvergenzvergleich und Zusammenfassung

Ein Vergleich des Konvergenzverhaltens, der Kostenkurven aller drei Lastfälle, ist in den Abbildungen 4.14 und 4.15 dargestellt. Dazu wurden die Kosten jedes Lastfalls normiert, um eine aussagekräftige Gegenüberstellung zu erhalten.

Aus diesen Abbildungen kann geschlossen werden, dass die Wahl des geeigneten Prediction-Horizon stark davon abhängt, wie groß der Wärmebedarf und wie regelmäßig sein Verlauf ist. Sobald mit dem Prediction-Horizon aufeinanderfolgende Lastspitzen und Lastsenken abgedeckt werden, beginnen die Kosten stärker zu sinken. Bei regelmäßigerem Verlauf nähern sich die Kosten bei steigender Overlapgröße schneller einem bestimmten Wert an. Dieses Verhalten zeigen die Winter- und die Sommerwoche. Bei der Frühlingswoche ist der Energiebedarf unregelmäßiger verteilt. Daraus resultiert ein späteres Annähern an einen einigermaßen konstanten Wert. Die Lastspitzen und Senken im Wärmebedarf bilden den Tagesverlauf im 24-Stunden-Rhythmus ab. Indikativ ist bei eher gleichmäßigem Verlauf, wie in der Winter- und Sommerwoche, dies auch der Grund dafür, dass ab einem Overlap von in etwa 24 Stunden bereits niedrige Kosten erreicht werden. Generell ergibt sich für jeden Lastfall eine andere Kostenkurve.

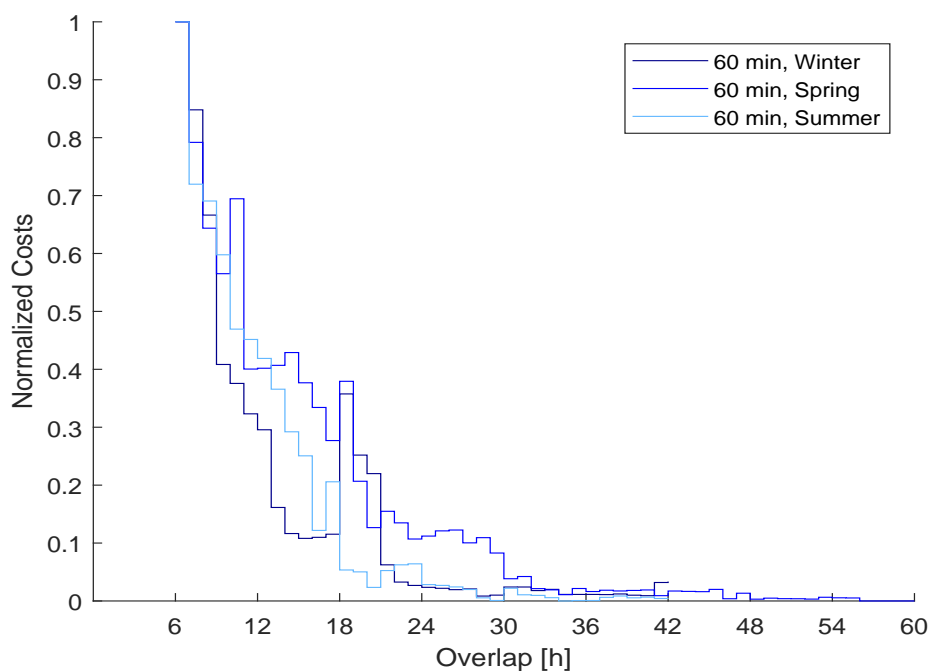


Abbildung 4.14: Vergleich des Konvergenzverhaltens energiebel. - Schrittgröße: 60 Minuten

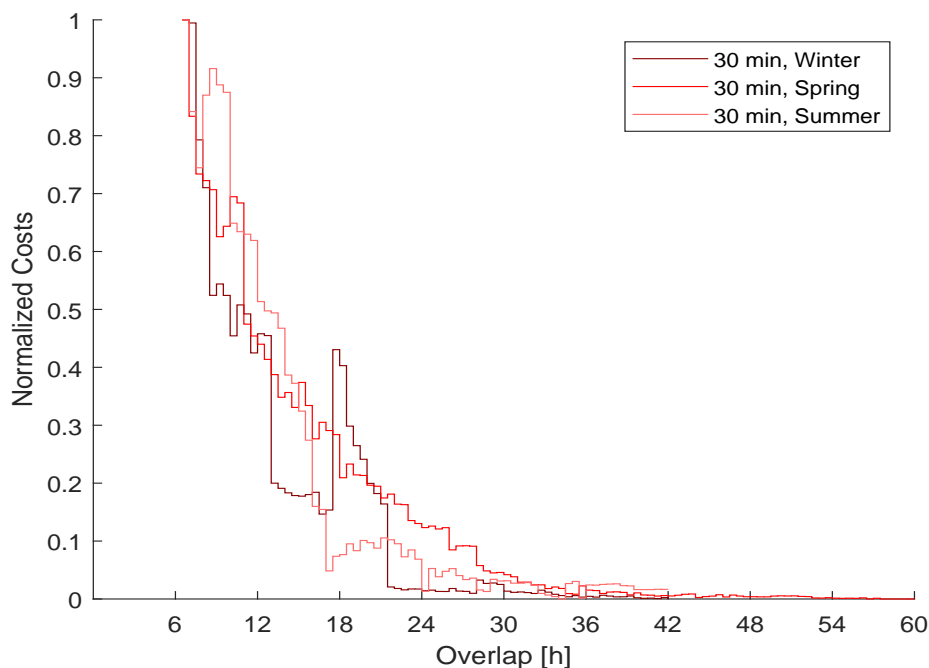


Abbildung 4.15: Vergleich des Konvergenzverhaltens energiebel. - Schrittgröße: 30 Minuten

Die Simulationszeit ist stark von der Auslastung des Anlagenparks abhängig. Müssen bestimmte Anlagen dauerhaft betrieben werden um den Energiebedarf zu decken, reduziert das die Möglichkeiten des Optimierungsproblems und die Lösung wird schneller gefunden.

Vergleicht man die Kostenaufteilung der unterschiedlichen Auflösungen in Tabelle 4.3 und 4.4, zeigt sich, dass bei allen Lastfällen die fixen Betriebskosten für feinere Auflösungen geringer werden. Die variablen Kosten, abhängig von der produzierten Energie, fallen für feinere Auflösung höher, niedriger oder sehr ähnlich aus. Damit zeigt sich, dass durch kleinere Auflösungen eine Verbesserung der Betriebszeiten erreicht werden kann. Indikativ ändern sich die variablen Kosten durch den, in Abschnitt 4.3 ab Seite 58 bereits erwähnten Effekt der früher einsetzenden Leistungsänderung bei feineren Auflösungen. Die Ausnahme bildet die 60-Minuten-Auflösung im Winterlastfall bei der Overlapgröße von 42 Stunden aufgrund eines Ausreißers in der Kostenkurve für diese Länge des Prediction-Horizon.

Name	Variable costs	Fix costs	Start-up costs	Total costs
	[€]	[€]	[€]	[€]
E-Winter-60	1096211	1625656	16738	1275515
E-Winter-30	1087542	169034	17904	1274481
E-Winter-15	1087519	168728	17904	1274151
E-Spring-60	278699	90883	17048	386630
E-Spring-30	277742	90009	17700	385451
E-Summer-60	72957	72564	15058	1605789
E-Summer-30	73246	71738	15058	160042

Tabelle 4.3: Kostenaufstellung energiebasiertes Modell, Overlap 42 h

Name	Variable costs	Fix costs	Start-up costs	Total costs
	[€]	[€]	[€]	[€]
E-Winter-60	1087657	169564	17904	1275121
E-Winter-30	1087556	169034	17904	1274494
E-Winter-15	1087630	168626	17904	1274161
E-Spring-60	278066	91574	17048	386687
E-Spring-30	277642	90152	17700	385494
E-Summer-60	72852	72807	15058	160717
E-Summer-30	73234	71738	15058	160030

Tabelle 4.4: Kostenaufstellung energiebasiertes Modell, Overlap 40 h

4.5 Vergleich Energie- und Leistungsbasiertes Modell

Zur Berechnung der folgenden Ergebnisse wurde das leistungsbasierte Modell herangezogen. Im Laufe dieses Abschnittes werden die Ergebnisse des leistungsbasierten Modells präsentiert und mit den Ergebnissen des energiebasierten Modells verglichen. Der Unterschied zwischen beiden Modellen wird in Abschnitt 3.4 genauer erläutert. Kurz zusammengefasst: Beim leistungsbasierten Modell ist nicht der Energiebedarf für einen gesamten Zeitschritt vorgegeben, sondern die konkreten Leistungen am Anfang und am Ende jedes Zeitschrittes. Die Energie, die mit den vorgegeben Leistungen innerhalb eines Zeitschrittes erzeugt wird, stimmt aber wiederum mit dem Energiebedarf des energiebasierten Modells überein. Weiters berücksichtigt das leistungsbasierte Modell bereits die beim Anfahren von Anlagen erzeugte Energie. Für den Leistungsbedarf wurden die drei Lastfälle aus den vorherigen Szenarien übernommen.

Winter - starke Auslastung

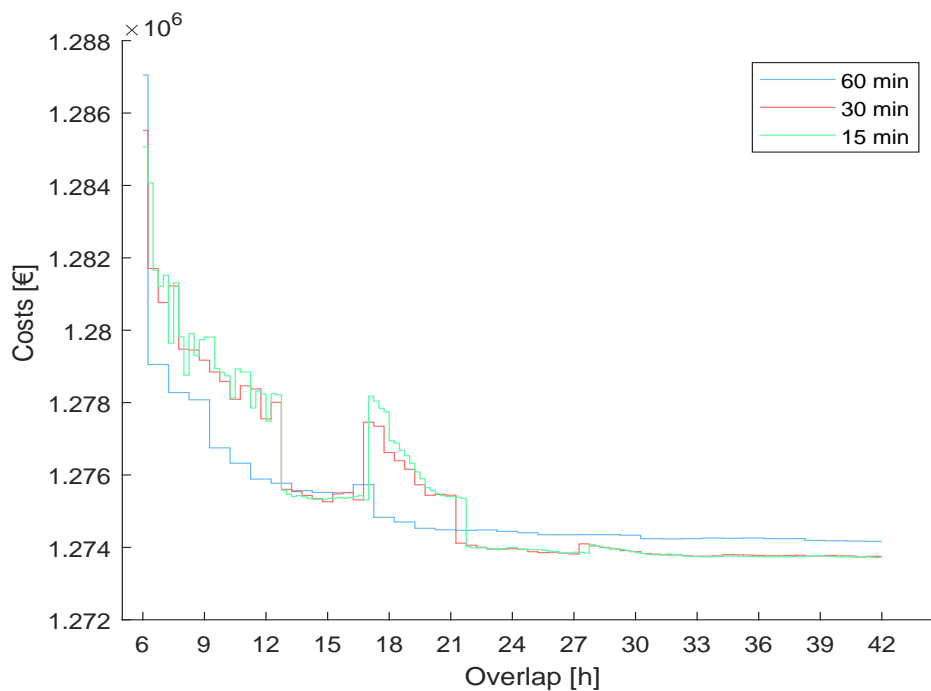


Abbildung 4.16: Kosten Winter leistungsb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten

In Abbildung 4.16 sind die Kosten des Winterlastfalls für die 15-, 30- und 60-Minuten-Auflösung über der Overlapgröße aufgetragen. Ähnlich wie beim energiebasierten Modell in Abbildung 4.2 beginnen die Kosten sich mit steigender Overlapgröße einem bestimmten Wert anzunähern. Die Kostenkurven der feineren 15- und 30-Minuten-Auflösung fallen ab einer Overlapgröße von 21 Stunden deutlich unter die 60-Minuten-Auflösung. Sie haben nahezu den gleichen Verlauf und unterscheiden sich bei den Kosten nur gering. Die höheren Kosten der beiden feineren Auflösungen zwischen den Overlapgrößen von 16 und 21 Stunden sind wie beim energiebasierten Modell auf den Abstand zwischen den Lastspitzen und Senken im Bedarf zurückzuführen.

Die durchschnittlichen Solverzeiten des leistungsbasierten Modells sind in Abbildung 4.17 dargestellt. Die Einbrüche in den durchschnittlichen Solverzeiten der 15- und 30-Minuten-Auflösung sind Leistungsänderungen des verwendeten Computers geschuldet. Im Vergleich zu den Simulationszeiten des energiebasierten Modells in Abbildung 4.3 fallen die Rechenzeiten des leistungsbasierten Modells höher aus. Ausschlaggebend dafür ist die zusätzliche Optimierungsvariable für die produzierte Energie zwischen zwei Zeitpunkten und die dafür notwendigen weiteren Constraints.

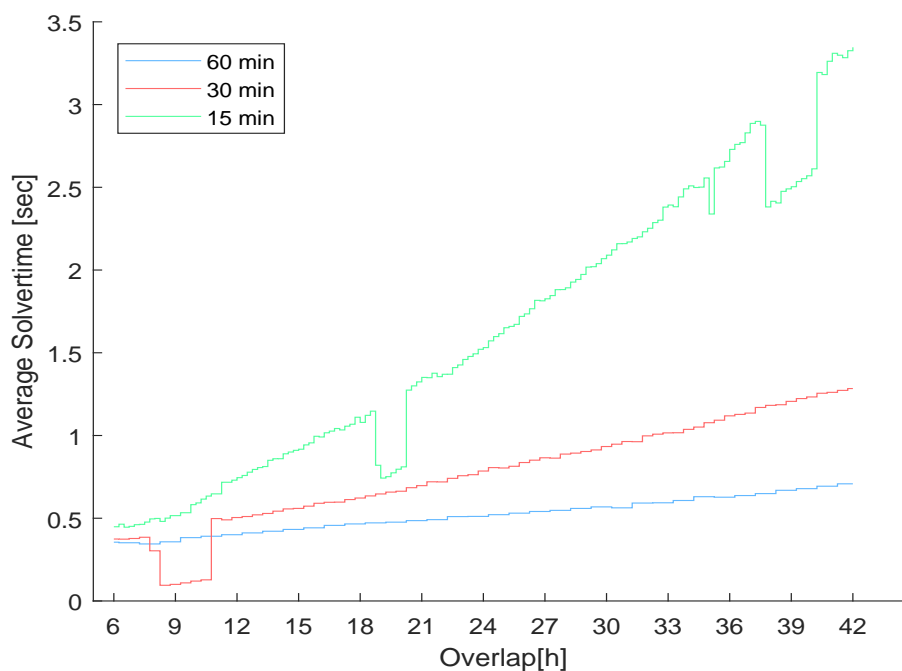


Abbildung 4.17: Durchschn. Solverzeit Winter leistungsb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten

Die zu den drei Auflösung des Winterlastfalls dazugehörigen Betriebspläne der Energieanlagen sind den Abbildungen 4.18-4.20 ab Seite 75 dargestellt.

Vergleicht man die drei Abbildungen, sind neben der Genauigkeit des Bedarfs und der damit verbundenen Leistungsänderung auch Unterschiede in der Betriebsweise zu erkennen. Beispielsweise ist bei Stunde 45 der 60-Minuten-Auflösung ein Rückgang der Leistung der *Waste*-Anlage zu verzeichnen, der bei den anderen beiden Auflösungen nicht auftritt. Ein weiterer Leistungsrückgang dieser Anlage ist bei etwa Stunde 70 für alle drei Auflösungen unterschiedlich ausgeprägt. Daraus resultiert wiederum eine unterschiedliche Speicherbeladung. Die Differenz zwischen den Kostenverläufen ist auf die unterschiedlichen Betriebsweisen der Anlagen zurückzuführen.

Vergleiche mit den Betriebsplänen des energiebasierten Modells in den Abbildungen 4.5-4.7 ab Seite 63 zeigen auch Abweichungen zu den eben beschriebenen Zeitpunkten. Ein direkter Vergleich der Leistung in den Betriebsplänen ist allerdings nicht möglich, da es sich beim energiebasierten Modell um die durchschnittliche Leistung pro Zeitschritt handelt und beim leistungsbasierten Modell die Leistung für jeden diskreten Zeitpunkt dargestellt ist.

