



Fakultät II – Informatik, Wirtschafts- und Rechtswissenschaften
Department für Informatik

Selbstorganisation virtueller Geräte für das Lastmanagement von Kleinverbrauchern

Dissertation zur Erlangung des Grades eines
Doktors der Naturwissenschaften

vorgelegt von

M.Sc.-Inform. Ontje Lünsdorf

20. März 2012

Zusammenfassung

Die Energieversorgung unterliegt im Zuge der Energiewende einem Umstrukturierungsprozess. Das Ziel ist dabei, zentrale Großkraftwerke zunehmend durch dezentrale Erzeugungsanlagen auf Basis von regenerativen Energiequellen abzulösen. Im Gegensatz zu konventionellen Kraftwerken ist die Bereitstellung von Energie aus diesen Quellen mit Unsicherheiten versehen. Da Erzeugung und Verbrauch im elektrischen Netz stets ausgeglichen sein müssen, sind Ausgleichspotenziale zu erschließen, damit der Umstrukturierungsprozess ohne Beeinträchtigung der Versorgungssicherheit vollzogen werden kann. Das gegenwärtige Versorgungsparadigma „Erzeugung folgt Verbrauch“, also eine Anpassung der eingespeisten Energie an den Verbrauch, stößt unter diesen Bedingungen an seine Grenzen.

Zusätzliches Ausgleichspotenzial kann auf der Verbraucherseite erschlossen werden. Ein solches Demand-Side Management findet bereits in Grundzügen im industriellen und gewerblichen Sektor Anwendung. Offen ist jedoch, wie der Stromverbrauch von den Kleinverbrauchern der privaten Haushalte an die Einspeisesituation angepasst werden kann. Nicht zuletzt aufgrund der großen Anzahl an potenziell steuerbaren Geräten stellen sich auf Haushaltsebene besondere Herausforderungen bei der informationstechnologischen Integration von Haushaltsgeräten in Energiemanagementsysteme.

Eine ähnliche Problemstellung ergibt sich auch auf der Erzeugungsseite bei der Integration vieler dezentraler Erzeugungsanlagen. Als Lösungsansatz wird in der Literatur das virtuelle Kraftwerk vorgeschlagen, welches durch die Bündelung und das gemeinsame Ansteuern vieler Anlagen den Koordinationsaufwand zu reduzieren versucht.

Im Rahmen dieser Arbeit wird das Konzept des virtuellen Kraftwerks auf die Verbraucherseite übertragen. Über einen selbstorganisierenden Verbundbildungsprozess werden Haushaltsgeräte mit ähnlichen Lastverschiebungscharakteristika dabei in sogenannten *virtuellen Geräten* zusammengeschlossen. In Analogie zu virtuellen Kraftwerken bündeln virtuelle Geräte das Lastverschiebungspotenzial der einzelnen Haushaltsgeräte und stellen dieses einer zentralen Planungseinheit als Regelleistung zum Abruf bereit. Haushaltsgeräte, virtuelle Geräte und Planungseinheit sind dabei in einem Multi-Agenten-System realisiert. Ein typspezifischer Haushaltsgerätecontroller errechnet auf Grundlage des Stromverbrauchsverhaltens Erwartungswerte für Lastverschiebungen. Anhand dieser Erwartungswerte optimieren virtuelle Geräte den Bestand der ihnen zugeordneten Haushaltsgeräte. Die Planungseinheit erstellt in regelmäßigen Abständen einen Schnappschuss der Zuordnung und kann mit diesem Fahrpläne zur Adaption des Stromverbrauchs erstellen.

Abstract

The transition from electricity generation based on fossil fuel to renewable energy sources is the cause for a restructuring process in the electricity supply system. The objective is to progressively supersede large central powerplants with distributed generation facilities. Unlike conventional powerplants, the feed-in of electricity from these sources is subject to uncertainty. As an equilibrium between generation and consumption of electricity must be maintained at all times, additional balancing power has to be provided to carry out the restructuring process without compromising the security of the electricity supply. Under these conditions the current paradigm „supply follows demand“ is reaching its limitations.

Additional balancing power can be exploited on the demand side. Demand side management is already partly employed in the industrial and commercial sector. However, it remains to be seen how the electricity consumption of household appliances can be adapted to the feed-in. One of the challenges is the coordination overhead of control schemes which is attributed to the great number of household appliances.

A similar problem arises on the supply side by the integration of distributed generation facilities. A proposed solution is a virtual powerplant, which reduces the coordination overhead by pooling and conjointly controlling many generation facilities.

In this work, the concept of virtual powerplants is applied to the demand side. Household appliances are grouped into so called *virtual devices* by a selforganizing pooling strategy. In analogy to virtual powerplants, virtual devices bundle the load shift potentials of the individual appliances and grant on demand access to a scheduling unit. Appliances, virtual devices and scheduling unit are realized in a multi-agent system. An appliance specific controller computes the expected load shift response based on the actual usage of the appliance. This data is used to optimize the mapping of appliances to virtual devices. The scheduling unit regularly creates a snapshot of the mapping which enables the composition of load adapting schedules.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Das elektrische Energieversorgungssystem	1
1.2	Motivation: Demand-Side Management	3
1.3	Problemstellung: Direktes Lastmanagement bei Kleinverbrauchern	4
1.4	Lösungsansatz	5
1.5	Aufbau der Arbeit	5
2	Verwandte Arbeiten	7
2.1	Stromnetzfrequenzbasierte Ansätze	7
2.2	Marktbasierte Ansätze	11
2.3	Zentralisierte Ansätze	16
2.4	Zusammenfassung	18
3	Verbrauchsflexibilisierung durch selbstorganisierende Verbundbildung	21
3.1	Kategorisierung von Haushaltsgeräten	21
3.2	Beschreibungsmodell	22
3.3	Architektur	26
3.4	Zusammenfassung	28
4	Gerätemodellierung	31
4.1	Programmbasierte Geräte	32
4.2	Regelungsbasierte Geräte	46
4.3	Zusammenfassung	53
5	Lastverschiebungen	57
5.1	Prognosemodell	57
5.2	<i>forced-start</i>	59
5.3	<i>forced-interrupt</i>	63
5.4	<i>forced-statechange</i>	64
5.5	Evaluation der Prognosemodelle	77
5.6	Kommunikation	89
5.7	Potenzialabschätzung	89
5.8	Zusammenfassung	90