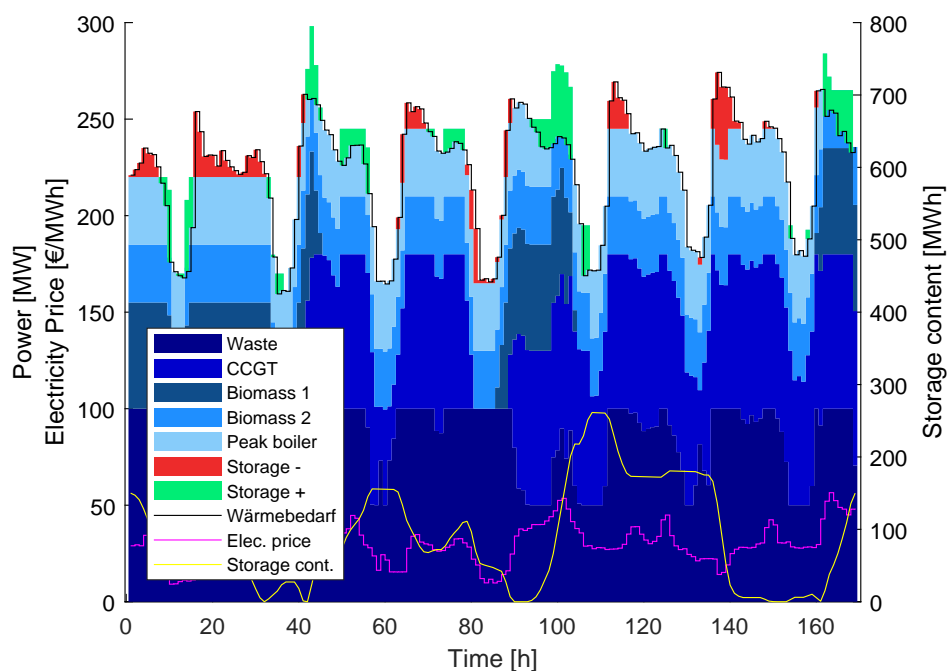


Abbildung 4.18: Betriebsplan Winter leistungsb. - Schrittgröße: 60 min, Overlap: 42 h

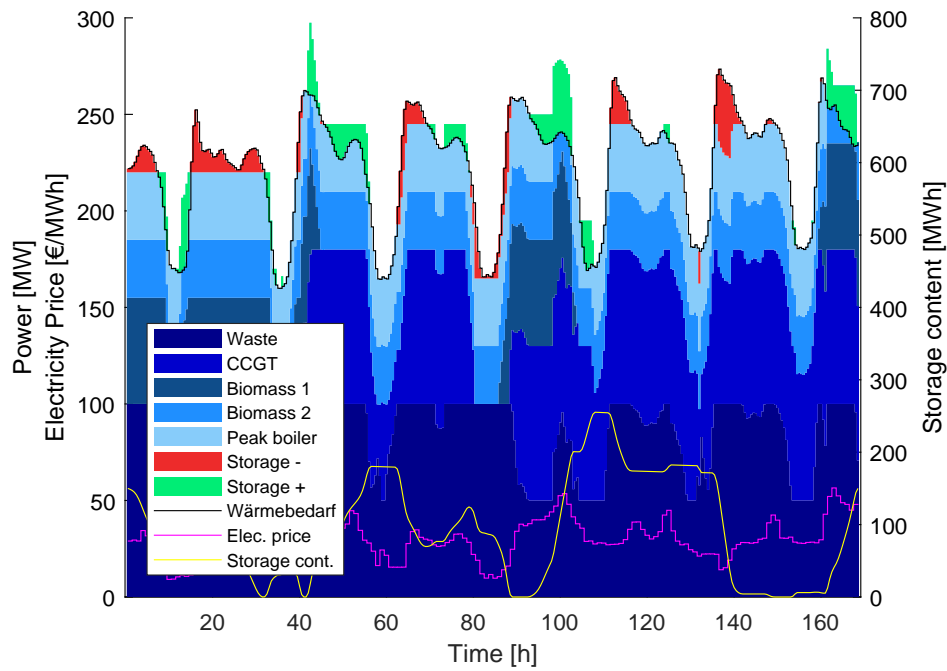


Abbildung 4.19: Betriebsplan Winter leistungs. - Schrittgröße: 30 min, Overlap: 42 h

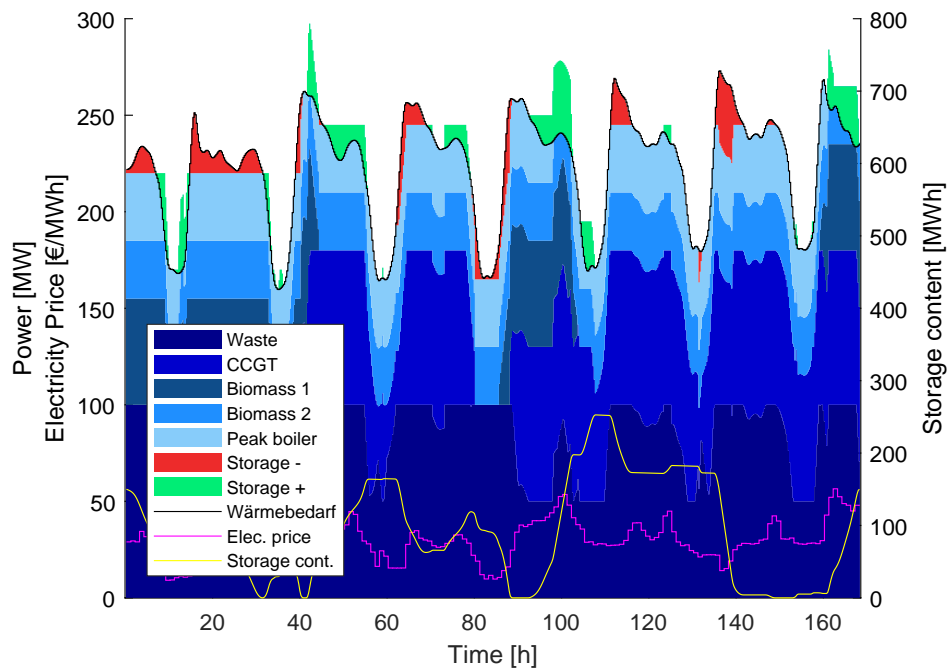


Abbildung 4.20: Betriebsplan Winter leistungs. - Schrittgröße: 15 min, Overlap: 42 h

Frühling - mittlere Auslastung

Die Abbildung 4.21 zeigt den Betriebsplan der Energieanlagen für den Frühlingslastfall. Verglichen mit dem Betriebsplan des energiebasierten Modells, in Abbildung 4.8 auf Seite 65, zeigen sich auffällige Unterschiede im Speicherbetrieb zwischen der Stunde 120 und 140. Dies ist einerseits an der Speicherentladung beim Bedarfsanstieg in diesem Zeitraum, andererseits am Speicherinhalt selbst zu erkennen.

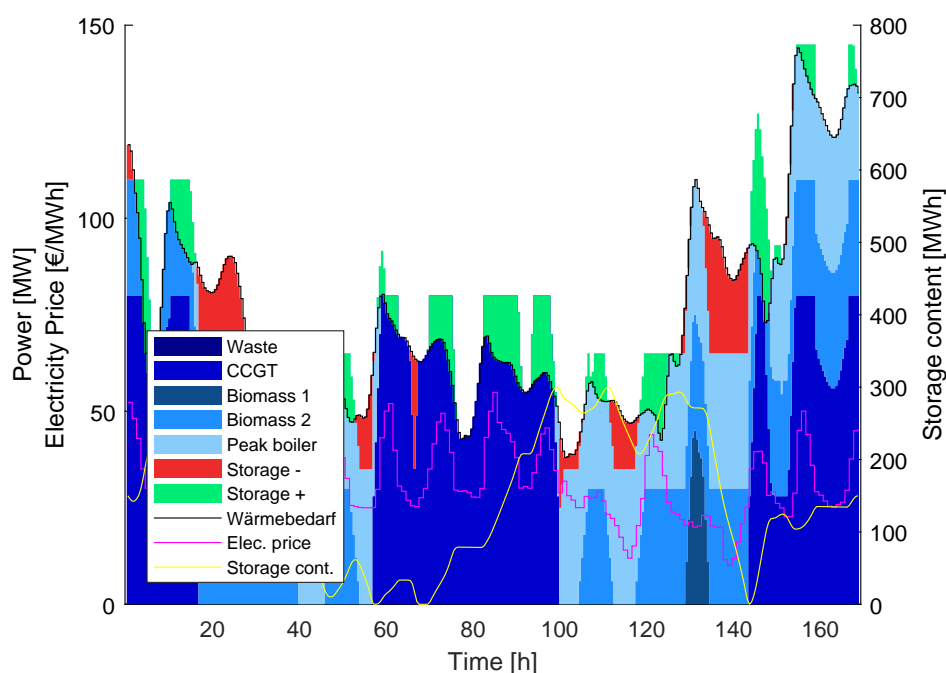


Abbildung 4.21: Betriebsplan Frühling leistungs b. - Schrittgröße: 30 min, Overlap: 42 h

In den Abbildungen 4.22 sind die Kostenverläufe der Frühlingswoche dargestellt. Verglichen mit dem Winterlastfall erreichen die Kostenkurven erst bei deutlich größeren Overlapgrößen konstant niedrige Kosten. Dieses Verhalten wurde bereits in Abschnitt 4.4 genauer erläutert und ist vermutlich auf unregelmäßige Bedarfsschwankungen zurückzuführen.

Die durchschnittlichen Solverzeiten in Abbildung 4.23 heben sich durch die zusätzliche Optimierungsvariable für die produzierte Energie vom energiebasierten Modell ab. Aufgrund der größeren Anzahl an Möglichkeiten den Leistungsbedarf zu decken, unterscheidet sich die benötigte Simulationszeit vom Lastfall der Winterwoche, in der bestimmte Anlagen durchgehend betrieben werden müssen.

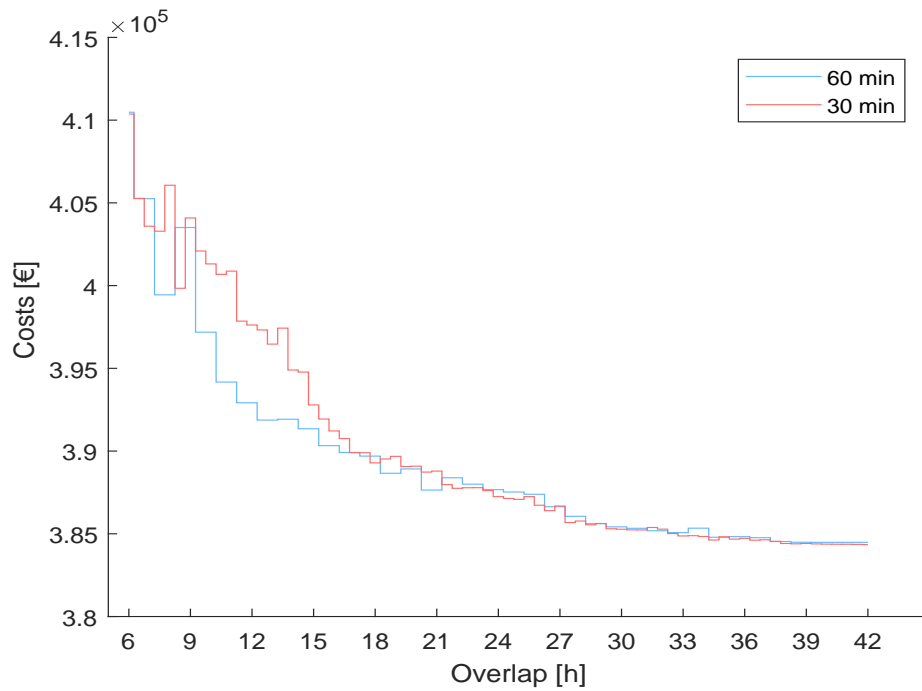


Abbildung 4.22: Kosten Frühling leistungsb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten

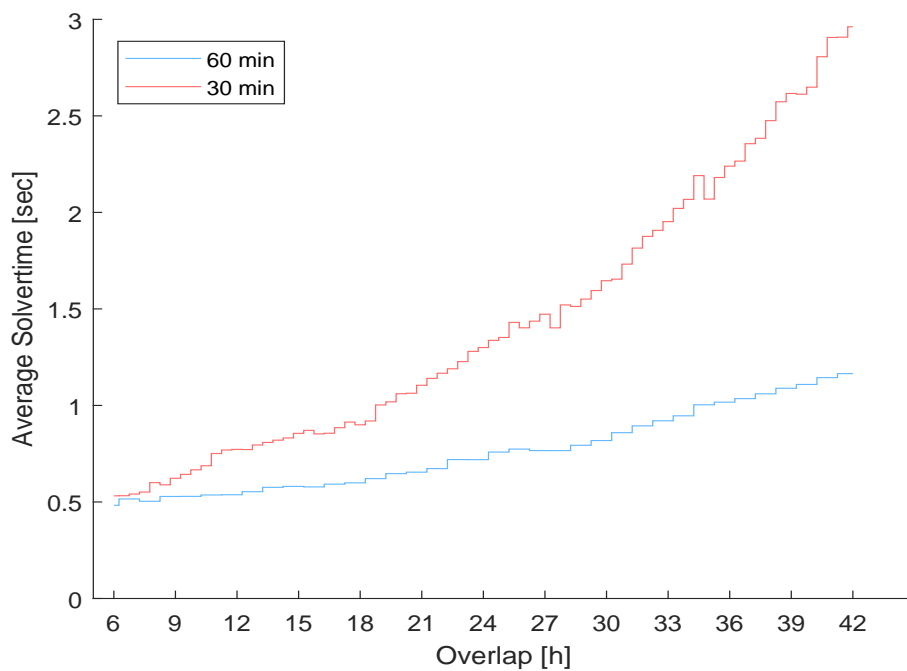


Abbildung 4.23: Durchschn. Solverzeit Frühling leistungsb. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten

Sommer - geringe Auslastung

Der Betriebsplan für die Sommerwoche ist in Abbildung 4.24 dargestellt. Verglichen mit dem Betriebsplan des energiebasierten Modells, in Abbildung 4.11 auf Seite 68, ergeben sich deutliche Unterschiede in der Betriebsweise. Die *Biomass 2*-Anlage wird im energiebasierten Modell erst ab etwa Stunde 95 in Betrieb genommen, dafür produziert die *CCGT*-Anlage bis zu diesem Zeitpunkt Energie. Des Weiteren ist zwischen den Stunden 110 und 120 die *CCGT*-Anlage nicht in Betrieb. Daraus ergeben sich auch starke Abweichungen im Speicherbetrieb, was sowohl am Speicherinhalt als auch an der unterschiedlichen Einsatzzeit abzulesen ist.

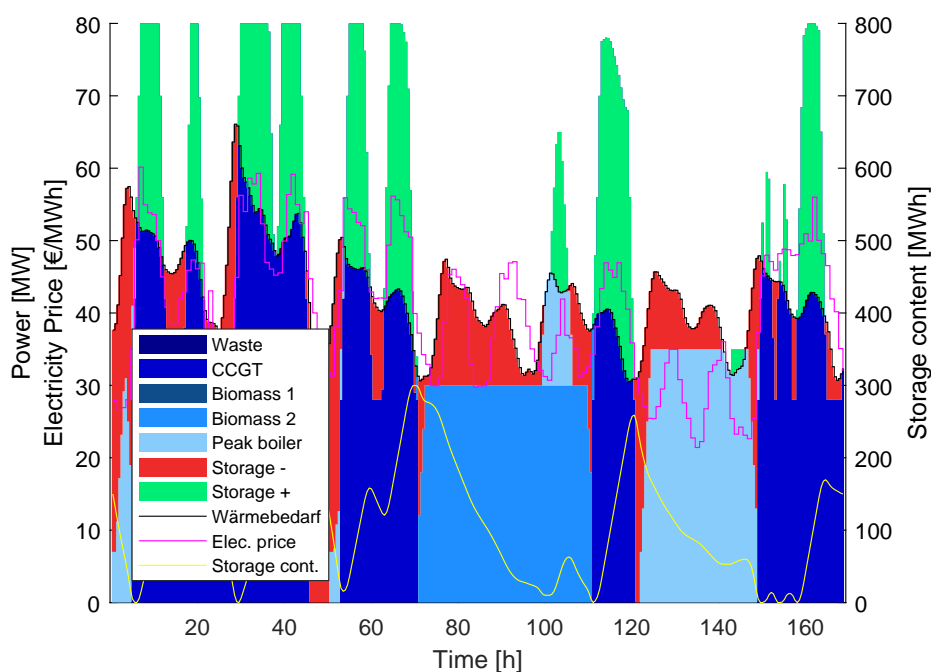


Abbildung 4.24: Betriebsplan Sommer leistungsb. - Schrittgröße: 30 min, Overlap: 42 h

In Abbildung 4.25 sind die Kostenverläufe dargestellt. Das Konvergenzverhalten ist ähnlich dem des energiebasierten Modells. Ab einer Overlapgröße von 24 Stunden bleiben die Kostenkurven einigermaßen konstant, wenn auch sprunghaft.

Die durchschnittlichen Solverzeiten sind in Abbildung 4.26 aufgetragen. Die Einbrüche bei der 30-Minuten-Auflösung sind auf eine Änderung der Rechenleistung des Computers zurückzuführen. Im Vergleich zur Winterwoche ergeben sich längere Simulationszeiten aufgrund der größeren Anzahl an möglichen Lösungen.

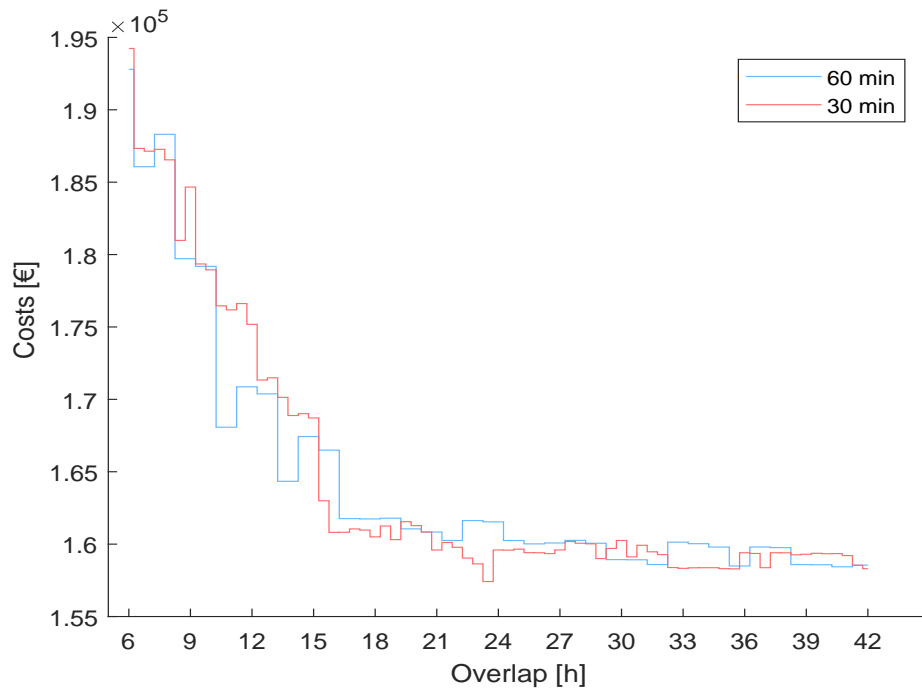


Abbildung 4.25: Kosten Sommer leistungs. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten

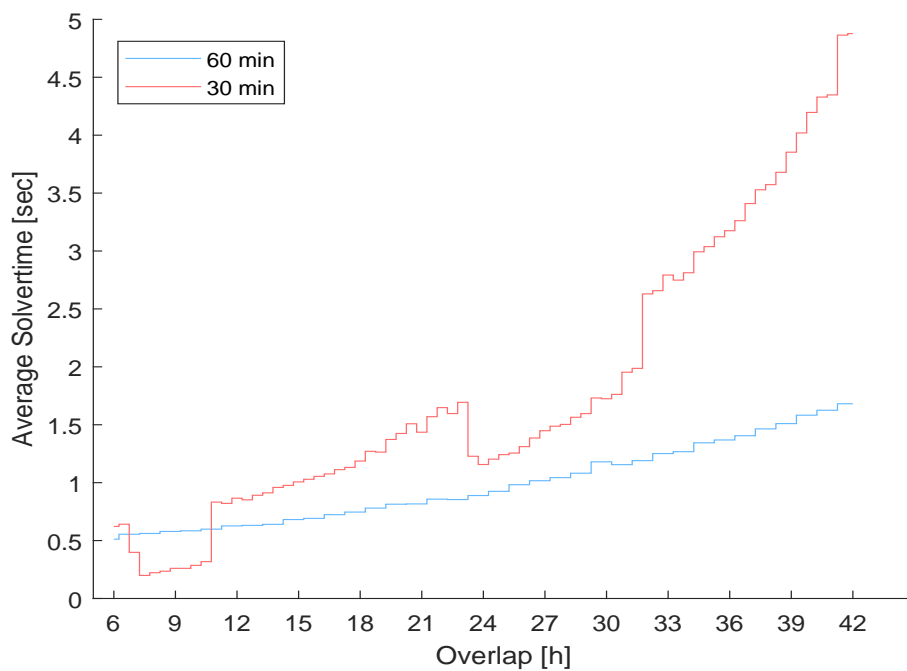


Abbildung 4.26: Durchschn. Solverzeit Sommer leistungs. - Schrittgröße: 30 und 60 Minuten

Betrachtet man die Kostenaufteilung der leistungsbasierten Ergebnisse in Tabelle 4.5 und 4.6, zeigt sich ein abweichendes Verhalten zum energiebasierten Modell. Die fixen Betriebskosten steigen mit feiner werdender Auflösung an, während die variablen Kosten für die produzierte Energie abfallen. Im folgenden direkten Vergleich wird darauf genauer eingegangen.

Name	Variable costs	Fix costs	Start-up costs	Total costs
	[€]	[€]	[€]	[€]
P-Winter-60	1088219	168044	17904	1274167
P-Winter-30	1087719	168131	17904	1273754
P-Winter-15	1087433	168379	17904	1273716
P-Spring-60	278161	88622	17700	384483
P-Spring-30	277920	88730	17700	384350
P-Summer-60	74087	64601	19860	158548
P-Summer-30	73325	65122	19860	158307

Tabelle 4.5: Kostenaufstellung leistungsbasiertes Modell, Overlap 42 h

Name	Variable costs	Fix costs	Start-up costs	Total costs
	[€]	[€]	[€]	[€]
P-Winter-60	1088234	168044	17904	1274182
P-Winter-30	1087730	168131	17904	1273765
P-Winter-15	1087483	168348	17904	1273735
P-Spring-60	278161	88622	17700	384483
P-Spring-30	277945	88730	17700	384375
P-Summer-60	74238	64479	19860	158576
P-Summer-30	77032	66768	15538	159338

Tabelle 4.6: Kostenaufstellung leistungsbasiertes Modell, Overlap 40 h

Direkter Vergleich

Die direkte Gegenüberstellung der Kostenverläufe von leistungs- und energiebasiertem Modell wird für die verschiedenen Lastfälle im Folgenden präsentiert.

Die Abbildungen 4.27-4.29 ab Seite 82 zeigen den Kostenvergleich der beiden Modelle für die Winterwoche in 60-, 30- und 15-Minuten-Auflösung. Der Verlauf der Kostenkurven ist für beide Modelle bei allen Auflösungen sehr ähnlich. Ein Unterschied der Modellierungen zeigt sich lediglich in der Höhe der Kosten. Bei allen drei Auflösungen fallen diese für das Modell auf Leistungsbasis, wenn auch teilweise nur geringfügig, niedriger aus. Dieses Verhalten ist auch bei den Kostenkurven für die Lastfälle der Frühlings- und Sommerwoche, in den Abbildungen 4.30 und 4.31 auf Seite 84 sowie 4.32 und 4.33 auf Seite 85, festzustellen.

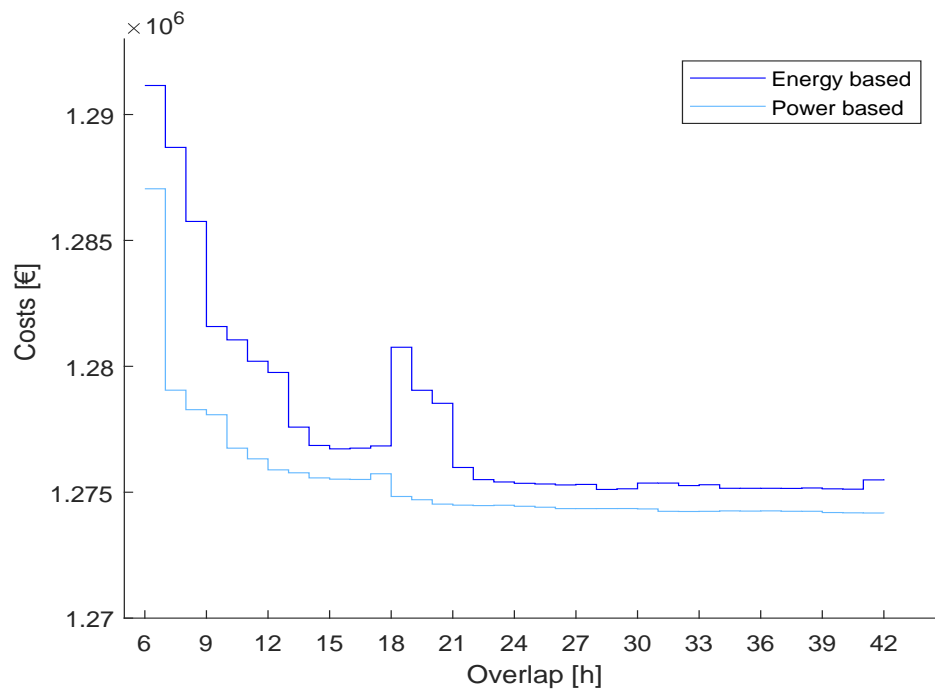


Abbildung 4.27: Vergleich Kosten Winter - Schrittgröße: 60 Minuten

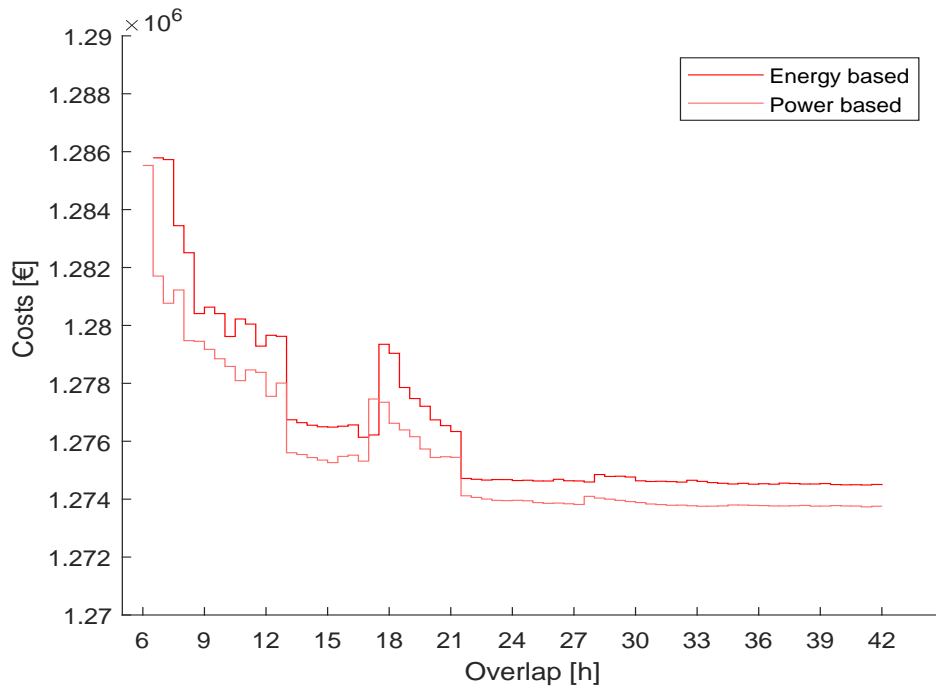


Abbildung 4.28: Vergleich Kosten Winter - Schrittgröße: 30 Minuten

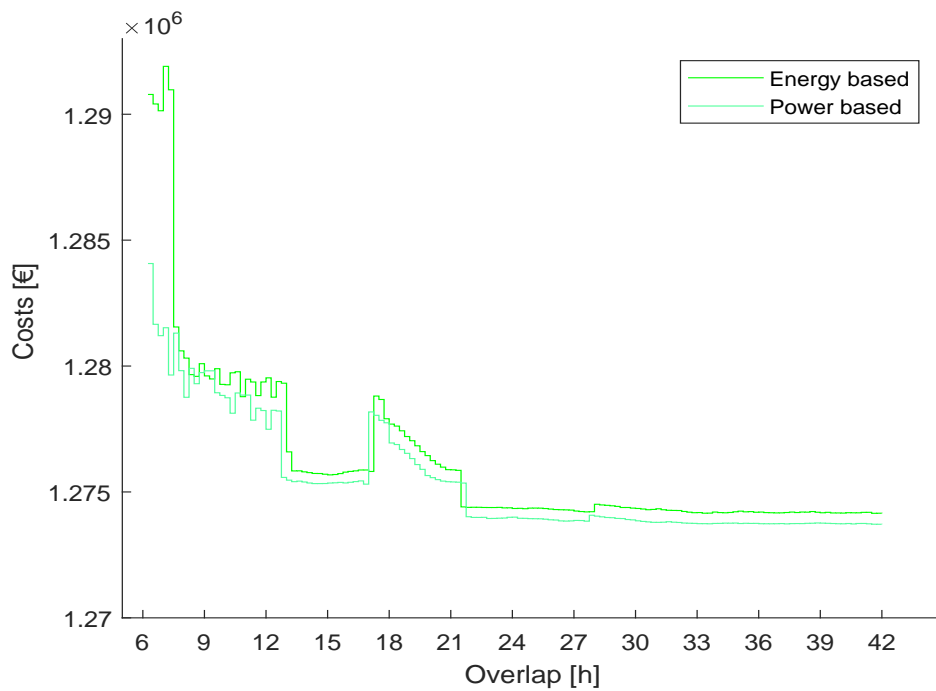


Abbildung 4.29: Vergleich Kosten Winter - Schrittgröße: 15 Minuten

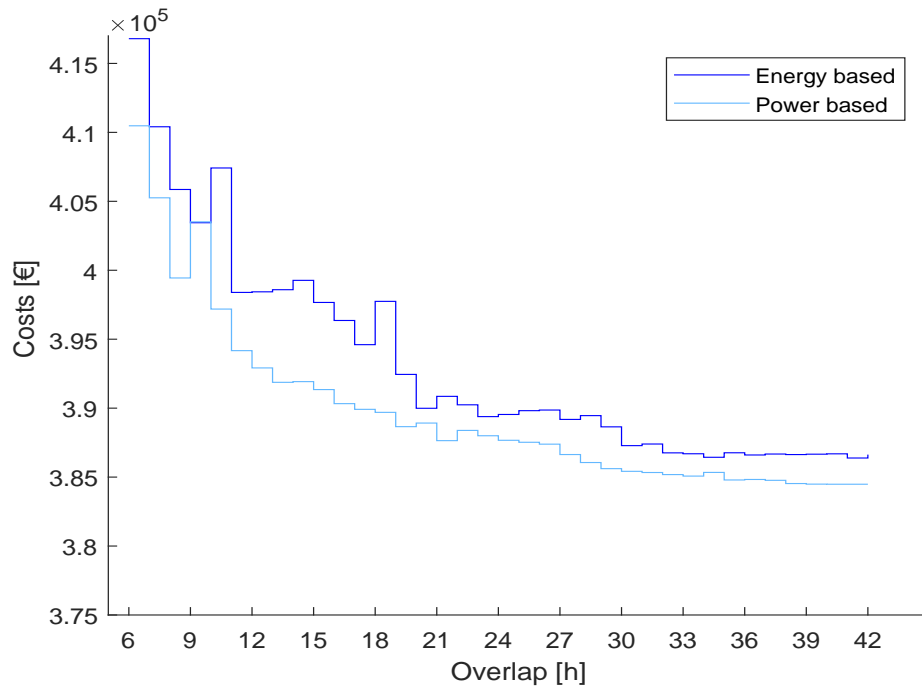


Abbildung 4.30: Vergleich Kosten Frühling - Schrittgröße: 60 Minuten

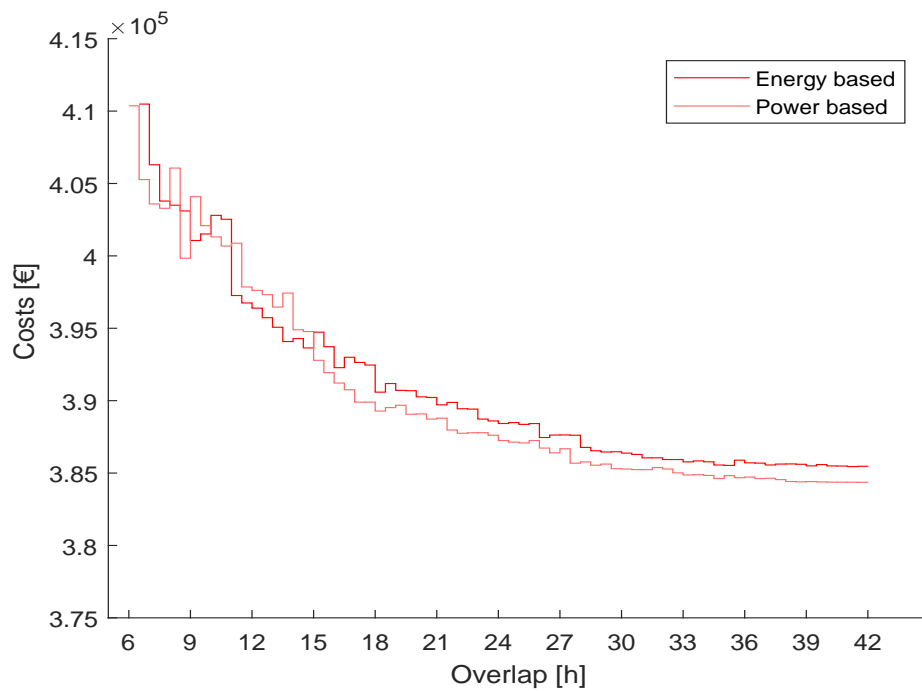


Abbildung 4.31: Vergleich Kosten Frühling - Schrittgröße: 30 Minuten

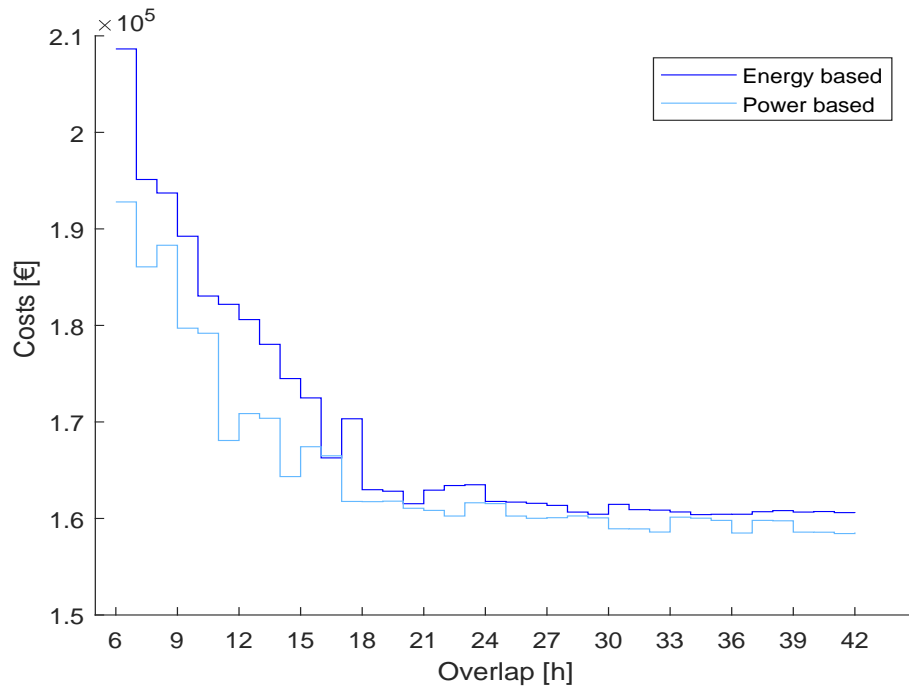


Abbildung 4.32: Vergleich Kosten Sommer - Schrittgröße: 60 Minuten

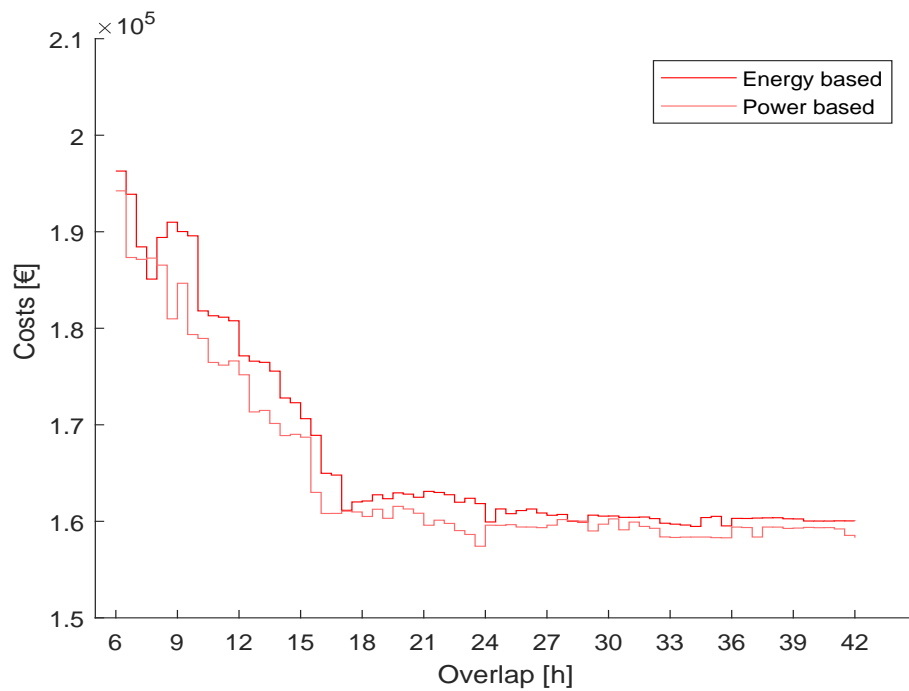


Abbildung 4.33: Vergleich Kosten Sommer - Schrittgröße: 30 Minuten

Betrachtet man die Kostenzusammenstellung in den Tabellen 4.3-4.6 genauer, liefert das leistungsbasierte Modell für die jeweilige Overlapgröße über alle Lastfälle und Auflösungen geringere fixe Betriebskosten als das energiebasierte Modell. Dies geschieht auch unabhängig von den Startkosten für die Anlagen. Eine Ausnahme bildet *E-Winter-60* aufgrund einer ungünstigen Kostenschwankung bei der betrachteten Overlapgröße von 42 Stunden. Im Winterlastfall stimmen die Startkosten der feineren Auflösungen beider Modelle überein, während diese im Sommerlastfall deutlich variieren, wie auch aus dem Vergleich der Abbildungen 4.11 auf Seite 68 und 4.24 auf Seite 79 hervorgehen muss.

Bei den Gesamtkosten aller Auflösungen und Lastfälle profitiert das leistungsbasierte Modell von den allgemein niedrigeren fixen Betriebskosten. Mögliche höhere variable Kosten oder Startkosten können damit ausgeglichen werden.