6	Verbundbildung	93
6.1	Virtuelle Geräte	93
6.2	Selbstorganisierende Verbundbildungsheuristik	103
6.3	Evaluation	119
6.4	Zusammenfassung	134
7	Planung	137
7.1	Heuristiken	143
7.2	Vergleich der Planungsverfahren	145
7.3	Kommunikation	148
7.4	Zusammenfassung	150
8	Anwendungsbeispiel: Reduktion der Lastgangsspreizung	151
8.1	Szenario 2010	152
8.2	Szenario 2020	156
8.3	Zusammenfassung	161
9	Zusammenfassung und Ausblick	163
9.1	Zusammenfassung der Arbeit	163
9.2	Abschließende Bewertung des Lösungsansatzes	164
9.3	Forschungsbedarf und Erweiterungsmöglichkeiten	165
A	Prognoseevaluation Szenario 2010	167
	Literatur	175
	Index	180

Kapitel 1

Einleitung

Der beständig zunehmende Energiebedarf bei gleichzeitiger Abnahme der Verfügbarkeit fossiler Energieträger stellt ein ernstzunehmendes Problem für die Energieversorgung dar. Diese Entwicklung schlägt sich in den Kosten für fossile Energieträger nieder, welche in den vergangenen Jahren kontinuierlich angestiegen sind. Während der Einfuhrpreis für Erdöl, der als Leitpreis im Energiesegment gilt, in den 90er Jahren durchschnittlich etwa 20\$ pro Barrel betrug, vervielfachte sich der Preis bis 2008 auf sein Rekordhoch von 97\$ pro Barrel. In Folge der globalen Wirtschaftskrise reduzierte sich der Preis innerhalb weniger Monate zwar um 70%, der generelle Trend setzt sich allerdings fort. Bereits 2009 betrug der Preis pro Barrel Rohöl wieder 62\$ [Bun10].

Die Nutzung fossiler Energieträger trägt aufgrund der Emissionen von Treibhausgasen entscheidend zum Klimawandel bei. Laut dem Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) stammt mit 25.9% der größte Anteil der weltweiten Treibhausgasemissionen aus dem Energiesektor. Gleichzeitig wird dem Energiesektor allerdings bei konsequenter Nutzung erneuerbarer Energieträger auch ein großes Potenzial bei der Emissionsreduktion zugesprochen [Int07].

Nicht zuletzt aus diesen Problematiken folgen politische Maßnahmen wie etwa das Gesetz für den Vorrang erneuerbaren Energien (EEG) [Deu00] samt dessen Neuregelung [Deu08], die den Ausbau erneuerbarer Energiewandlungsanlagen fördern. Die ursprüngliche Version des EEG aus dem Jahr 2000 hatte die Zielsetzung, bis 2010 einen Anteil von 4.2% des Gesamtenergiebedarfs (also Strom und Wärme) Deutschlands aus regenerativen Energiequellen zu decken. Dieses Ziel wurde bereits 2005 mit einem Anteil von 5.2% übertroffen. Mit der Novellierung des EEG wird deshalb für das Jahr 2020 die Deckung von 35% des Gesamtenergiebedarfs aus regenerativen Energiequellen angestrebt.

Die Verfügbarkeit von Energie oder besser Arbeit aus Quellen, wie bspw. Wind- oder Sonnenenergie, ist im Allgemeinen nicht regelbar. Erschwerend kommt hinzu, dass das Speichern von elektrischer Energie zwecks Vorhaltung von Regelleistung bisher nur mit hohen Verlusten und Kosten möglich ist [BCD⁺09]. Das traditionelle Versorgungsparadigma „Erzeugung folgt Verbrauch“ stößt auf Basis von erneuerbaren Energiequellen an seine Grenzen.

1.1 Das elektrische Energieversorgungssystem

Traditionell wird elektrische Energie zum Großteil in zentralen Großkraftwerken erzeugt und über verschiedene Spannungsebenen hinweg zu den jeweiligen Verbrauchern transportiert.

Der Strom wird dabei in Wechselspannung mit einer Nennfrequenz von 50 Hertz übertragen. Abbildung 1.1(a) stellt die Unterteilung des elektrischen Netzes in die vier Spannungsebenen dar. Die Energie von Großkraftwerken mit Leistungen oberhalb von 300 MW werden in der Höchstspannungsebene mit Nennspannungen von 380 bzw. 220 kV zu Ballungszentren transportiert. In der Hochspannungsebene bei einer Spannung von 110 kV sind neben Kraftwerken mit einer Leistung bis etwa 300 MW auch erste Abnehmer in Form von industriellen Großverbrauchern vertreten. Die Mittel- (20 kV) und Niederspannungsnetze (0.4 kV) übernehmen schließlich die Weiterleitung der Energie an kleinere Industrieunternehmen bis hin zu Gewerbebetrieben und den privaten Haushalten [HDS07].

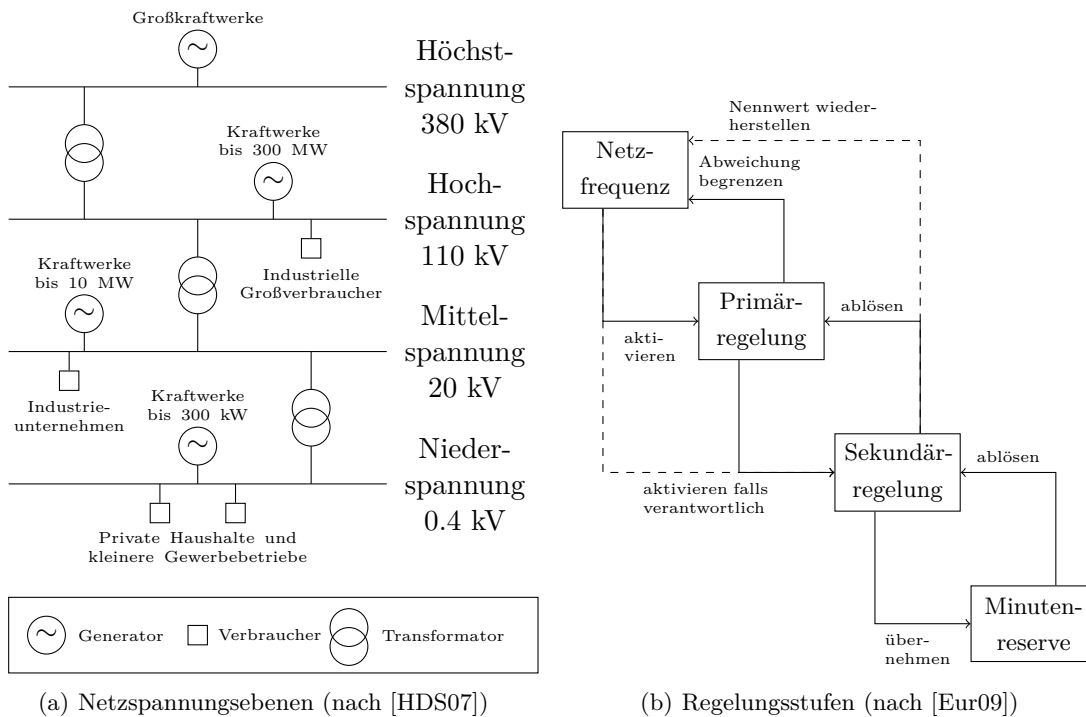


Abbildung 1.1: Spannungsebenen und Regelungsstufen des elektrischen Versorgungssystems

Elektrische Energie kann bislang nur mit einem erheblichen wirtschaftlichen Aufwand gespeichert werden [BCD⁺09], weshalb Erzeugung und Verbrauch elektrischer Energie sich jederzeit entsprechen müssen. Ein Ungleichgewicht führt zu Abweichungen von der Nennfrequenz, die über Ausgleichsmaßnahmen kompensiert werden müssen. Der Maßnahmenkatalog ist von dem „European Network of Transmission System Operators for Electricity“ (ENTSO-E) vorgegeben und in Abbildung 1.1(b) dargestellt. Die Primär- und Sekundärregelung greifen für einen Zeitraum von maximal 15 Minuten. Die Leistung der Primärregelung wird dabei hauptsächlich durch Drehzahlmodulation der Turbinen in Großkraftwerken im gesamten Stromnetz bereitgestellt. Die Sekundärregelung versucht in Ergänzung dazu das Ungleichgewicht lokal auszugleichen. Bei längerfristigen Abweichungen übernimmt Minutenreserve oder auch Tertiärregelung die Bereitstellung von Regelleistung [Eur09].

Bisher erfolgt die Bereitstellung von Regelleistung vornehmlich durch die Adaption der Erzeugung. Die hier vorliegende Arbeit stellt eine Methode vor, mit welcher der Stromverbrauch von privaten Haushalten gezielt beeinflusst werden kann und somit zu den Ausgleichsmaß-

nahmen beitragen kann. Methoden zur Flexibilisierung des Stromverbrauchs werden unter dem Begriff Demand-Side Management zusammengefasst.

1.2 Motivation: Demand-Side Management

Der Begriff Demand-Side Management beschreibt im Allgemeinen die Beeinflussung des Stromverbrauchsverhaltens. Eine einheitliche Definition für diesen Begriff existiert nicht. In dieser Arbeit wird die allgemeine Definition des Begriffs Demand-Side Management des U.S. Energy Information Administration (EIA) verwendet: „The term for all activities or programs undertaken by Load-Serving Entity or its customers to influence the amount or timing of electricity they use.“ [U.S11]. Die Zielsetzung von Demand-Side Management Maßnahmen ist nach dieser Definition also die Flexibilisierung des Stromverbrauchs sowohl in Menge als auch zeitlicher Dimension.

Demand-Side Management Maßnahmen können dabei direkt oder indirekt erfolgen. Bei direkten Maßnahmen reagieren angeschlossene Geräte direkt auf ein externes Signal etwa in Form eines Fahrplans. Indirekte Maßnahmen hingegen motivieren bspw. in Form eines dynamischen Preistarifs eine Verhaltensänderung des Benutzers, die sich in Aktivitätsverlagerung der Geräte niederschlägt. Indirekte Maßnahmen wurden in vielen Feldstudien untersucht (Übersichten finden sich in [Sta05] und [Klo07]), im Fokus stand dabei aber statt einer gezielten Lastadaption vorrangig eine Lastreduktion. Dennoch wird der längerfristige Effekt solcher Maßnahmen in Frage gestellt [Dar10]. Nichtsdestotrotz werden indirekte Maßnahmen auch in der zukünftigen Energieversorgungsstruktur eine Rolle spielen, der Fokus dieser Arbeit liegt jedoch auf der gezielten Beeinflussung des Stromverbrauchs im Sinne des direkten Demand-Side Managements.

Das Potenzial von Demand-Side Management Maßnahmen wurde bereits in vielen Arbeiten untersucht; eine Zusammenfassung findet sich in [Sta05]. Eine ganzheitliche Untersuchung des Lastanpassungspotenzials aller Sektoren erfolgt in [Klo07]. Tabelle 1.1 stellt die Ergebnisse dieser Untersuchung dar.

Sektor	Anwendung	Max. Leistung
Industrie	Prozesstechnik, Querschnittsanwendungen	2800 MW
Gewerbe, Handel, Dienstleistungen	Kälte- und Klimatisierungstechnik ohne Klimatisierung	10320 MW 2930 MW
Haushalte	Kälte- und Wärmetechnik, weitere ohne Wärmepumpen und Nachtspeicher	10320 MW 3700 MW
Gesamt	Sommer (ohne Nachtspeicher und Wärmepumpen)	ca. 17000 MW
	Winter (ohne Nachtspeicher, Wärmepumpen und Klimatisierung)	ca. 9000 MW

Tabelle 1.1: Maximal verfügbares Lastmanagementpotenzial (nach [Klo07])

Wie aus diesen Daten hervorgeht, weisen die privaten Haushalte das größte Lastmanagementpotenzial auf. Zwar sind die Leistungen der ansteuerbaren Geräte in privaten Haushalten vergleichsweise gering, in Summe ergibt sich jedoch aufgrund der großen Anzahl von privaten

Haushalten ein hohes Potenzial. Dennoch wird in [Klo07] die Realisation von Demand-Side Management Maßnahmen im industriellen und gewerblichen Sektor empfohlen. Die Begründung hierfür liegt zunächst in den spezifischen Kosten der kommunikativen und steuerungstechnischen Anbindung. Diese ist bei den hohen Leistungsklassen pro Megawattstunde in Industrie und Gewerbe deutlich geringer. Selbst unter der Voraussetzung einer bestehenden Kommunikationstechnologie wird ein erheblicher Forschungsbedarf für die Einbindung von Kleinverbrauchern in ein Lastmanagementsystem aufgrund des hohen administrativen Aufwands bei der Verwaltung einer Vielzahl von steuerbaren Geräten postuliert.