Wie bereits mehrfach erwähnt wurde, und die Abbildungen 3.10 und 3.11 auf Seite 45 veranschaulichen, wird beim leistungsbasierten Modell bereits im Zeitschritt, in dem eine Anlage angefahren wird, die erzeugte Energie berücksichtigt. In diesem Zeitschritt werden allerdings noch keine fixen Betriebskosten berechnet. Die Laufzeiten von Energieanlagen, die während der betrachteten Woche an- und abgefahren wurden, liegen damit unter den Laufzeiten der gleichen Anlagen im energiebasierten Modell. Daraus folgen die allgemein niedrigeren fixen Betriebskosten des leistungsbasierten Modells. Gleichzeitig liefert damit die jeweilige Anlage einen Zeitschritt länger Energie, was bei ungünstigem Strompreis auch ein Nachteil sein und sich auf die variablen Kosten niederschlagen kann.

Die fixen Betriebskosten des leistungsbasierten Modells steigen trotz feinerer Auflösung an, da die Modellierung so ausgelegt ist, dass jede Anlage innerhalb eines Zeitschrittes angefahren werden kann. Sobald eine Anlage als angefahren gilt, werden die fixen Betriebskosten verrechnet. Bei gröberen Auflösungen dauert der Vorgang des Anfahrens aufgrund der größeren Zeitschritte länger und die Fixkosten werden erst später berücksichtigt. Damit ergeben sich für die grösste Auflösung die geringsten fixen Betriebskosten. Diese Verfälschung könnte auch dafür verantwortlich sein, dass die Kostenkurven der feineren Auflösungen des leistungsbasierten Modells nur geringfügig niedriger ausfallen.

Ähnlich dem in Abschnitt 4.3 beschriebenen Effekt, dass bei feineren Auflösungen nur kleinere Leistungssprünge von einem auf den anderen Zeitschritt möglich sind, könnte beim leistungs-basierten Modell der erste Schritt bei einer Leistungsänderung eine negative Auswirkung haben, da eventuell früher mit dem Rampvorgang begonnen werden muss. Im ersten Schritt der Leistungsänderung einer Anlage kann nämlich nicht die gleiche Energie wie beim energiebasierten Modell zur Verfügung gestellt oder reduziert werden. Erst ab dem zweiten Zeitschritt bei durchgehender gleichmäßiger Leistungsänderung ist der gleiche Energiesprung möglich. Die Abbildungen 4.34 und 4.35 veranschaulichen das Verhalten der Leistungssteigerung im ersten Zeitschritt. Es gilt die Voraussetzung gleicher Leistung zu Beginn jedes Zeitschrittes. Die rote Linie repräsentiert die Leistung. Die blauen Balken stellen die produzierte Energie dar.

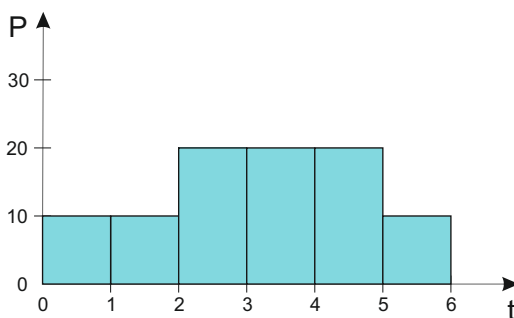


Abbildung 4.34: Leistungsänderung energiebasiertes Modell

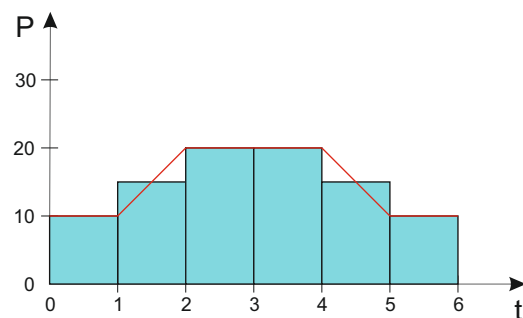


Abbildung 4.35: Leistungsänderung leistungs-basiertes Modell

Müsste das leistungs-basierte Modell die Energieproduktion einer Anlage innerhalb eines Zeitschrittes so ändern, wie es in Abbildung 4.34 der Fall ist, wäre eine größere Leistungssteigerung innerhalb des betreffenden Zeitschrittes notwendig. Entspricht die Änderung der Energieproduktion allerdings mehr als der Hälfte der maximalen Leistungsänderung pro Zeitschritt, kann diese mit dem leistungs-basierten Modell nicht erreicht werden. Daraus folgt weiters, dass größere Leistungsänderungen einer Anlage beim leistungs-basierten Modell mehr Zeitschritte benötigen. Im Fall hoher Strompreise können sich dadurch die variablen Kosten reduzieren, im Fall niedriger Strompreise aber auch erhöhen.

Fasst man die Ergebnisse beider Modelle über alle Lastfälle zusammen, kann daraus geschlossen werden, dass das leistungsbasierte Modell bei allen Auflösungen und Lastfällen realistischere, gleich gute oder bessere Ergebnisse im Sinne niedrigerer Kosten liefert, siehe Tabellen 4.3-4.6 sowie Abbildungen 4.27-4.33. Die fixen Betriebskosten fallen beim leistungsbasierten Modell generell niedriger aus und kompensieren damit mögliche höhere variable Kosten und Startkosten. Der generelle Verlauf der Kostenkurven ist abhängig vom Lastfall und sowohl beim energie- als auch beim leistungsbasierten Modell sehr ähnlich. Für die Overlapgröße, ab der eine Annäherung an einen konstanten Wert beginnt, ist kein signifikanter Unterschied der beiden Modelle zu erkennen, siehe Abbildungen 4.27-4.33.

4.6 Verwendung variabler Zeitschritte

Bei der Verwendung von variablen Zeitschritten setzt sich der Prediction-Horizon aus unterschiedlich großen Zeitschritten zusammen. Ziel dieser Zusammensetzung ist es, einen Kompromiss aus feiner Auflösung und kurzer Simulationszeit zu finden. Dabei wurde davon ausgegangen, dass ein signifikanter Unterschied zwischen verschiedenen Auflösungen gegeben ist, wie beispielsweise [47] beschreibt. Es wird vermutet, dass eine feinere Auflösung zu Beginn des Prediction-Horizon von Vorteil ist, da auf Ereignisse in naher Zukunft flexibel reagiert werden kann. Wie in Abschnitt 1.4.2 bereits erwähnt, wird ein ähnlicher Ansatz in [4] vorgestellt. Die für die Berechnung verwendeten Konfigurationen der Prediction-Horizons mit variablen Zeitschritten sind in Tabelle 4.7 aufgelistet.

Name	Size Interval	Size Overlap	Allocation
	[min]	[min]	Timesteps
var 1	30	30/60	$\frac{1}{2}/\frac{1}{2}$
var 2	30	30/60	$\frac{1}{3}/\frac{2}{3}$
var 3	30	30/60/120	$\frac{1}{3}/\frac{1}{3}/\frac{1}{3}$
var 4	30	30/60/120	$\frac{2}{9}/\frac{3}{9}/\frac{4}{9}$

Tabelle 4.7: Aufbau Prediction-Horizon mit variablen Zeitschritten

Die Längen für die variablen Prediction-Horizons wurden so gewählt, dass die Aufteilung der Zeitschritte, laut Tabelle 4.7, möglich war. Daraus folgt allerdings, dass nicht jeder Prediction-Horizon mit variablen Zeitschritten berechnet wurde. Die ersten drei Varianten reduzieren die Schrittzahl durch die variablen Zeitschritte im Vergleich zur reinen 30-Minuten-Auflösung. Die erste besteht zur einen Hälfte aus 30-Minuten- und zur anderen Hälfte aus 60-Minuten-Schritten. Die zweite Zusammensetzung wurde so gewählt, dass das erste Drittel aus 30-Minuten-Schritten besteht und die restlichen zwei Drittel aus 60-Minuten-Schritten ausgeführt werden. Die dritte Variante verwendet, im Vergleich zur Zweiten, im letzten Drittel 120-Minuten-Schritte. Bei der vierten Zusammensetzung galt es die Schrittzahl der 60-Minuten-Auflösung beizubehalten. Dafür wurden für jede Aufteilung eines 60-Minuten-Schrittes in zwei 30-Minuten-Schritte am Anfang des Prediction-Horizon

an dessen Ende zwei 60-Minuten-Schritte zu einem 120-Minuten-Schritt zusammengefasst. Bei der Zusammenstellung des Prediction-Horizon mit variablen Zeitschritten müssen einige Regeln berücksichtigt werden. Diese werden im Folgenden kurz erläutert und sind ausführlich in Abschnitt 3.2.1 erklärt.

- Die Skalierung des Energiebedarfs gibt die kleinstmögliche Einheit für den Intervallschritt vor, dieser kann aber größer gewählt werden.
- Der erste Overlapschritt muss die gleiche Größe wie der Intervallschritt haben.
- Overlap-Schrittgrößen müssen als ganzzahliges Vielfaches der Skalierung des Energiebedarfs gewählt werden.

Die in Tabelle 4.7 aufgelisteten Varianten der Prediction-Horizons mit variablen Zeitschrittgrößen wurden für alle drei Lastfälle und in beiden Modellen angewendet und sind im folgenden beschrieben. Verglichen wird mit den Ergebnissen aus den vorigen Abschnitten 4.3, 4.4 und 4.5.

Winter - starke Auslastung

Abbildung 4.36 und 4.37 auf Seite 92 zeigen die Kosten und die dazugehörigen durchschnittlichen Solverzeiten der verschiedenen Varianten der Prediction-Horizons des energiebasierten Modells für die Woche mit starker Auslastung im Winter. Die Kosten und Rechenzeiten für das leistungsorientierte Modell sind in den Abbildungen 4.38 und 4.39 auf Seite 93 dargestellt.

Betrachtet man die Kostenkurven der Prediction-Horizons mit variablen Zeitschritten, fällt sofort auf, dass diese erst bei wesentlich höheren Overlapgrößen konvergieren als die beiden Kurven mit konstanten Zeitschritten. Weiters fallen die Verläufe der variablen Kurven nicht zwischen die beiden konstanten Auflösungen. Für den Bedarf der variablen Zeitschritte wird, wie in den Abschnitten 3.4.1 und 3.4.2 erklärt, die Energie der feineren Schritte summiert, um die Energie für größeren Zeitschritte zu erhalten. Dabei bleibt zwar die Information der benötigten Gesamtenergie erhalten, jedoch werden Bedarfsspitzen und -senken in dem

zusammengefassten Zeitschritt abgeschwächt und verfälscht. Dies könnte das verschobene Konvergenzverhalten erklären, da der Effekt bei kürzeren Prediction-Horizons größere Auswirkungen hat. Bei beiden Modellen fallen die variablen Kostenkurven nicht zwischen die konstanten Kostenverläufe. Der mögliche Grund dafür liegt in den starken Schwankungen des Energiebedarfs, die durch das Zusammenfassen für den Bedarf der variablen Zeitschritte zu stark verfälscht werden. Damit wird ein weniger sprunghafter Bedarf erzeugt, der nicht dem tatsächlich benötigten entspricht. Im Weiteren werden dadurch falsche Fahrpläne errechnet, die zu den höheren Kosten führen. Allgemein ist zu erkennen, dass bei größerer Auflösung der variablen Prediction-Horizons die Kostenkurve flacher abfällt.

Die dazugehörigen durchschnittlichen Solverzeiten liegen bei beiden Modellen im Bereich zwischen der konstanten 30- und rund um die 60-Minuten-Auflösung. Leistungsschwankungen des Computers verfälschen hier die Rechenzeiten. Generell gilt aber, dass weniger Zeitschritte im Prediction-Horizon kürzere Berechnungszeiten liefern. Die Kurve *var4* hat die gleiche Anzahl an Zeitschritten im Prediction-Horizon wie die konstante 60-Minuten-Auflösung und daher die geringsten durchschnittlichen Solverzeiten.

Da für die Darstellung der Rechenzeiten die durchschnittliche Solverzeit der Prediction-Horizons gewählt wurde, ist ein guter Vergleich für die unterschiedlichen Auflösung sowohl der konstanten als auch der variablen Zusammensetzungen des Prediction-Horizon möglich. Würde man die tatsächlichen Lösungszeiten für den gesamten betrachteten Zeitraum vergleichen, würde die Kurve *var4* etwa die doppelte Zeit der 60-Minuten-Auflösung benötigen, da diese mit einem 30-Minuten-Intervallschritt den Receding-Horizon durchläuft und damit auch doppelt so viele Optimierungsschritte notwendig sind. Dies gilt ebenso für die weiteren Varianten der variablen Zusammensetzungen.

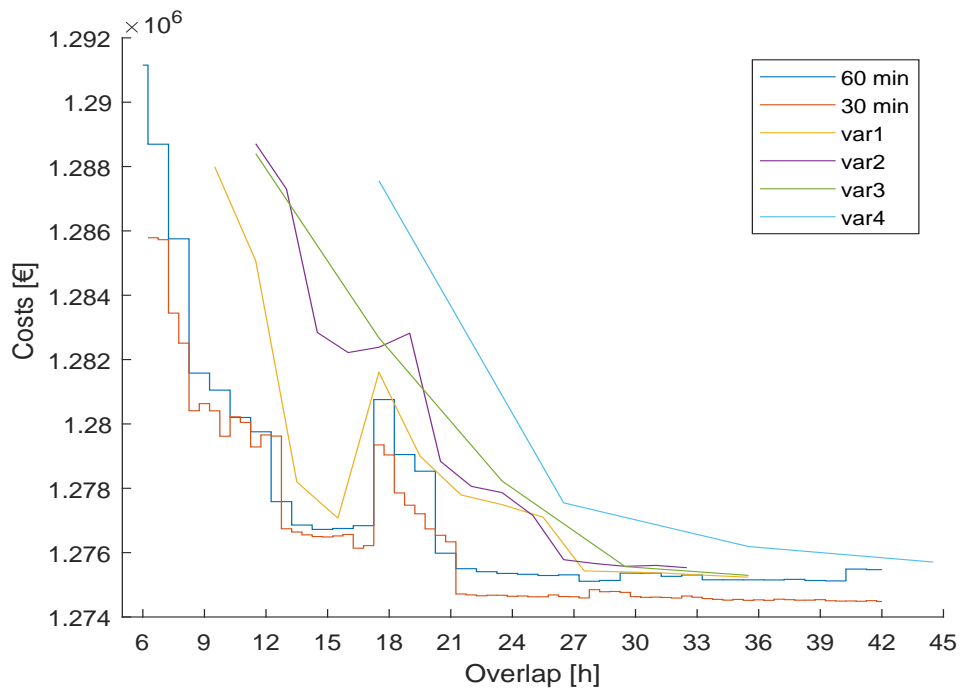


Abbildung 4.36: Kosten Winter energiegeb. - variable Zeitschritte

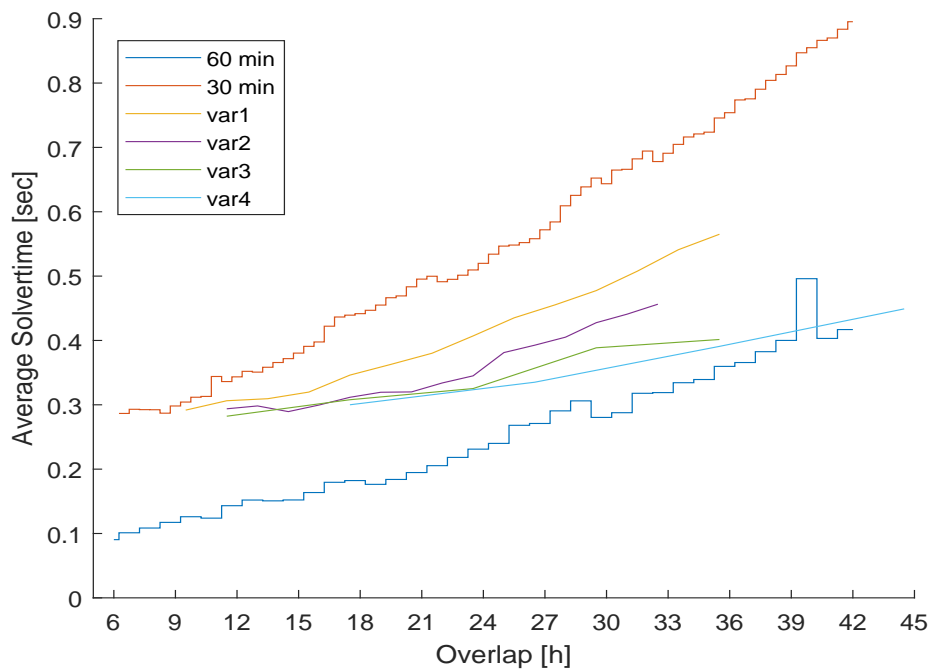


Abbildung 4.37: Durchschn. Solverzeit Winter energiegeb. - variable Zeitschritte

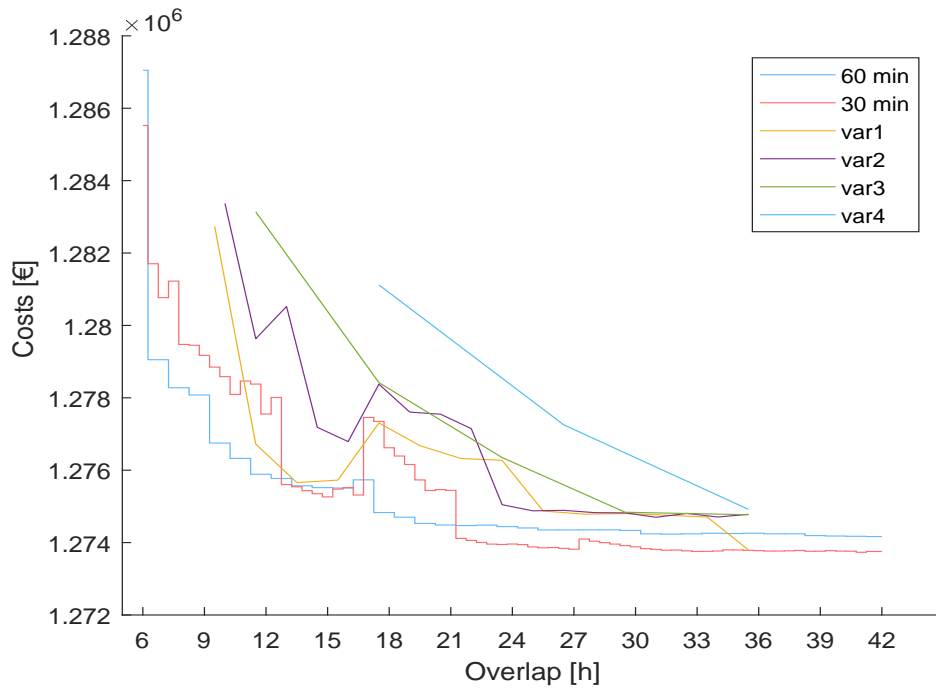


Abbildung 4.38: Kosten Winter leistungs. - variable Zeitschritte

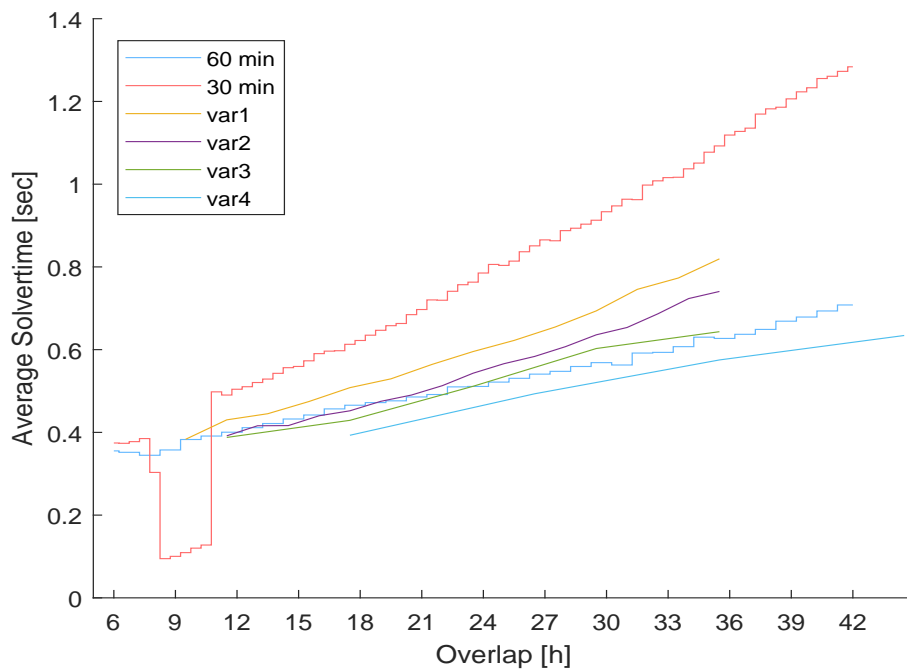


Abbildung 4.39: Durchschn. Solverzeit Winter leistungs. - variable Zeitschritte

Frühling - mittlere Auslastung

Im folgenden werden die Lösungen der variablen Prediction-Horizons für den mittleren Lastfall präsentiert. Abbildung 4.40 zeigt den Verlauf der Kostenkurven, in Abbildung 4.41 sind die dazugehörigen durchschnittlichen Solverzeiten für die Anwendung des energiebasierten Modells dargestellt. Die Ergebnisse für das leistungsbasierte Modell zeigen die Abbildungen 4.42 und 4.43 ab Seite 96.