1.3 Problemstellung: Direktes Lastmanagement bei Kleinverbrauchern

Das Ziel dieser Arbeit ist es, diese Lücke zu füllen und eine Methode zu entwickeln, mit welcher der Stromverbrauch einer möglichst breiten Palette von Gerätetypen auf Haushaltsebene adaptiert werden kann. Diese Problemstellung weist die folgenden Eigenschaften auf:

Quantität Aufgrund der hohen Anzahl von Haushaltsgeräten muss die Kommunikation zwecks Durchführung von Lastverschiebungen minimal ausfallen. Die große Anzahl an Haushaltsgeräten schränkt zunächst den Kommunikationsgrad eines Steuerungssystems ein. Eine permanente Verbindung eines Haushaltsgeräts zu einem zentralen Steuerungsmodul wie bspw. im Falle einer Regelung führt zu einem hohen Nachrichtenvolumen. Zudem kann nicht vorausgesetzt werden, dass alle Haushaltsgeräte permanent am Stromnetz angeschlossen und erreichbar sind.

Dynamik Der Stromverbrauch von Haushaltsgeräten ist von menschlicher Interaktion abhängig, wodurch die Effekte von Steuerungseingriffen Fluktuationen unterliegen. Der Stromverbrauch von Haushaltsgeräten unterliegt außerdem dem nicht-prognostizierbaren Benutzerverhalten. Zwar weisen die Einsatzzeiten gewisse Wahrscheinlichkeitsverteilungen auf, im Einzelfall sind diese jedoch nicht vorhersagbar.

Diversität Je nach Typ und Modell unterscheiden sich die Betriebsweisen von Haushaltsgeräten. Steuerungseingriffe mit dem Zweck einer Lastverschiebung müssen jeweilige gerätespezifische Randbedingungen beachten. Die Möglichkeiten zur Beeinflussung des Stromverbrauchs von Haushaltsgeräten ist an die Betriebsweise gekoppelt. Letztere kann nicht nur je nach Typ, sondern auch je nach Modell des Geräts variieren. Auch der technologische Fortschritt in Form von effizienteren Modellen wirkt sich auf die Diversität der Betriebsweisen und damit auf das Lastverschiebungspotenzial aus.

Akzeptanz Eingriffe in die Betriebsweise von Haushaltsgeräten dürfen keine nachteiligen Auswirkungen auf den Benutzer haben, um eine flächendeckende Akzeptanz zu gewährleisten. Lastmanagementeingriffe müssen transparent sein und mögliche Komforteinbußen minimal halten. Andernfalls kann keine flächendeckende Akzeptanz gewährleistet werden.

Lokalität Die Steuerungseingriffe müssen räumlichen Beschränkungen unterliegen. Diese Problematik ergibt sich zum einen aus den Verantwortlichkeiten bei der Bilanzkreisabrechnung, zum anderen auch aus elektrotechnischen Gegebenheiten.

Planbarkeit Der Einsatz adaptiver Verbraucher muss planbar sein, um Synergie Effekte mit der Einsatzplanung von Erzeugungsanlagen erzielen zu können.

1.4 Lösungsansatz

Um diese Problemstellungen zu lösen, wird zunächst ein abstraktes Beschreibungsmodell entworfen, mit welchem die Effekte von Steuerungseingriffen in die Betriebsweise von Haushaltsgeräten dargestellt werden können. Auf Basis dieses Modells wird eine mehrschichtige Multiagentenarchitektur entwickelt, in der Haushaltsgeräte in Verbünde –sogenannte virtuelle Geräte– zusammengeschlossen werden, die bereits in [LS09] vorgestellt wurde. Die zugrunde liegende Idee ist der Zusammenschluss von Haushaltsgeräten mit ähnlichen Lastverschiebungspotenzialen und wurde im Rahmen des Forschungsverbunds Energie Niedersachsen (FEN) vorgestellt [LS10a], [LS10b], [LS11]. Durch die Verbundbildung reduziert sich zunächst der administrative Aufwand, da die Einsatzplanung nicht mehr auf der großen Menge von Einzelgeräten sondern auf der eingeschränkten Menge an Geräteverbünden erfolgen muss. Darüber hinaus reduzieren sich relativ zu der in zeitlicher Dimension bewegten Energie die Effekte stochastischer Einflüsse, wie bspw. dem Nutzerverhalten.

1.4.1 Methodisches Vorgehen

Da ein Ansatz mit breiter Anwendungsmöglichkeit entwickelt werden soll, werden für mehrere Teilproblemstellungen Abstraktionsmodelle eingeführt und Lösungsvorschläge auf deren Basis erarbeitet (wie etwa bei der Entwicklung eines Beschreibungsmodells für Lastverschiebungen oder von verschiedenen Lastverschiebungsstrategien).

Da eine Evaluation des Ansatzes aufgrund der großen Anzahl an zu betrachtenden Haushaltsgeräten nicht praktisch erfolgen kann, erfolgt diese auf Basis von Simulationsmodellen. Der Betrieb von Haushaltsgeräten wird dazu in Differenzenmodelle überführt, welche mit einer Schrittweite von 1 Minute simuliert werden. Die Parameterisierung und Validierung erfolgt anhand von realitätsnahen Daten.

1.4.2 Voraussetzungen

Für die Durchführung eines Steuerungseingriffs ist ein spezieller Gerätecontroller notwendig. Zur Evaluation des Ansatzes wird angenommen, dass jedes ansteuerbare Haushaltsgerät über einen solchen verfügt und zusätzlich eine Kommunikationsverbindung zwischen Gerätecontrollern und Kontrollkomponenten existiert.

1.5 Aufbau der Arbeit

Aufbauend auf den Ergebnissen von verwandten Arbeiten wird zunächst ein allgemeines Beschreibungsmodell für Lastverschiebungen entworfen und eine vierschichtige Architektur für die Realisierung eines Demand-Side Managementsystems vorgeschlagen. Die jeweiligen Ebenen der Architektur werden in den folgenden Kapiteln beschrieben. Dabei notwendiges Grundlagenwissen wird an den jeweiligen Stellen erläutert.

Auf der untersten Ebene der Architektur sind die Haushaltsgeräte eingeordnet. Um das hier entworfene Demand-Side Managementsystem zu evaluieren, wird für eine Auswahl von

Haushaltsgeräten ein Simulationsmodell entworfen und realitätsnah parameterisiert. Aufbauend auf den Gerätemodellen werden in Abschnitt 5 verschiedene Lastverschiebungsstrategien inklusive Prognosemodellen entwickelt. Anhand des Beschreibungsmodells für Lastverschiebungen stellt Abschnitt 6 eine selbstorganisierende Verbundbildung vor, die Haushaltsgeräte mit ähnlichen Lastverschiebungseigenschaften in Verbünde einordnet. Auf Basis dieser Geräteverbünde kann schließlich in der vierten Ebene eine Planung von Lastverschiebungen erfolgen. Abschnitt 7 formalisiert dazu das Planungsproblem und entwirft nach einer Komplexitätsbetrachtung eine Lösungsheuristik. In Abschnitt 8 findet schließlich die Evaluation des Lastmanagementsystems anhand eines Anwendungsfalls statt. zo

Kapitel 2

Verwandte Arbeiten

Die folgenden Abschnitte geben einen Überblick über bestehende Ansätze zur Adaption des Stromverbrauchs von Kleinverbrauchern. Die Auflistung erfolgt dabei nach dem zugrunde liegenden Adaptionsprinzip.

2.1 Stromnetzfrequenzbasierte Ansätze

Die Frequenz der Wechselspannung im elektrischen Stromnetz reagiert augenblicklich auf eine Abweichung zwischen Stromerzeugung und –verbrauch. Demzufolge eignet sie sich als Führungsgröße für Regelungsprozesse. Die beiden folgenden ausgewählten Arbeiten stellen Ansätze dar, den Stromverbrauch von Geräten auf Basis der Stromnetzfrequenz zu adaptieren und so zum Lastausgleich und Aufrechterhaltung der Stromnetzstabilität beizutragen.

2.1.1 Dynamic Demand Control

Der Begriff Dynamic Demand Control wurde von Joe A. Short und David G. Infield in [SIF07] geprägt und kann als Repräsentant für frequenzbasierte Lastmanagementstrategien verstanden werden. Das Prinzip unterscheidet sich dabei nicht wesentlich von der Regelung der Generatoren in konventionellen Kraftwerken. Bei steigendem Bedarf sinkt die Netzfrequenz ab, weshalb die Leistung des Generators zur Kompensation erhöht und im Falle einer steigenden Netzfrequenz reduziert wird [HDS07]. Da die Frequenz im Stromnetz einheitlich ist, kann dasselbe Prinzip auch auf Verbraucherseite übertragen werden.

In [SIF07] wird dazu eine exemplarische Modifikation der Regelung von Kühlschränken vorgestellt. Eine Kühlschrankregelung kennt zunächst nur die Innentemperatur als Führungsgröße. Ein Hystereseprozess startet das Kühlaggregat sobald die Innentemperatur eine obere Temperaturgrenze überschreitet und stoppt es beim Unterschreiten einer unteren Temperaturgrenze. Abbildung 2.1(a) zeigt das herkömmliche Verhalten der Regelung in Abhängigkeit der Innentemperatur. Wird die Regelung wie in Abbildung 2.1(b) um die Netzfrequenz als zweite Führungsgröße ergänzt, kann das Betriebsintervall des Kühlaggregats zeitlich verlagert und damit der Strombedarf des Kühlschranks an die globale Versorgungssituation angepasst werden.

Beträgt die Netzfrequenz genau 50 Hz ist das Verhalten der modifizierten Regelung identisch zu dem der herkömmlichen Regelung. Sinkt die Netzfrequenz jedoch, erhöhen sich die Temperaturgrenzen für den Start des Kühlaggregats. Dadurch wird zum einen der Startzeit-

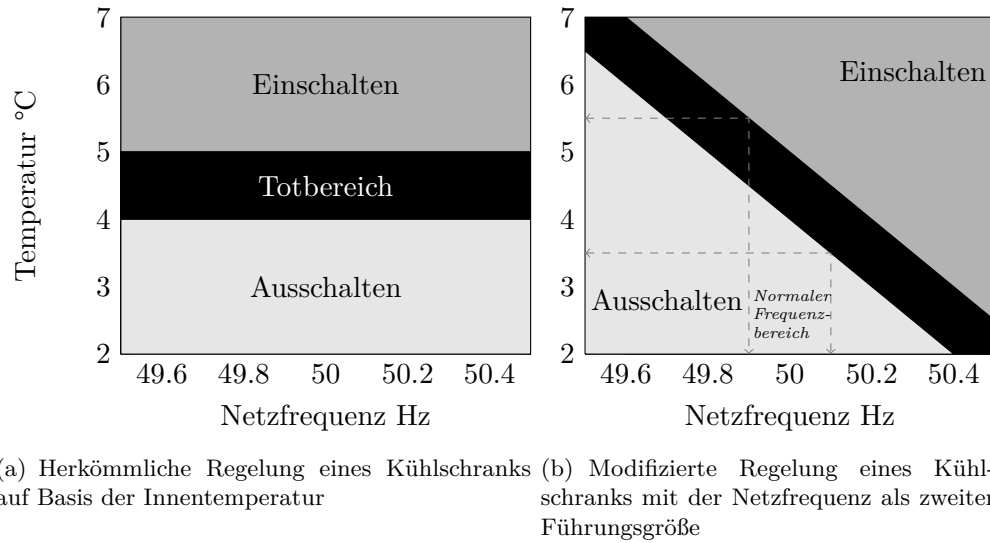


Abbildung 2.1: Regelungsstrategien für einen Kühlschrank (nach [SIF07])

punkt von sich aufwärmenden Kühlschränken verzögert und zum anderen aktuell laufende Kühlaggregate vorzeitig gestoppt. Auf diese Weise reduziert sich die Stromaufnahme bei sinkender und erhöht sich analog bei steigender Netzfrequenz. Die Kühlschränke tragen somit zur Stabilisierung der Netzfrequenz bei.