Für den Lastfall im Frühling fallen die Kostenkurven der konstanten Zeitschritte flacher ab als jene des Winterlastfalls. Der ebenfalls flache Verlauf der variablen Prediction-Horizons, ähnelt stark jenen mit konstanten Zeitschritten, siehe Abbildungen 4.40 und 4.42. Für das energiebasierte Modell fallen die Kosten der beiden feineren variablen Auflösungen bereits ab einer Overlapgröße von etwa 15 Stunden zwischen den Bereich der beiden konstanten Auflösungen. Die beiden gröberen variablen Auflösungen kommen erst bei höheren Overlaps in die Nähe der konstanten Auflösungen, was vermutlich auf die größere Verfälschung des Bedarfs, beim Zusammenfassen der Zeitschritte, zurückzuführen ist. Auch beim leistungsbasierten Modell fallen die variablen Kostenkurven zwischen die konstanten Auflösungen. Dies passierte allerdings bei größeren Overlaps, da davor die 30-Minuten-Auflösung noch höhere Kosten als die 60-Minuten-Auflösung verursacht.

Bei den dazugehörigen durchschnittlichen Solverzeiten sieht man deutlich, dass bei geringerer Anzahl an Zeitschritten im Prediction-Horizon die Simulationszeiten niedriger ausfallen. Die Kurve *var4* ist wie erwartet der konstanten 60-Minuten-Auflösung am nächsten. Bei den Zeiten für das leistungsbasierte Modell unterbietet sie diese sogar leicht. Der Verlauf der Kurve *var1*, die auch die beste variable Kostenkurve liefert, liegt in etwa in der Mitte zwischen den beiden konstanten Auflösungen. Die Ausreißer in den Zeitverläufen sind auf Leistungsschwankungen des verwendeten Computers zurückzuführen.

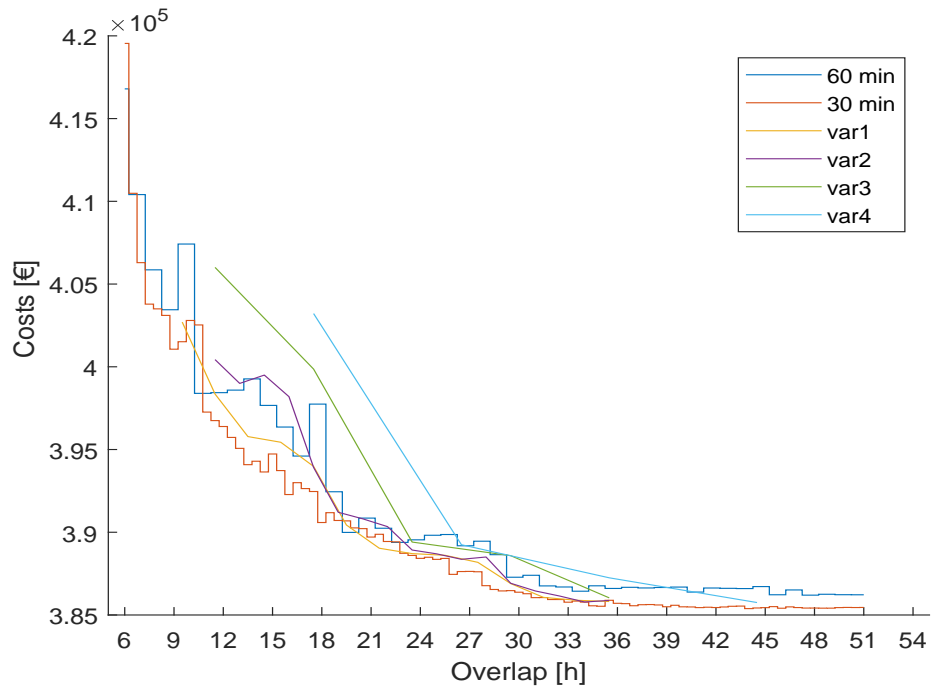


Abbildung 4.40: Kosten Frühling energiegeb. - variable Zeitschritte

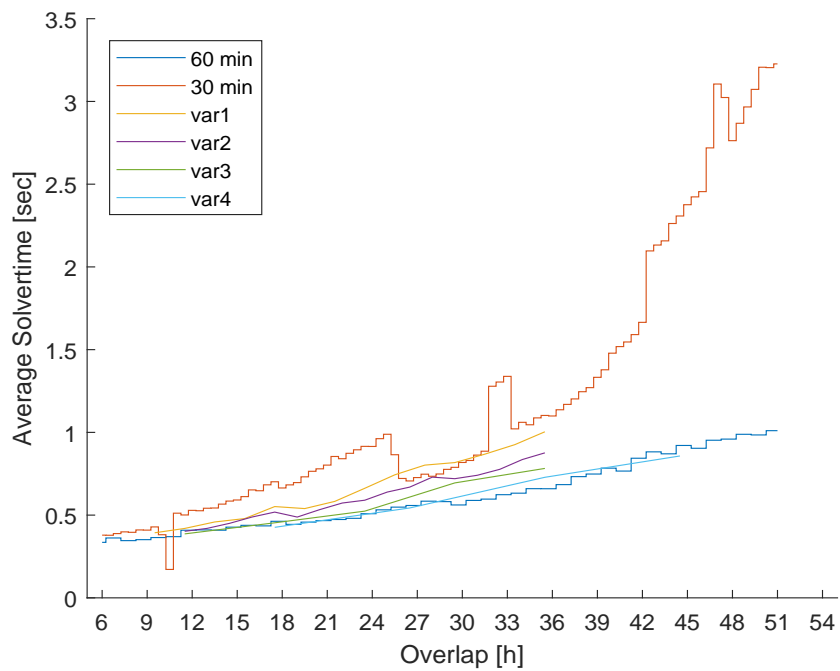


Abbildung 4.41: Durchschn. Solverzeit Frühling energiegeb. - variable Zeitschritte

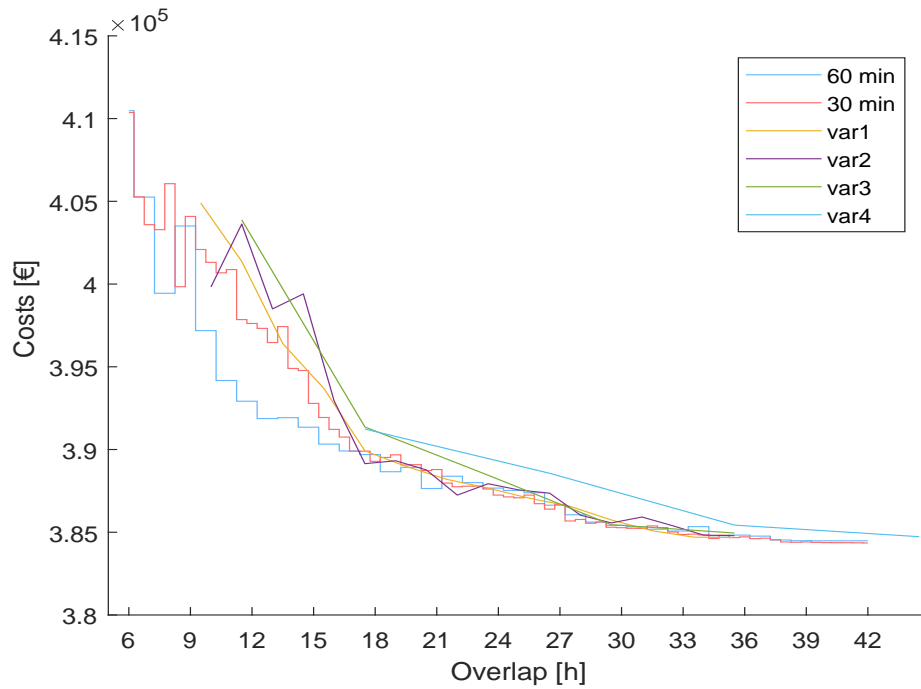


Abbildung 4.42: Kosten Frühling leistungsb. - variable Zeitschritte

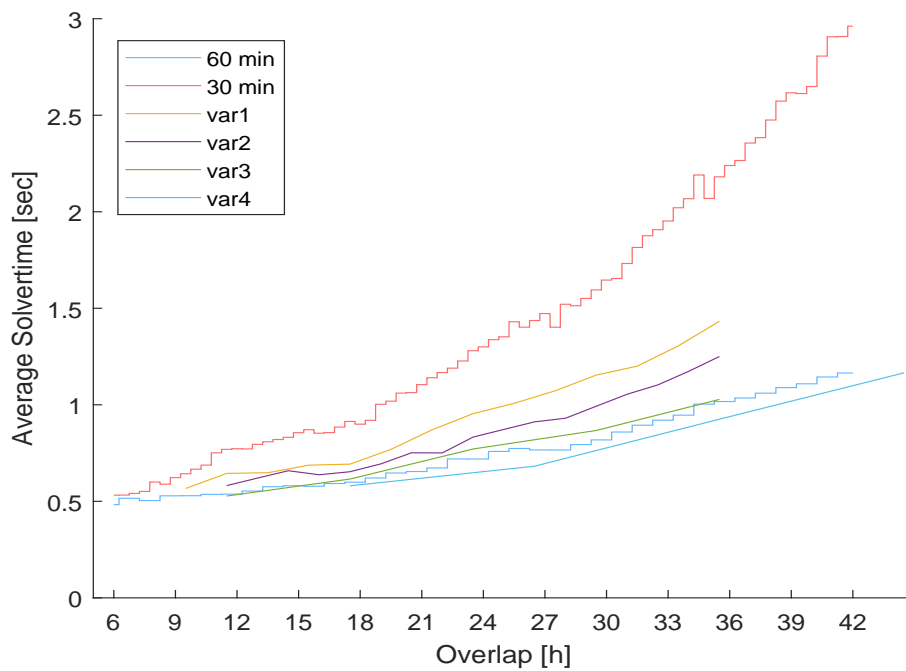


Abbildung 4.43: Durchschn. Solverzeit Frühling leistungsb. - variable Zeitschritte

Sommer - geringe Auslastung

In den Abbildungen 4.44 und 4.45 sind die Ergebnisse für die vier Varianten der Prediction-Horizons mit variablen Zeitschritten des energiebasierten Modells für die Sommerwoche dargestellt. Die Ergebnisse für das leistungsbasierte Modell werden in den Abbildungen 4.46 und 4.47 auf Seite 98 gezeigt.

Für beide Modelle fallen die Kostenkurven der beiden feineren variablen Prediction-Horizons *var1* und *var2* ab einem Overlap von etwa 18 Stunden in die Nähe der konstanten Auflösungen. Beim leistungsbasierten Modell gilt das auch für die Kurve *var3*. Bei kleineren Overlaps zeigt sich wieder der Effekt der Verfälschung, der Lastspitzen und Lastsenken, durch das Summieren des Energiebedarfs. Beim energiebasierten Modell ist für die beiden größeren variablen Auflösungen zu erkennen, dass die Kostenkurven später konvergieren.

Wie bei den beiden anderen Lastfällen gilt, dass weniger Zeitschritte vorteilhaft für die Simulationszeiten sind.