Da die Innentemperaturen einer Population von Kühlschränken zufällig verteilt ist, wird eine graduelle Zunahme bzw. Abnahme des Stromverbrauchs bei Netzfrequenzänderungen erwartet. In seltenen Fällen ungünstiger sprunghafter Frequenzänderungen können sich die Innentemperaturen jedoch durch die Einschalt bzw. Ausschaltvorgänge synchronisieren, wodurch Oszillationen im Stromverbrauch auftreten können. Der GridFriendly Appliance Controller der GridWise Initiative [BKM⁺07] führt deshalb bspw. eine Zustandsdesynchronisation über eine Randomisierung durch. Diese Problematik tritt auch bei der in dieser Arbeit untersuchten Lastmanagementstrategie auf und wird im Folgenden näher diskutiert (vgl. 5.4).

Kritik

Der Vorteil eines Lastmanagementverfahrens, das ausschließlich auf Basis der Netzfrequenz beruht, ist die einfache und kostengünstige Realisierbarkeit. Die jeweiligen Geräte reagieren autonom auf Frequenzänderung und bedürfen keiner Koordination, weshalb keine weitere Kommunikation zwischen den Geräten notwendig ist.

Dieser Aspekt kann jedoch gleichzeitig auch als Nachteil interpretiert werden, da die so gesteuerten Geräte nur eine dämpfende Rolle wahrnehmen können. Ein Lastmanagement dieser Art lässt sich nicht mit einem Erzeugungsmanagement verknüpfen, da Laständerungen nicht gezielt herbeigeführt werden können.

Darüber hinaus bedingt dieser Ansatz das Vorhandensein einer Regelung; bei Geräten, deren Stromaufnahme nicht unterbrechbar ist - wie etwa bei Wasch- oder Spülmaschinen - kann dieser Ansatz nicht angewendet werden.

2.1.2 IRON

Die IRON BOX ist eine Steuerungseinheit zur Adaption der Lastaufnahme von Geräten mit thermischem Speicher, die aus dem Forschungsprojekt IRON (Integral Resource Optimisation Network) hervorging [Pal10]. Sie wurde von Friedrich Kupzog an der technischen Universität Wien entworfen [Kup08] und stellt einen hybriden Ansatz zwischen autonomer und koordinierter Adaption des Stromverbrauchs dar. Aus theoretischen Überlegungen wurde zunächst ein abstraktes Beschreibungsmodell für Lastverschiebungen entwickelt. Darauf aufbauend wurde eine auf Geräte mit thermischem Speicher beschränkte prototypische Implementierung des Verfahrens realisiert und simulativ evaluiert.

Das in der Arbeit entworfene abstrakte Beschreibungsmodell betrachtet physikalische Geräte als abstrakte Speicher. Die Speicherung von Energie erfolgt dabei *konzeptuell*, also nicht unmittelbar in Form von physikalischer Energie, sondern relativ in Bezug auf den Normalverbrauch. Lastverschiebungseigenschaften eines Geräts werden dabei durch ein Tupel mit den folgenden Parametern beschrieben:

- Leistungsamplitude P_0 ,
- Ladezeit t_{charge} ,
- Entladezeit $t_{uncharge}$,
- Speicherzeit t_{store} und
- Abklingzeit $t_{nostore}$.

Soll der konzeptuelle Speicher des Geräts geladen werden, ist dazu über die Ladezeit t_{charge} eine Leistung von P_0 erforderlich. Die aufgenommene Energie wird über die Dauer von t_{store} im Gerät gespeichert und wird anschließend in der Entladezeit $t_{uncharge}$ wieder freigegeben. Nach dem Verstreichen der Abklingzeit $t_{nostore}$ ist der Speicher des Geräts wieder benutzbar.

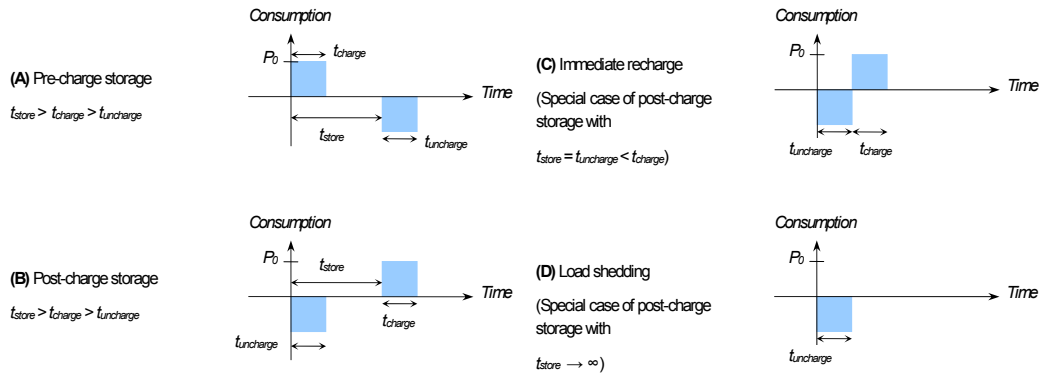


Abbildung 2.2: Realisierung verschiedener Lastverschiebungen über ein abstraktes Beschreibungsmodell (aus [Kup08])

Mittels dieser Parameter kann eine Vielzahl von Lastverschiebungen beschrieben werden, wie in Abbildung 2.2 verdeutlicht wird. Relevant sind dabei insbesondere die Beispiele *Pre-charge storage* und *Post-charge storage*. Mit ersterem kann bspw. das kurzzeitige Anheben der Temperaturgrenzen in einem Kühlschrank beschrieben werden. Durch das Anheben erhöht

sich zunächst der Stromverbrauch und vermindert sich wieder, sobald die ursprünglichen Temperaturgrenzen wiederhergestellt werden. In Analogie ist das *Post-charge storage* Beispiel als kurzzeitiges Absenken der Temperaturgrenzen zu verstehen.

Durch die geschickte Koordinierung des Stromverbrauchs einzelner Geräte kann ein Verbund vieler Geräte, von außen betrachtet, dieselbe Funktion wie ein elektrischer Energiespeicher wahrnehmen. Abbildung 2.3 verdeutlicht die Funktionsweise des konzeptionellen Speichers anhand des Stromverbrauchs von 20 hypothetischen Geräten. Letztere können in Anlehnung zu den Kühlschränken Leistung kurzzeitig aufnehmen und abgeben. Durch die Überlagerung der Verbrauchsänderungen sind höhere Freiheitsgrade zu erreichen, so dass bspw. Lastkurven abgefahren werden können.

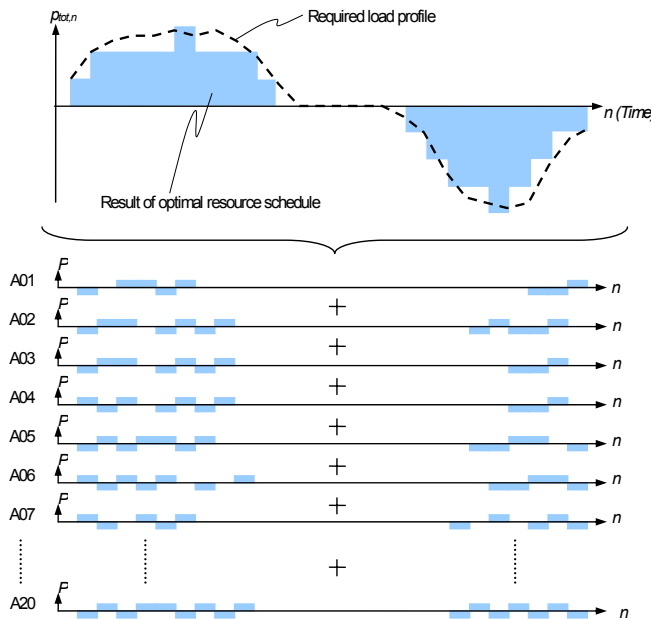


Abbildung 2.3: Adaption des Stromverbrauchs eines Verbunds von hypothetischen Geräten zum Nachfahren einer vorgegeben Lastkurve (aus [Kup08])

Aufbauend auf diesen Überlegungen wird in [Kup08] ein dezentraler Steuerungsalgorithmus zur Unterstützung der Primärregelleistung entwickelt, welcher sich allerdings zunächst auf Geräte mit einem thermischen Speicher beschränkt. Das Steuerungsprinzip ist identisch zu den Arbeiten von Short et al. aus dem vorangegangenen Abschnitt. Basierend auf der Netzfrequenz entscheiden die Geräte selbstständig darüber, wann eine Lastaufnahme oder -abnahme zu erfolgen hat. Auch hier wird die Netzfrequenz als zweite Führungsgröße in den Hystereseprozess integriert. Im Gegensatz zum Verfahren von Short et al. stellt Kupzog jedoch fest, dass bei statischen Hystereseschwellenwerten keine Fairness hinsichtlich der Aktivierungshäufigkeit besteht. Bspw. können Geräte mit einem schmalen Totbereich häufiger aktiviert werden als Geräte mit einem breiteren Bereich.

Um eine Fairness herzustellen, weist Kupzog jedem Gerät ein Level zu. Wie in Abbildung 2.4 dargestellt, stellt das Level eine Abweichungsschwelle zur Zielkurve dar. Überschreitet die Abweichung diesen Schwellenwert, speichert das Gerät Energie und gibt diese wieder frei, wenn der Schwellenwert wieder unterschritten wird. In analoger Art und Weise werden negative Abweichungen behandelt. Bei dieser Betriebsweise werden Geräte mit niedrigen Le-

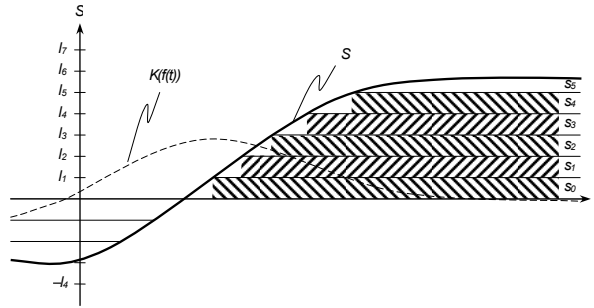


Abbildung 2.4: Ladungs- und Entladungsvorgänge anhand von Levelzuweisung (aus [Kup08])

vels häufiger aktiviert. Um diesem Effekt vorzubeugen, weist eine externe Kontrolleinheit in regelmäßigen Abständen neue Levels zu. Durch diese Durchmischung stellt sich eine gleichmäßige Beanspruchung aller Geräte ein.

Kritik

Gegenüber einfachen, kommunikationslosen Verfahren nach Short et al. oder der GridWise Alliance hebt sich der Ansatz von Kupzog zunächst durch Fairness ab. Der Ansatz erlaubt darüber hinaus zumindest theoretisch die Zusammenstellung von Einsatzplänen für die jeweiligen Geräte, wodurch ein Anknüpfungspunkt zum Erzeugungsmanagement gegeben wäre. Da Kupzog aber die Zielsetzung verfolgt, Primärregelleistung bereitzustellen, werden Möglichkeiten der Einsatzplanung nicht weiter betrachtet.

Zu bemerken ist, dass über die abstrakte Modellierung von Lastverschiebung nicht nur zweipunktgeregelte Geräte beschreibbar sind. Startverzögerungen bei Geräten wie etwa Geschirrspüler sind prinzipiell über *Post-charge storage* darstellbar. Es bleibt jedoch zu bemängeln, dass diese Möglichkeit nur auf hoher abstrakter Ebene erwähnt wird und in der Ausarbeitung nicht weiter behandelt wird. Womöglich lässt sich dieser Umstand darauf zurückführen, dass bei der Realisierung des Verfahrens für eben solche Geräte ein entscheidender Faktor nicht berücksichtigt wird. Da menschliche Interaktionen nicht vorhergesagt werden können, sind Lastverschiebungen bei Geräten, deren Stromverbrauch insbesondere von den Interaktionen abhängt, fehlerbehaftet. Mögliche Variationen werden in der abstrakten Modellierung nicht abgebildet, weshalb die Übertragbarkeit des Verfahrens auf weitere Gerätetypen außer den betrachteten zweipunktgeregelten fraglich erscheint.