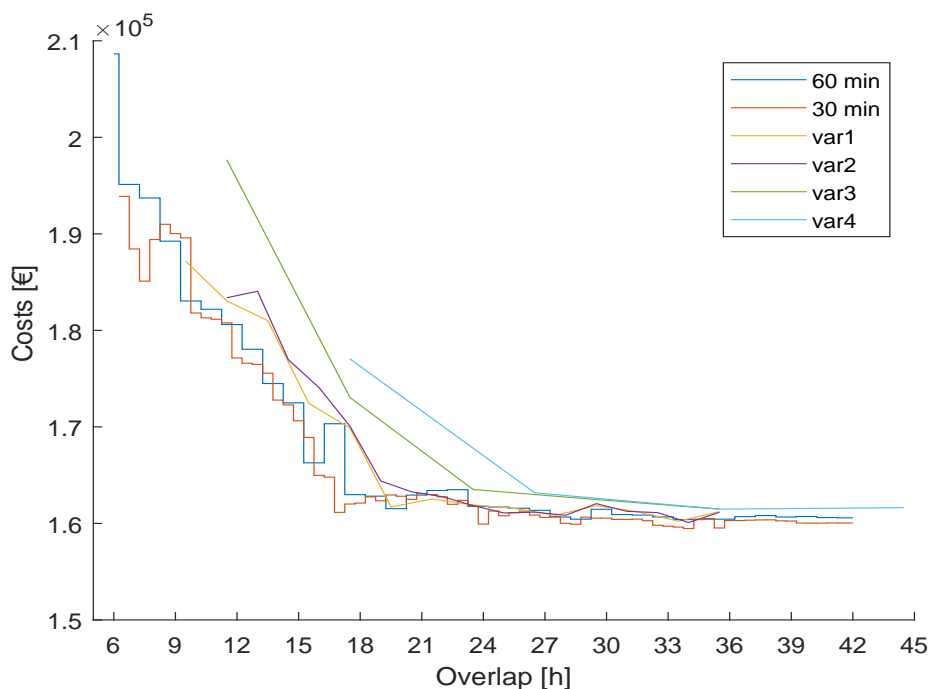


Abbildung 4.44: Kosten Sommer energieb. - variable Zeitschritte

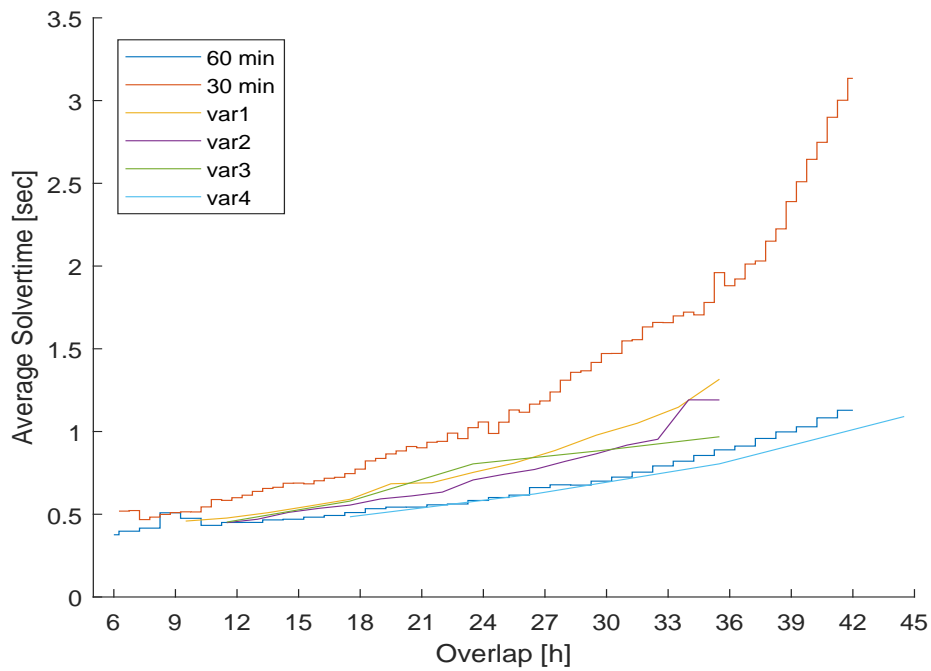


Abbildung 4.45: Durchschnitt Solverzeit Sommer energie. - variable Zeitschritte

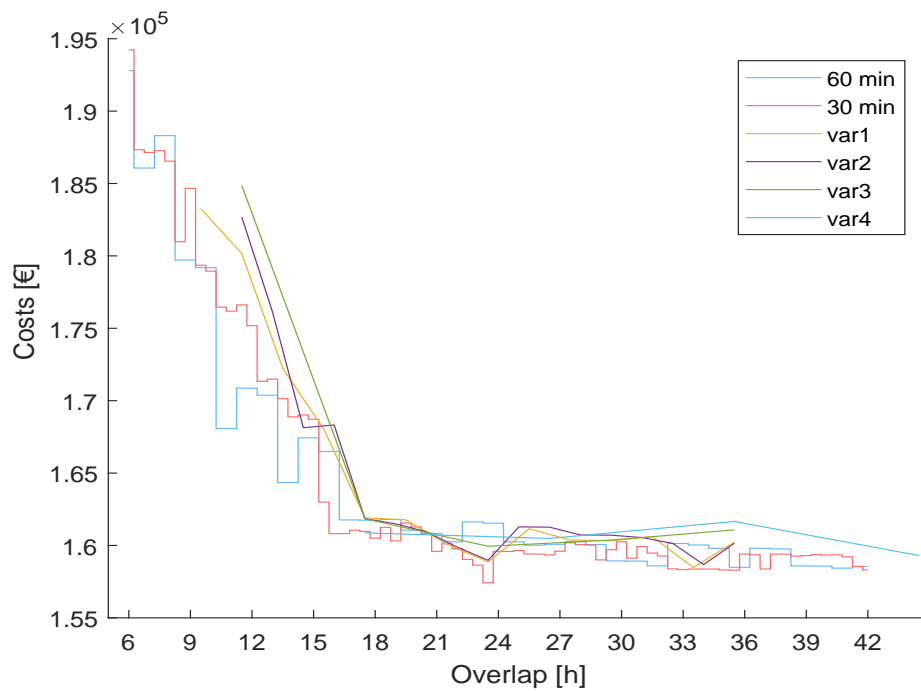


Abbildung 4.46: Kosten Sommer leistungs. - variable Zeitschritte

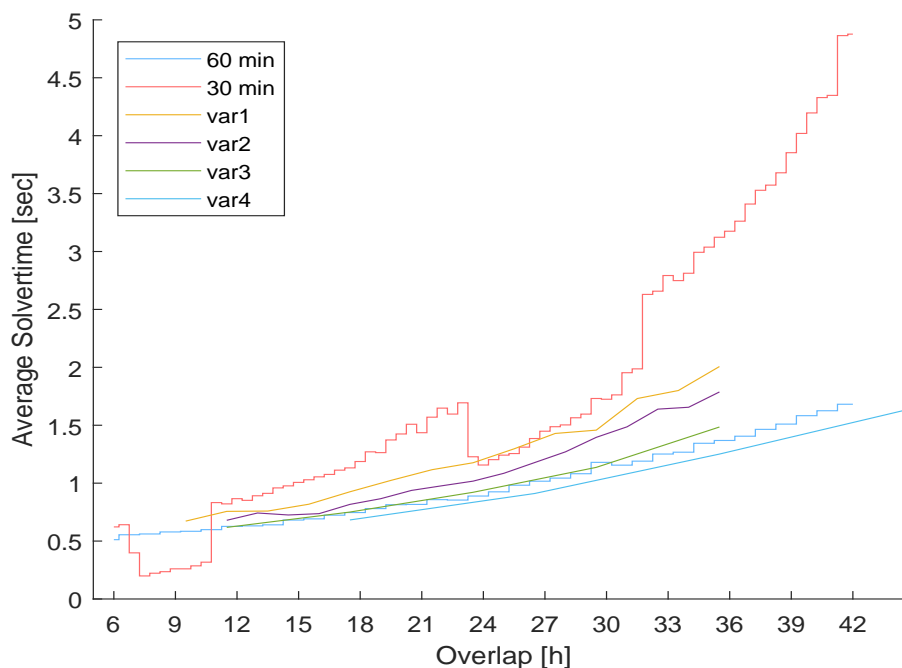


Abbildung 4.47: Durchschn. Solverzeit Sommer leistungsb. - variable Zeitschritte

Werden die Ergebnisse der Prediction-Horizons mit variabler Auflösung allgemein betrachtet, ist es möglich, einen Kompromiss zu finden, bei dem ähnlich gute Ergebnisse der Kosten und die gleichzeitige Reduktion der Simulationszeit erreicht werden. Wie die variable Auflösung dafür gewählt werden muss, ist vom Lastfall und der Länge des Prediction-Horizon abhängig und ist für jedes Problem neu zu ermitteln. Im Normalfall gilt bei variablen Prediction-Horizons, dass feinere Auflösungen früher niedrigere Kosten liefern, während bei groben variablen Auflösungen die Kosten erst bei größeren Prediction-Horizons sinken. Die aktuell verfügbare Rechenleistung des Computers mit dem die Simulationen durchgeführt wurden, beeinflusst die Simulationszeiten. Trotz Schwankungen kann aber wie erwartet die einheitliche Tendenz abgeleitet werden, dass die Simulationszeit von der Anzahl der Zeitschritte im Prediction-Horizon abhängig ist.

Bei der Anwendung des leistungsbasierten Modells mit variablen Zeitschritten muss berücksichtigt werden, dass für jede Bedarfsberechnung der variablen Prediction-Horizons ein zusätzlicher Optimierungsschritt durchzuführen ist. Dieser ist notwendig, da die neuen Leistungspunkte für die summierte Energie größerer Zeitschritte ermittelt werden muss.

4.7 Auswirkungen Anlagenkonfigurationen

Um die Auswirkungen verschiedener Anlagenkonfigurationen auf den optimalen Prediction-Horizon zu untersuchen, wurde der verwendete Speicher des Anlagenparks variiert. Die technischen Daten der Energieerzeuger wurden bei keinem Szenario abgeändert. In Tabelle 4.2 sind die unterschiedlichen Speicher aufgelistet. Der Speicher *Storage 5* ist zu Beginn als Standardspeicher ausgewählt worden und dient bei diesen Untersuchungen als Referenzwert. Wirkungsgrade und relative Verluste wurden bei allen Speichern gleich gewählt. Die technischen Daten unterscheiden sich in Kapazität und/oder Leistung für das Be- und Entladen. Bei den Simulationen wurde das energiebasierte Modell herangezogen und die 60-Minuten-Auflösung gewählt. Für alle Speicher gilt, dass sie zu Beginn und am Ende des Receding-Horizon halbvoll geladen sein müssen.

Die Kostenverläufe für alle neun Speicher werden in Abbildung 4.48 dargestellt. Die Kapazitäten (C) der Speicher wurden mit 150, 300 und 450 *MWh* gewählt, die Leistungen (P) mit 25, 37,5 und 50 *MW*.

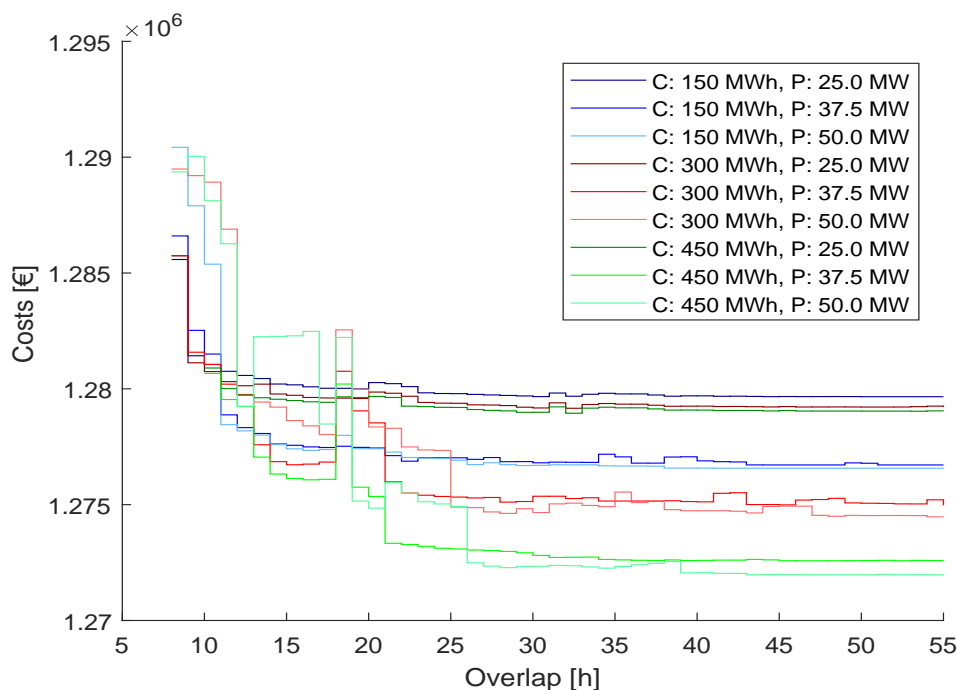


Abbildung 4.48: Kostenkurven aller Speichervarianten

Die große Anzahl von Kurven macht es schwierig, die Kostenverläufe in einem Diagramm zu vergleichen. Daher wurden im Folgenden weitere Diagramme erstellt, welche die Kosten bei gleichbleibender Leistung oder Kapazität getrennt beschreiben.

Geänderte Kapazität bei gleicher Leistung

In diesem Abschnitt werden die drei Kapazitäten der Speicher variiert und in jedem Diagramm eine andere der drei verschiedenen Leistungen konstant gehalten. Abbildungen 4.49 auf Seite 102 zeigt durch den nahezu identischen Verlauf der Kostenkurven der beiden größeren Speicher, dass die Speicherkapazität eine sehr geringe Auswirkung auf die Kosten hat, wenn die Be- und Enladeleistung zu gering ist, um die Speichergröße ausnutzen zu können. Die geringe Kapazität des kleinsten Speichers wird mit der vorhandenen Leistung bereits ausgenutzt und ist der Grund für die höheren Kosten. Wird eine größere Leistung gewählt, ergeben sich sehr wohl Vorteile für Speicher mit größerer Kapazität, wie Abbildung 4.50 auf Seite 102 zeigt. Die Kostenkurven liegen deutlich weiter auseinander und je größer die Speicherkapazität ist, desto niedriger sinken sie ab. Die sich ergebenden Kostenkurven bei einer weiteren Erhöhung der Speicherleistung sind in Abbildung 4.51 auf Seite 103 dargestellt. Im Vergleich zur mittleren Leistung sinken die Kosten nur noch für den 450MWh Speicher deutlich weiter ab, da die beiden kleineren Speicher bereits mit geringerer Leistung ausgelastet sind.

Das Konvergenzverhalten der Kostenkurven ist für gleiche Speicherleistungen auch bei unterschiedlicher Speicherkapazität sehr ähnlich. Für die Leistung von 25MW in Abbildung 4.49 haben alle drei Kurven den gleichen Verlauf. Bei $37,5\text{MW}$ Speicherleistung in Abbildung 4.50 erreichen die Kostenkurven der beiden größeren Kapazitäten bei einem Overlap von etwa 22 Stunden einen konstanten Wert. Abbildung 4.51 zeigt, dass auch für die Leistung von 50MW die Kostenkurven der beiden größeren Kapazitäten bei ähnlicher Overlapgröße von etwa 26 Stunden einen gleichmäßigen Wert erreichen.

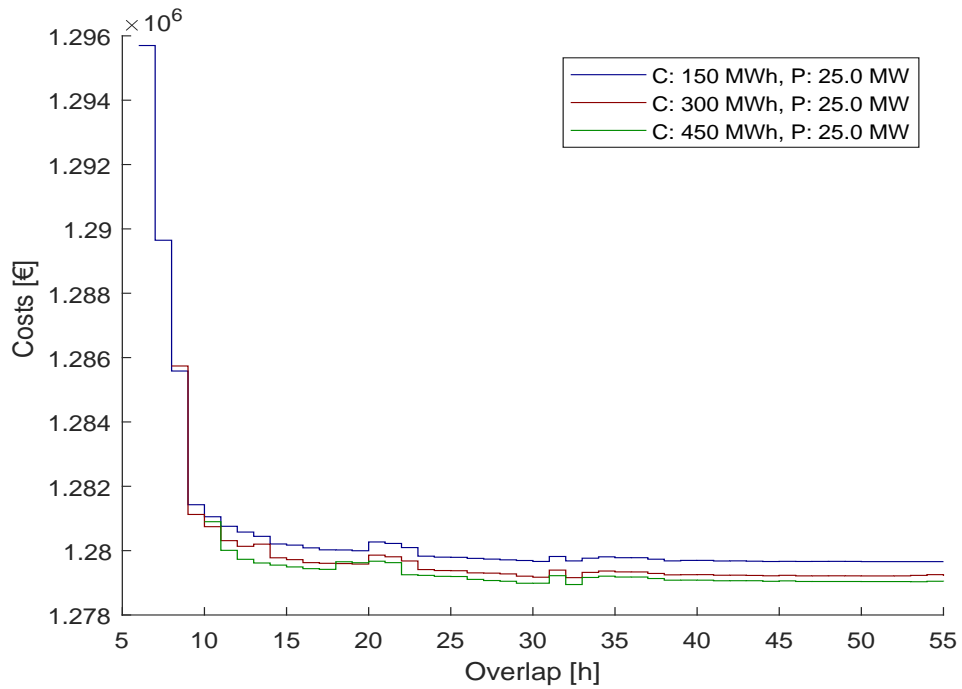


Abbildung 4.49: Kosten konstante Speicherleistung 25 MW

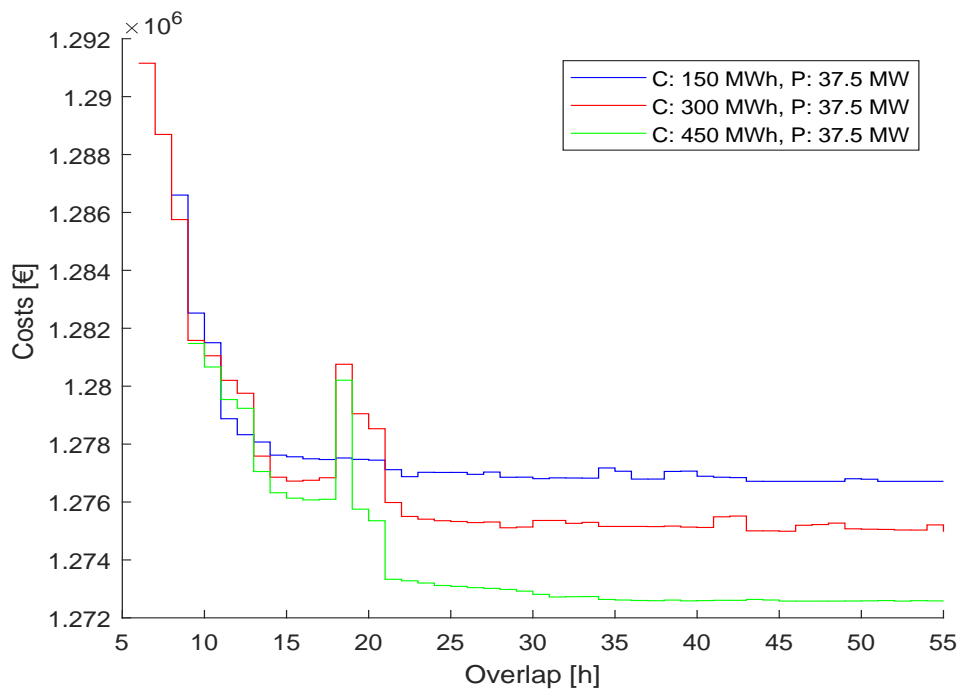


Abbildung 4.50: Kosten konstante Speicherleistung 37,5 MW

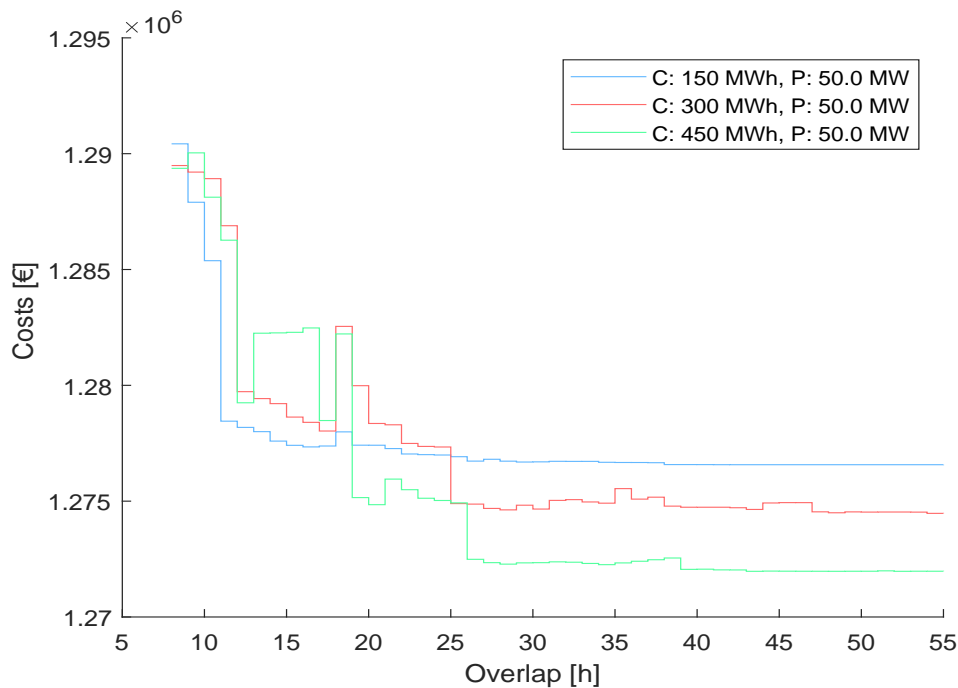


Abbildung 4.51: Kosten konstante Speicherleistung 50 MW

Die Abbildungen 4.52, 4.53 und 4.54 ab Seite 104 zeigen die Betriebspläne der Energieanlagen für die Speicherkonfigurationen aus Abbildung 4.51 für eine Overlapgröße von 55 Stunden. Der mit Hilfe einer schwarzen Linie dargestellte Wärmebedarf wird von den Energieerzeugern gedeckt. Den Strompreis bildet die magentafarbene Linie ab. Die roten Balken stellen eine Entladung des Speichers in den Zeiträumen, in denen zu wenig Wärme produziert wird, dar. Die grünen Balken signalisieren einen Ladevorgang des Speichers bei Überschussproduktion von Wärme. Die gelbe Linie bildet den aktuellen Füllstand des Speichers in jedem Zeitschritt ab. Die zum Speicherfüllstand dazugehörige Skala ist auf der vertikalen Achse am rechten Rand der Grafik aufgetragen.

Vergleicht man die drei Abbildungen, ist ein starker Unterschied in der Betriebsweise des Anlagenparks aufgrund der unterschiedlich gewählten Speicher zu erkennen. Sehr deutlich ist dies im Zeitbereich zwischen 40 und 100 Stunden sichtbar. Während bei der Kapazität von 150MWh die *Biomass 1*-Anlage erst am Ende dieses Zeitraums hochgefahren wird, ist sie bei einer Kapazität von 300MWh auch am Anfang in Betrieb. Bei der Speicherkapazität von 450MWh läuft diese Anlage für den Zeitabschnitt durchgehend. Daraus ergeben sich auch deutlich unterschiedliche Speicherfüllstände und Betriebszeiten.

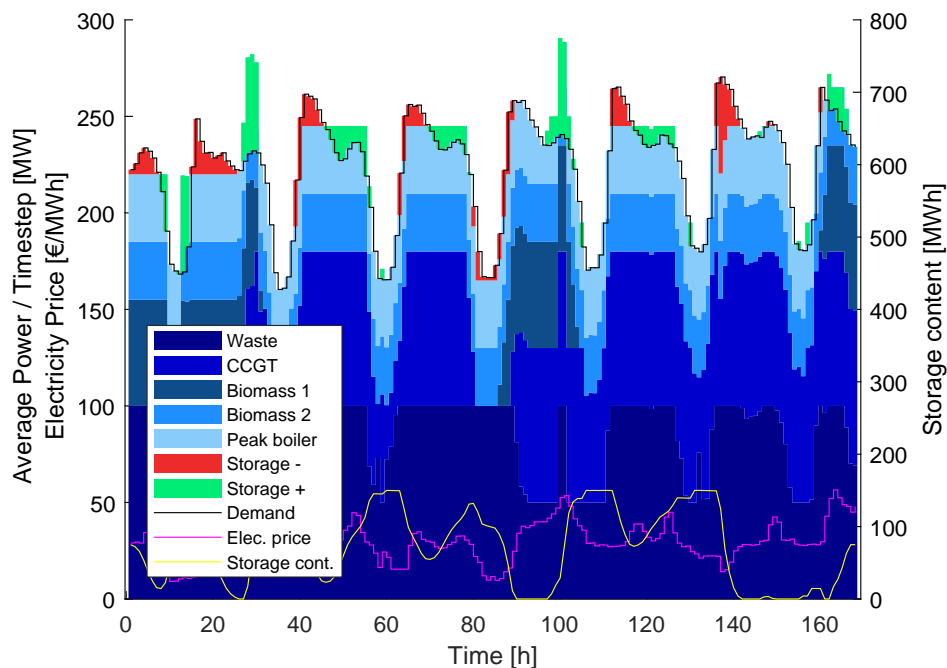


Abbildung 4.52: Betriebsplan - Kapazität: 150MWh, Leistung: 50MW

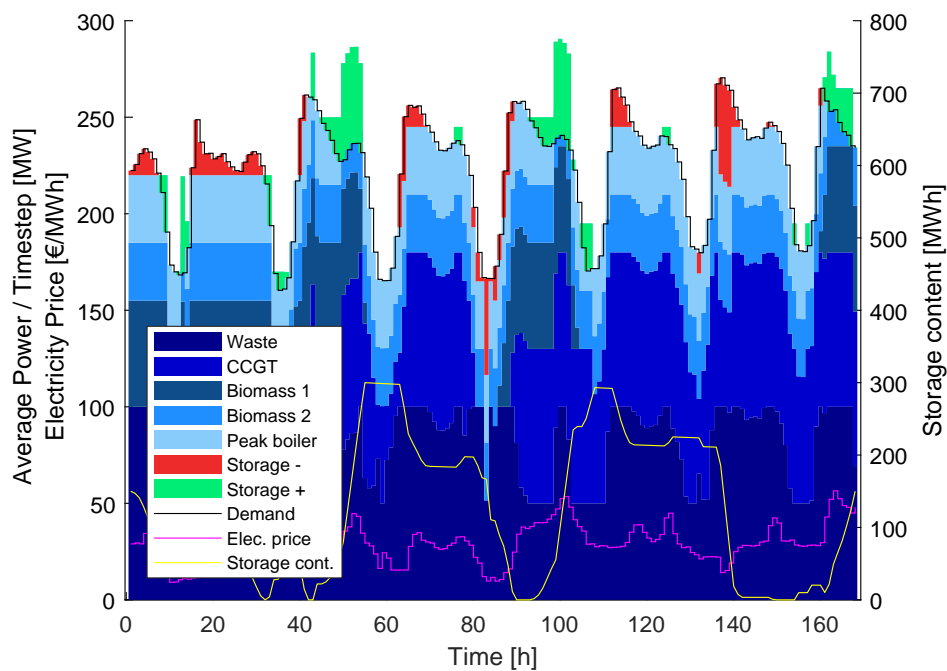


Abbildung 4.53: Betriebsplan - Kapazität: 300MWh, Leistung: 50MW

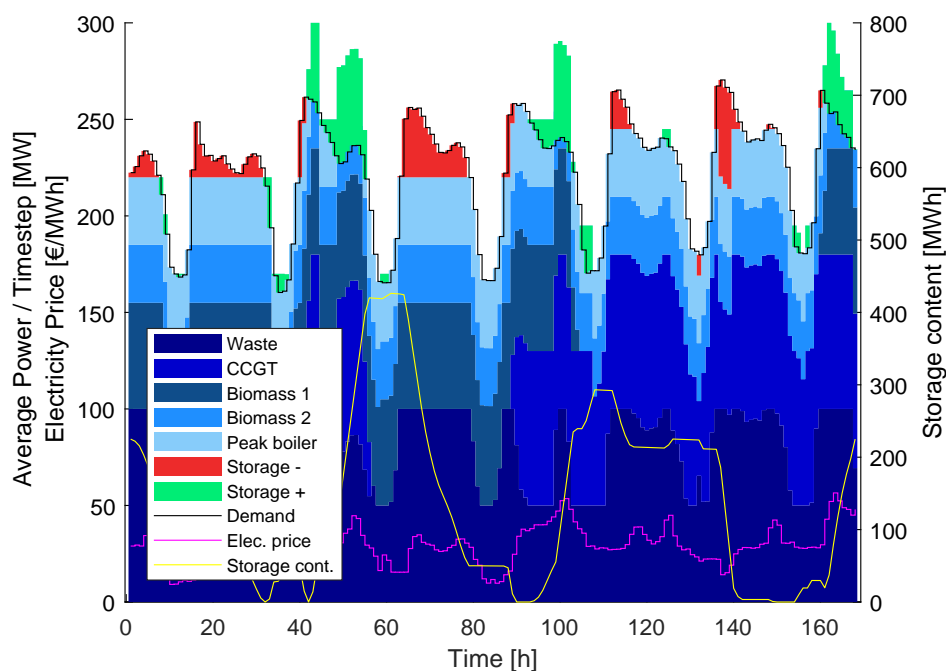


Abbildung 4.54: Betriebsplan - Kapazität: 450MWh , Leistung: 50MW

In Abbildung 4.54 werden die Lastspitzen zwischen Stunde 60 und 80 gänzlich vom Speicher abgedeckt, was bei den anderen beiden Konfigurationen nicht der Fall ist. In Zeiten höherer Strompreise werden die Speicher gefüllt. Die größeren Kapazitäten werden dabei vom System genutzt. Rund um den Zeitpunkt von 60 Stunden sind bei allen drei Varianten die Speicher bis zur maximalen Kapazität gefüllt.

Geänderte Leistung bei gleicher Kapazität

In den folgenden Diagrammen werden jeweils die Kostenverläufe bei gleicher Speicherkapazität mit unterschiedlicher Leistung untersucht. Abbildung 4.55 auf Seite 106 zeigt, dass eine größere Leistung nicht unbedingt einen Kostenvorteil schafft, wenn die dazugehörige Speicherkapazität zu gering ist. In diesem Fall ist kaum ein Unterschied zwischen den Leistungen $37,5\text{MW}$ und 50MW . Die Kostenverläufe für die Speicher mit einer Kapazität von 300MWh sind in Abbildung 4.56 auf Seite 106 dargestellt. Für die beiden größeren Leistungen ergeben sich eindeutig niedrigere Kosten. Wie man durch den Vergleich mit Abbildung 4.57 auf Seite 107 erkennen kann, ist mit einer Leistung von 50MW eine weitere Kostensenkung möglich, wenn die Speicherkapazität nicht zu gering ist.

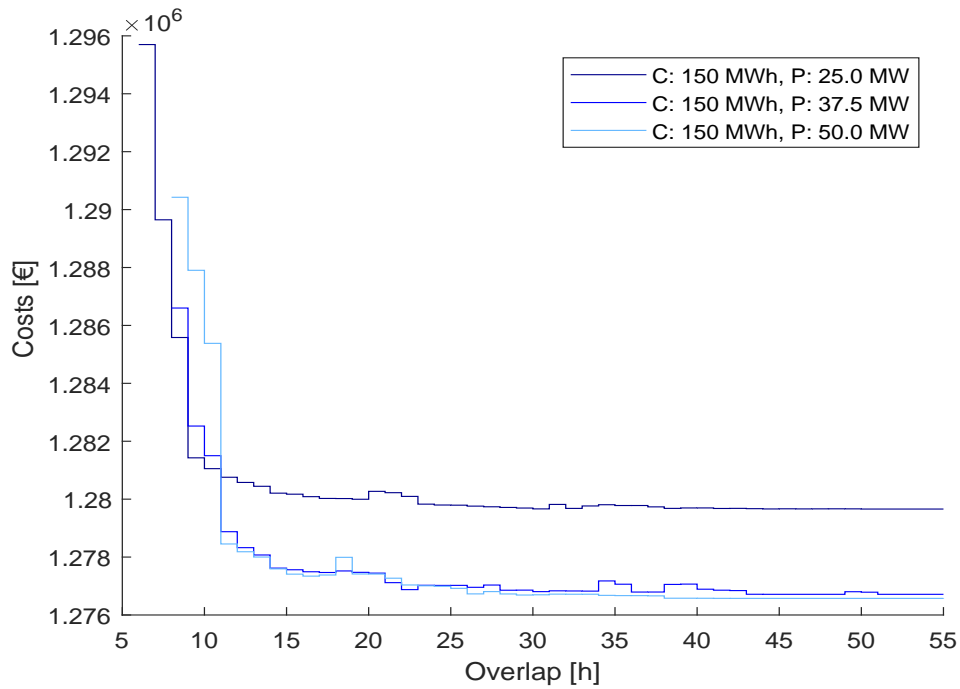


Abbildung 4.55: Kosten konstante Speicherkapazität 150 MWh

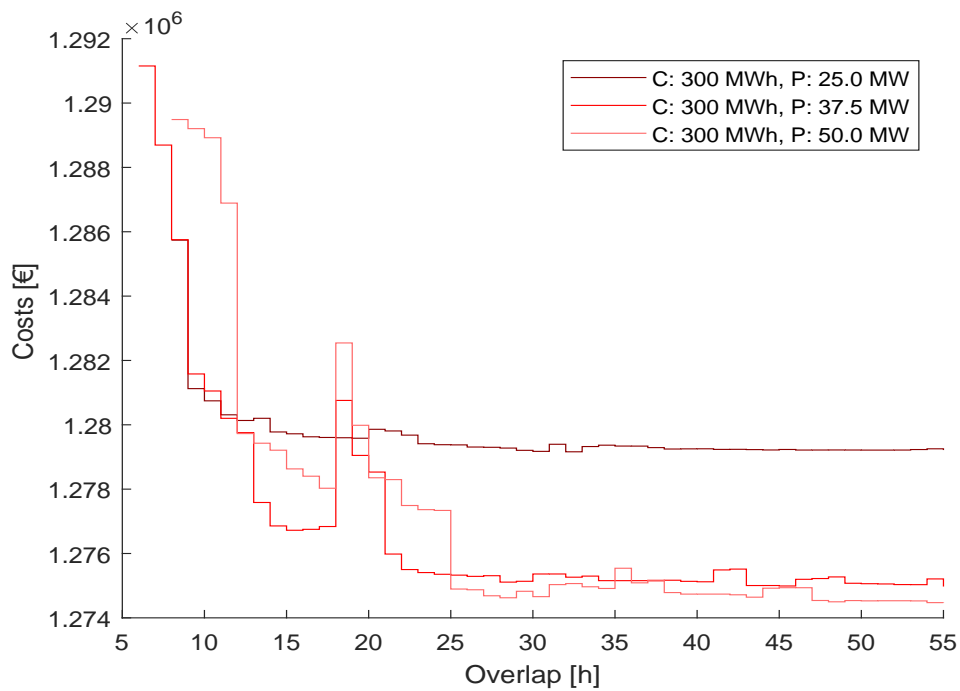
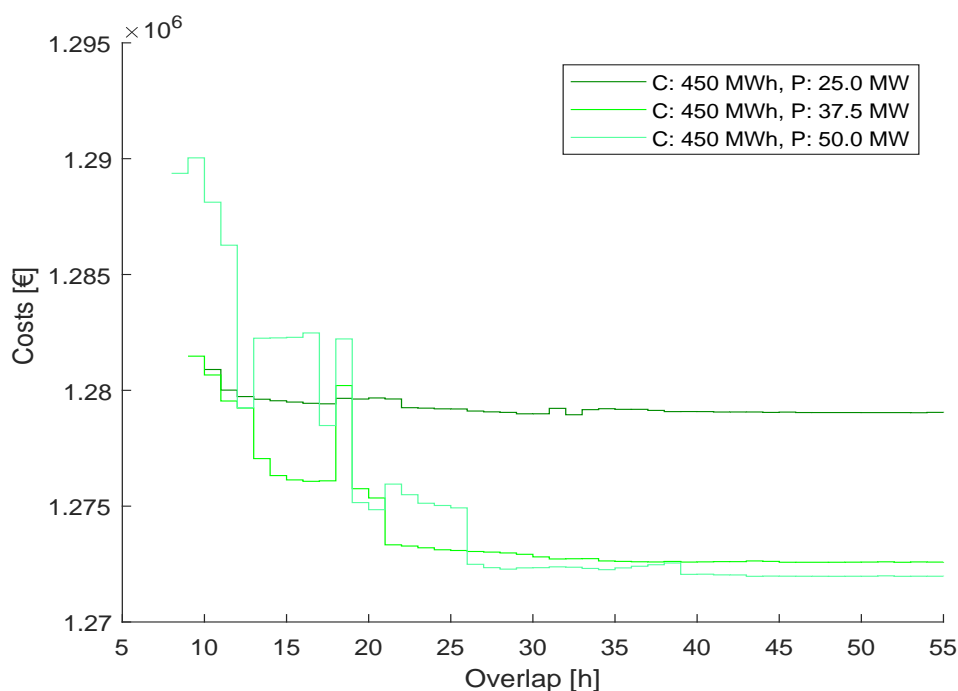


Abbildung 4.56: Kosten konstante Speicherkapazität 300 MWh


 Abbildung 4.57: Kosten konstante Speicherkapazität 450 *MWh*

Vergleicht man alle Kostenkurven miteinander, wird deutlich, dass sich bei veränderter Speicherleistung das Konvergenzverhalten der Kostenkurve ändert. Bei größeren Leistungen werden konstante Werte erst bei größeren Prediction-Horizonts erreicht als bei niedrigeren Leistungen. Besonders deutlich ist dieser Effekt in den Abbildungen 4.56 auf Seite 106 und 4.57 auf Seite 107 zu erkennen.

Die Betriebspläne in den Abbildungen 4.58, 4.59 und 4.60 ab Seite 108 beziehen sich auf Abbildung 4.57 bei einem Overlap von 55 Stunden. In dem Zeitraum zwischen 40 und 100 Stunden sind eindeutige Unterschiede in der Betriebsweise der Anlagen zu erkennen. Bei der *CCGT*- und der *Biomass 1*-Anlage weichen die Betriebspläne in diesem Zeitraum stark voneinander ab. Der kurzzeitige Einsatz der *Biomass 1*-Anlage bei Stunde 140 tritt nur bei einer Leistung von 25*MW* auf. In Abbildung 4.59 zeigt sich im Vergleich zu 4.60 zwischen Stunde 140 und 160 ein abweichendes Speicherverhalten. Der Speicher wird nur bei der Konfiguration mit größerer Leistung vollständig entladen. Die kurzzeitige Speicherentladung bei Stunde 135 ist nur bei der Leistung von 50*MW* zu erkennen.

Anhand des Speicherfüllstandes in den Abbildungen 4.58-4.60 kann gezeigt werden, dass die niedrigere Leistung von 25*MW* die Speicherkapazität von 450*MWh* nicht ausnutzen kann.

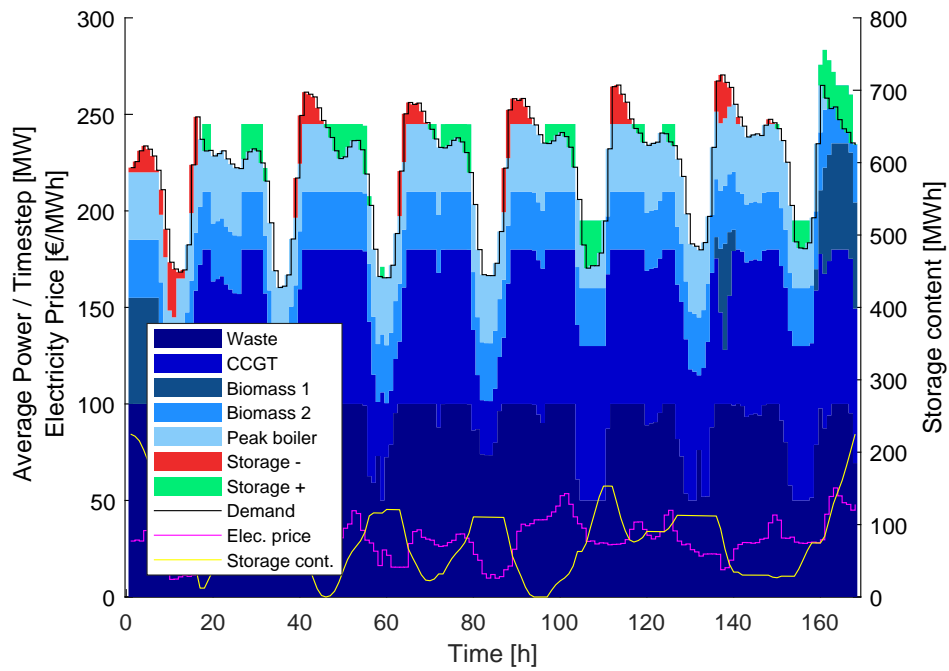


Abbildung 4.58: Betriebsplan - Kapazität: 450MWh, Leistung: 25MW

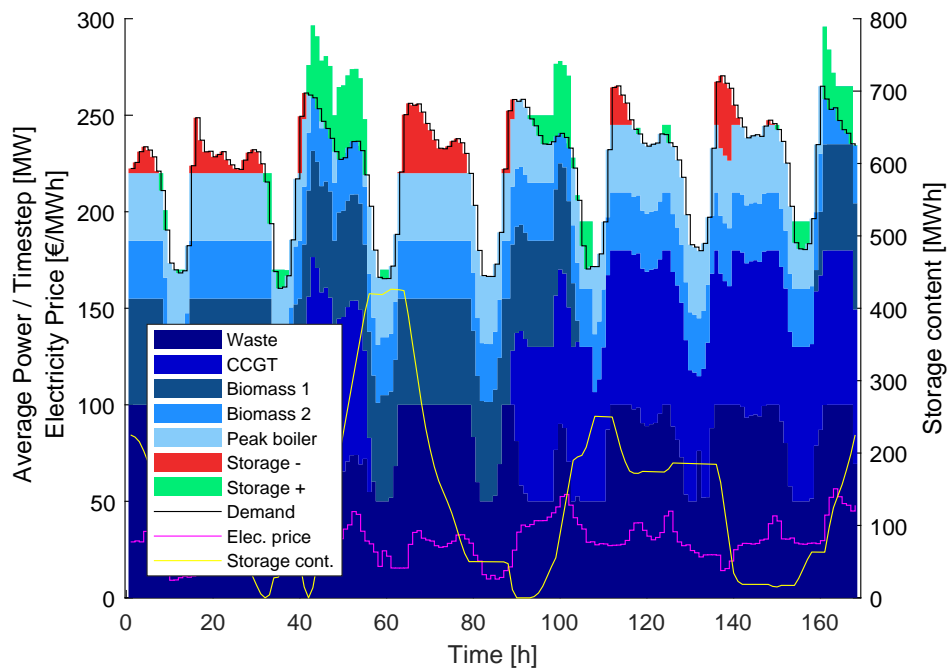


Abbildung 4.59: Betriebsplan - Kapazität: 450MWh, Leistung: 37,5MW

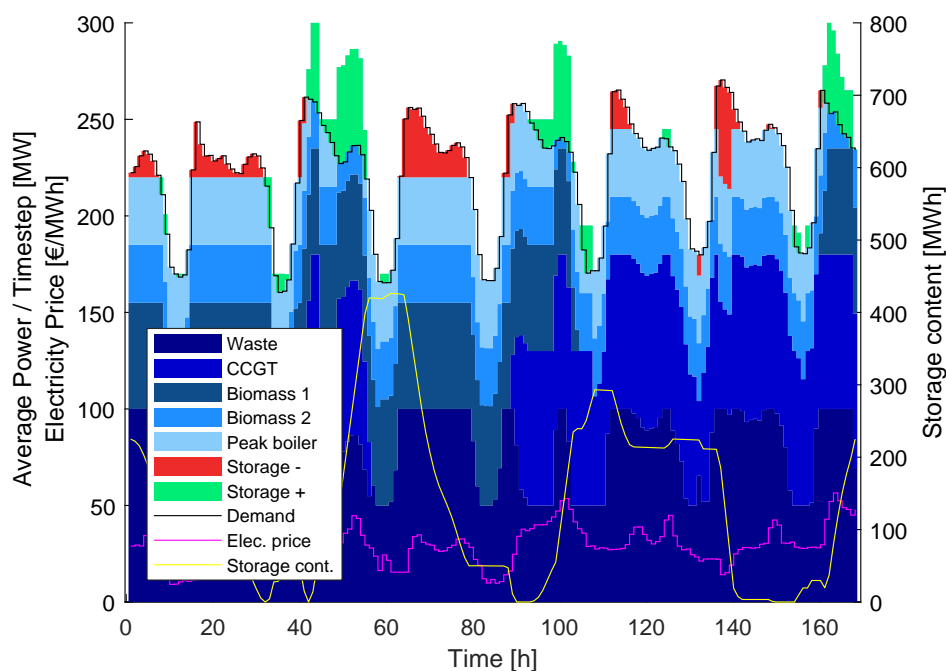


Abbildung 4.60: Betriebsplan - Kapazität: 450MWh, Leistung: 50MW

Die verschiedenen Leistungen zeigen sich auch bei der Abdeckung der Lastspitzen durch den Speicher. In Abbildung 4.59 und 4.60 ist zu erkennen, dass von Stunde 10 bis 30 sowie 60 bis 80 die Lastspitzen zur Gänze vom Speicher abgedeckt werden. Beim Laden des Speichers zwischen den Stunden 40 und 60 zeigt sich eine unterschiedliche Betriebsweise.

Alle Speicherkonfigurationen zusammengefasst, ist eine deutliche Auswirkung durch die Veränderung von Kapazität und Leistung der Speicher zu bemerken. Sowohl die Höhe und das Konvergenzverhalten der Kostenverläufe als auch die Betriebsweise des Anlagenparks wird dadurch deutlich beeinflusst.

Kapitel 5

Zusammenfassung und Ausblick

Im Rahmen dieser Arbeit wurden die Auswirkungen unterschiedlicher Zusammensetzungen und Auflösungen von Prediction-Horizons auf die Lösung des MILP-UC-Problems untersucht. Dazu wurde sowohl ein energiebasierter als auch ein leistungsbasierter Ansatz für die Modellbildung gewählt und die entstehenden Kostenkurven, durchschnittlichen Solverzeiten und die aus den Lösungen resultierenden Betriebsweisen der Anlagen miteinander verglichen.

Dass mit ansteigender Größe der Prediction-Horizons bessere Ergebnisse im Sinne der Kostenreduktion erzielt werden können, ist in den Ergebnissen eindeutig ersichtlich. Durch die Untersuchung mehrerer Lastfälle und Anlagenkonfigurationen konnte im Weiteren die Auswirkung dieser auf das Konvergenzverhalten der Kostenkurve für die unterschiedlich großen Prediction-Horizons gezeigt werden. Zusammengefasst konnte keine allgemein gültige optimale Größe für den Prediction-Horizon bestimmt werden, da diese je nach Lastfall und Anlagenkonfigurationen variiert. Auch für die durchschnittlichen Solverzeiten ergeben sich Abweichungen zwischen den einzelnen Szenarien.

Bei der Verwendung verschiedener konstanter Auflösungen wurde erwartet, dass die kleineren Zeitschrittgrößen deutlich bessere Ergebnisse liefern, wie beispielsweise auch [47] zeigt. Da der Bedarf für die feineren viertel- und halbstündigen Auflösungen aus dem Stundenbedarf berechnet wurde, liegt die Vermutung nahe, dass dies ausschlaggebend für die geringe Abweichung war. Des Weiteren kann sich die Kombination aus stundenweise konstantem

Strompreis und früher einsetzender Leistungssteigerung bei feineren Auflösungen negativ auf die Kosten auswirken.

Da der Unterschied zwischen den verschiedenen Auflösungen sehr gering ausfällt, ist es auch schwierig, den Vorteil von variablen Auflösungen im Prediction-Horizon darzustellen. Es zeigt sich aber, dass die Ergebnisse bei der Verwendung von variablen Zeitschritten durchaus nahe an der feinsten konstanten Auflösung liegen und sich die dafür benötigten durchschnittlichen Solverzeiten deutlich zwischen den konstanten Auflösungen befinden.

Das leistungsbasierte Modell zeigt im Vergleich mit dem energiebasierten Modell Vorteile bei den Kosten, da auch die Energie im Zeitschritt des Anfahrens einer Anlage mitberücksichtigt wird. Hinsichtlich Konvergenzverhalten zeigen sich keine aussagekräftigen Abweichungen zwischen den beiden Modellen.

Der verwendete Energiebedarf für feinere Auflösungen wurde aus dem stündlichen Bedarf ermittelt. Dazu wurde ein linearer Leistungsanstieg zwischen den Zeitpunkten angenommen und die benötigte Leistungsänderung pro Zeitschritt minimiert, um einen möglichst kontinuierlichen Verlauf zu erhalten.

Für zukünftige Arbeiten wäre anzudenken, bei feineren Auflösungen auch einen realistisch schwankenden, nicht unbedingt glatt verlaufenden, feiner skalierten Energiebedarf anzunehmen, der nicht aus dem Stundenbedarf rückgerechnet wird. Hrvoje [21] zeigt die Verfälschung bei unterschiedlicher Berechnung des Stundenbedarfs aus einem Viertelstundenbedarf. Realistischere fluktuierende Bedarfskurven treten beispielsweise bei der Modellierung von Windkraftanlagen oder anderen unsicheren Energieerzeugern auf. Würde ein Energiebedarf dieser Art gewählt, würden sich wahrscheinlich deutlichere Unterschiede zwischen den verschiedenen Auflösungen ergeben. Ebenso könnte ein der Auflösung entsprechender Strompreis verwendet werden.

Erweiterungsmöglichkeiten der Modelle wären neben realistischeren Startvorgängen der Energieerzeuger eine dynamische Berechnung des optimalen Prediction-Horizon für Länge und Auflösung zu implementieren. Die Ergebnisse dieser Arbeit zeigen, dass verschiedene Lastfälle und Anlagenkonfigurationen unterschiedliche optimale Größen des Prediction-Horizon aufweisen. Liegen die Kosten feinerer und gröberer Auflösungen bei der Verwen-

dung des eben vorgeschlagenen, realistischen Energiebedarfs mit passender Skalierung weiter auseinander als bei den Ergebnissen dieser Arbeit, können auch variable Zeitschritte an Relevanz gewinnen. Da die Zusammenstellung des variablen Prediction-Horizon weitere zahlreiche Möglichkeiten bietet, steigt die Herausforderung für eine mögliche zukünftige dynamische Berechnung des optimalen Prediction-Horizon, in Abhängigkeit von Lastfall und Anlagenkonfiguration.

Literaturverzeichnis

- [1] Emmanouil A Bakirtzis und Pandelis N Biskas. Multiple time resolution stochastic scheduling for systems with high renewable penetration. *IEEE Transactions on Power Systems*, 32(2):1030–1040, 2017.
- [2] Emmanouil A Bakirtzis, Pandelis N Biskas, und Anastasios G Bakirtzis. Dynamic reserves quantification for variable time resolution scheduling. In *2015 IEEE Eindhoven PowerTech*, pages 1–6. IEEE, 2015.
- [3] Emmanouil A. Bakirtzis, Pandelis N. Biskas, und Anastasios G. Bakirtzis. The impact of load-following reserve requirement levels on the short-term generation scheduling. In *19th Power Systems Computation Conference*, pages 1–7, Piscataway, NJ, 2016. IEEE.
- [4] Emmanouil A. Bakirtzis, Pandelis N. Biskas, Dimitris P. Labridis, und Anastasios G. Bakirtzis. Multiple time resolution unit commitment for short-term operations scheduling under high renewable penetration. *IEEE Transactions on Power Systems*, 29(1):149–159, 2014.
- [5] Emmanouil A. Bakirtzis, Christos K. Simoglou, Pandelis N. Biskas, und Anastasios G. Bakirtzis. Storage management by rolling stochastic unit commitment for high renewable energy penetration. *Electric Power Systems Research*, 158:240–249, 2018.
- [6] M. Carrion und J. M. Arroyo. A computationally efficient mixed-integer linear formulation for the thermal unit commitment problem. *IEEE Transactions on Power Systems*, 21(3):1371–1378, 2006.
- [7] D. Connolly, H. Lund, B. V. Mathiesen, S. Werner, B. Möller, U. Persson, T. Boermans, D. Trier, P. A. Østergaard, und S. Nielsen. Heat roadmap europe: Combining district

- heating with heat savings to decarbonise the eu energy system. *Energy Policy*, 65:475–489, 2014.
- [8] Carlos M. Correa-Posada, German Morales-Espana, Pablo Duenas, und Pedro Sanchez-Martin. Dynamic ramping model including intraperiod ramp-rate changes in unit commitment. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 8(1):43–50, 2017.
- [9] Mitch Costley, Mohammad Javad Feizollahi, Shabbir Ahmed, und Santiago Grijalva. A rolling-horizon unit commitment framework with flexible periodicity. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 90:280–291, 2017.
- [10] Valentin Crastan. *Weltweiter Energiebedarf und 2-Grad-Klimaziel*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2016.
- [11] Dominik Eller. *Integration erneuerbarer Energien mit Power-to-Heat in Deutschland: Potentiale zur Nutzung von Stromüberschüssen in Fernwärmenetzen*. Springer Vieweg, 1. Edition, 2015.
- [12] Wien Energie. *Energieerzeugung*, 2018. <https://www.wienenergie.at/eportal3/ep/channelView.do/pageTypeId/67831/channelId/-58096>.
- [13] European Commission. *An EU Strategy on Heating and Cooling*. 2016.
- [14] European Commission. *Nach Paris: Bewertung der Folgen des Pariser Übereinkommens*. 2016.
- [15] European Commission. *Two years after Paris: Progress towards meeting the EU’s climate commitments*. 2017.
- [16] EXAA. *Spotmarkt*, 2018. <https://www.exaa.at/de/spotmarkt-strom>.
- [17] Christiana Figueres, Corinne Le Quéré, Anand Mahindra, Oliver Bäte, Gail Whiteman, Glen Peters, und Dabo Guan. Emissions are still rising: Ramp up the cuts. *Nature*, 564(7734):27–30, 2018.
- [18] C. Gentile, G. Morales-España, und A. Ramos. A tight mip formulation of the unit commitment problem with start-up and shut-down constraints. *EURO Journal on Computational Optimization*, 5(1-2):177–201, 2017.

- [19] Gurobi Optimization, LLC. *Gurobi Optimizer*, 2018. <http://www.gurobi.com/products/features-benefits>.
- [20] Rene Hofmann, Koller Martin, und Walter Heimo. Flexibilisierungspotenzial für Energieanlagen in der Industrie. Intelligentes Demand-Side-Management durch Integration von thermischen Speichern - Teil 2. *BWK*, 68(10):32–37, 2016.
- [21] Pandžić Hrvoje, Yury Dvorkin, Wang Yishen, Qiu Ting, und Kirschen Daniel S. *Effect of Time Resolution on Unit Commitment Decisions in Systems with High Wind Penetration*. IEEE, Piscataway, NJ, 2014.
- [22] R. B. Jackson, C. Le Quéré, R. M. Andrew, J. G. Canadell, J. I. Korsbakken, Z. Liu, G. P. Peters, und B. Zheng. Global energy growth is outpacing decarbonization. *Environmental Research Letters*, 13(12):120401, 2018.
- [23] Johan Löfberg. YALMIP: A toolbox for modeling and optimization in MATLAB. *IEEE International Symposium on Computer Aided Control Systems Design*, 2004.
- [24] Johan Löfberg. *YALMIP*, 2018. <https://yalmip.github.io/>.
- [25] Josef Kallrath. *Gemischt-ganzzahlige Optimierung: Modellierung in der Praxis ; mit Fallstudien aus Chemie, Energiewirtschaft, Papierindustrie, Metallgewerbe, Produktion und Logistik*. Springer, 2. Edition, 2013.
- [26] Schmitz Karl W. und Schaumann Gunter. *Kraft-Wärme-Kopplung*. Springer, 3. Edition, 2005.
- [27] Mohsen Kia, Mehrdad Setayesh Nazar, Mohammad Sadegh Sepasian, Alireza Heidari, und Pierluigi Siano. Optimal day ahead scheduling of combined heat and power units with electrical and thermal storage considering security constraint of power system. *Energy*, 120:241–252, 2017.
- [28] M. Köfinger, R. R. Schmidt, D. Basciotti, O. Terreros, I. Baldvinsson, J. Mayrhofer, S. Moser, R. Tichler, und H. Pauli. Simulation based evaluation of large scale waste heat utilization in urban district heating networks: Optimized integration and operation of a seasonal storage. *Energy*, 159:1161–1174, 2018.

- [29] Martin Koller und René Hofmann. Mixed-integer linear programming formulation of combined heat and power units for the unit commitment problem. *Journal of Sustainable Development of Energy, Water and Environment Systems*, 6(4):755–769, 2018.
- [30] Panos Konstantin. *Praxisbuch der Fernwärmeversorgung*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2018.
- [31] Georgios M. Kopanos und Efstratios N. Pistikopoulos. Reactive scheduling by a multi-parametric programming rolling horizon framework: A case of a network of combined heat and power units. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 53(11):4366–4386, 2014.
- [32] Xiao-Lei Li, Jing-Yan Zhou, Er-Keng Yu, und Yi Pan. Linear mixed integer algorithm for unit commitment based on variable periods. In *International Conference on Sustainable Power Generation and Supply, 2009*, pages 1–4, Piscataway, NJ, 2009. IEEE.
- [33] Henrik Lund. *Renewable energy systems: A smart energy systems approach to the choice and modeling of 100% renewable solutions*. Academic Press, Waltham, Massachusetts and Oxford [England], 2. Edition, 2014.
- [34] Henrik Lund. Renewable heating strategies and their consequences for storage and grid infrastructures comparing a smart grid to a smart energy systems approach. *Energy*, 151:94–102, 2018.
- [35] Pehnt Martin. *Energieeffizienz: Ein Lehr- und Handbuch*. Springer, 1. Edition, 2010.
- [36] Mathworks. *MATLAB*, 2018. https://de.mathworks.com/products/matlab.html?s_tid=hp_products_matlab.
- [37] German Morales-Espana. *Unit commitment: Computational performance, system representation and wind uncertainty management*. PhD thesis, Universidad Pontificia Comillas, Madrid, 2014.
- [38] German Morales-Espana, Carlos M. Correa-Posada, und Andres Ramos. Tight and

- compact mip formulation of configuration-based combined-cycle units. *IEEE Transactions on Power Systems*, 31(2):1350–1359, 2016.
- [39] Germán Morales-España, Claudio Gentile, und Andres Ramos. Tight mip formulations of the power-based unit commitment problem. *OR Spectrum*, 37(4):929–950, 2015.
- [40] German Morales-Espana, Jesus M. Latorre, und Andres Ramos. Tight and compact milp formulation of start-up and shut-down ramping in unit commitment. *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(2):1288–1296, 2013.
- [41] Germán Morales-España, Laura Ramírez-Elizondo, und Benjamin F. Hobbs. Hidden power system inflexibilities imposed by traditional unit commitment formulations. *Applied Energy*, 191:223–238, 2017.
- [42] N. P. Padhy. Unit commitment—a bibliographical survey. *IEEE Transactions on Power Systems*, 19(2):1196–1205, 2004.
- [43] David Pozo, Javier Contreras, und Enzo E. Sauma. Unit commitment with ideal and generic energy storage units. *IEEE Transactions on Power Systems*, 29(6):2974–2984, 2014.
- [44] Zahoransky Richard A. *Energietechnik: Systeme zur Energieumwandlung. Kompaktwissen für Studium und Beruf*. Vieweg+Teubner, 4. Edition, 2009.
- [45] Ross J. Salawitch, Timothy P. Canty, Austin P. Hope, Walter R. Tribett, und Brian F. Bennett. *Paris Climate Agreement: Beacon of Hope*. Springer Climate. Springer International Publishing, Cham and s.l., 2017.
- [46] Wolf-Peter Schill, Michael Pahle, und Christian Gambardella. On start-up costs of thermal power plants in markets with increasing shares of fluctuating renewables. *SSRN Electronic Journal*, 2016.
- [47] Jiadong Wang, Jianhui Wang, Cong Liu, und Juan P. Ruiz. Stochastic unit commitment with sub-hourly dispatch constraints. *Applied Energy*, 105:418–422, 2013.
- [48] H. Paul Williams. *Logic and Integer Programming*, volume 130 of *International Series in Operations Research & Management Science*. Springer-Verlag US, 2009.

- [49] Yuanchao Yang, Jianhui Wang, Xiaohong Guan, und Qiaozhu Zhai. Subhourly unit commitment with feasible energy delivery constraints. *Applied Energy*, 96:245–252, 2012.
- [50] Rehman Zafar, Anzar Mahmood, Sohail Razzaq, Wamiq Ali, Usman Naeem, und Khuram Shehzad. Prosumer based energy management and sharing in smart grid. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82:1675–1684, 2018.