2.2 Marktbasierte Ansätze

Zentrale Komponente von marktbasierten Lastmanagementansätzen ist ein elektronischer Marktplatz. Bei diesem geben angeschlossene Geräte Gebote für den Verbrauch oder die Erzeugung von Energie ab. Durch den Abgleich der Gebote kann ein Ausgleich zwischen Erzeugung und Verbrauch erreicht werden.

2.2.1 PowerMatcher

PowerMatcher basiert auf Ergebnissen des EU-Forschungsprojekts CRISP (Distributed Intelligence in Critical Infrastructures for Sustainable Power), welches am Energy Research Center

of the Netherlands bearbeitet wurde. Zentraler Ansatz ist die Entwicklung eines hierarchischen Marktplatzes zum Ausgleich von Energieerzeugung und -nachfrage [KWK05]. Physikalische Geräte übermitteln dabei Gebote für den Energieverbrauch bzw. -erzeugung. Die Gebote werden in den jeweiligen Hierarchieebenen aggregiert und in die nächst höhere Ebene weitergeleitet. Auf oberster Ebene findet die Suche nach dem Preisequilibrium statt, bei dem sich Angebot und Nachfrage decken. Der so ermittelte Preis wird zurück an die physikalischen Geräte propagiert, an welchen letztere ihren Betrieb anpassen. Im optimalen Fall existiert ein Preisequilibrium, in dem sich Verbrauch und Erzeugung vollständig decken. Im schlechtesten Fall kann kein Gleichgewicht zwischen Verbrauch und Erzeugung hergestellt werden, aber zumindest die Differenz zwischen beiden minimiert werden.

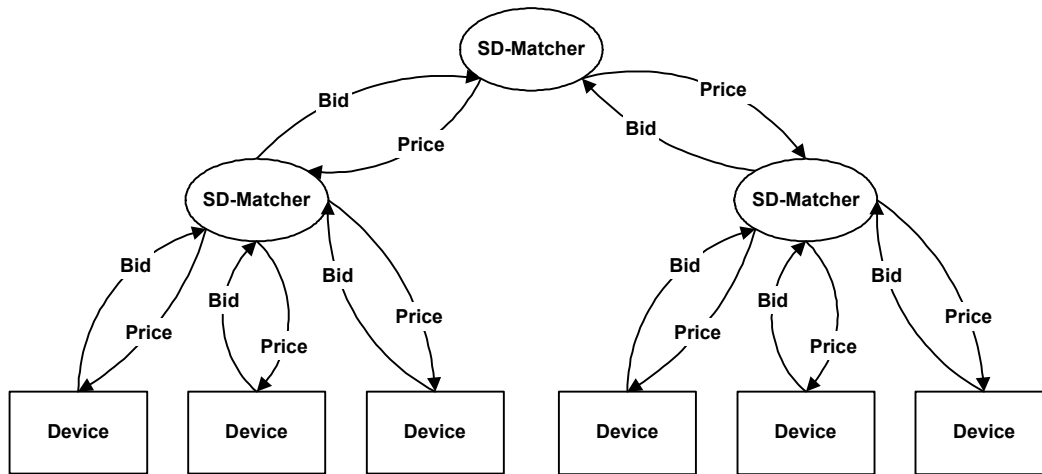


Abbildung 2.5: Hierarchische Anordnung von SDM- und Geräteagenten in der Power-Matcher Architektur (aus [KKWH06])

Wie Abbildung 2.5 darstellt, sind die physikalischen Geräte auf unterster Ebene angesiedelt und kommunizieren mit sogenannten Supply-Demand-Matchern, die in einer Hierarchie angeordnet sind. Die Kommunikation beschränkt sich dabei auf den Austausch von Geboten und Preisen. In PowerMatcher werden Geräte anhand ihrer Betriebsweise in sechs verschiedene Kategorien eingeteilt [KWK05]:

Stochastic operation In diese Kategorie fallen Erzeugungsanlagen, die von externen Faktoren abhängen und sich damit stochastisch verhalten. Dazu gehören vor allem regenerative Energiewandlungsanlagen wie Photovoltaik- oder Windkraftanlagen. Der Betrieb dieser Anlagen ist nicht steuerbar.

Shiftable operation Beschreibt Geräte, deren Betrieb zeitlich variabel ist. In diese Kategorie werden hauptsächlich Haushaltsgeräte wie Waschmaschinen oder Geschirrspüler eingeordnet. Der Startzeitpunkt dieser Geräte ist in gewissen Grenzen verschiebar, sobald der Betrieb jedoch aufgenommen wurde, kann er nicht mehr unterbrochen werden.

External resource buffering Beschreibt Geräte, die Energie in einer anderen Form speichern können. Vor allem Geräte, die elektrische Energie in eine andere Form wandeln, wie bspw. Klimaanlage oder Blockheizkraftwerke, fallen in diese Kategorie. Die zugrunde liegenden thermischen Prozesse sind oft an einen Hystereseprozess gebunden, der innerhalb seiner Temperaturschwellenwerte zeitlich variabel ist.

Electricity storage Umfasst Geräte mit der Fähigkeit, direkt elektrische Energie zu speichern, zu denen etwa Schwungräder oder elektrische Batterien gehören.

Freely-controllable Beschreibt Geräte, bei denen Stromerzeugung bzw. -verbrauch frei modulierbar sind. In dieser Kategorie finden sich bspw. Dieselgeneratoren.

User-action Beschreibt Geräte, deren Energiehaushalt direkt durch den Benutzer bedingt ist. In privaten Haushalten zählen dazu hauptsächlich Beleuchtung sowie Audio/Video-Geräte und Computer. Das Verhalten dieser Geräte ist aus Sicht des Lastmanagements analog zu regenerativen Energiewandlungsanlagen stochastisch und nicht beeinflussbar.

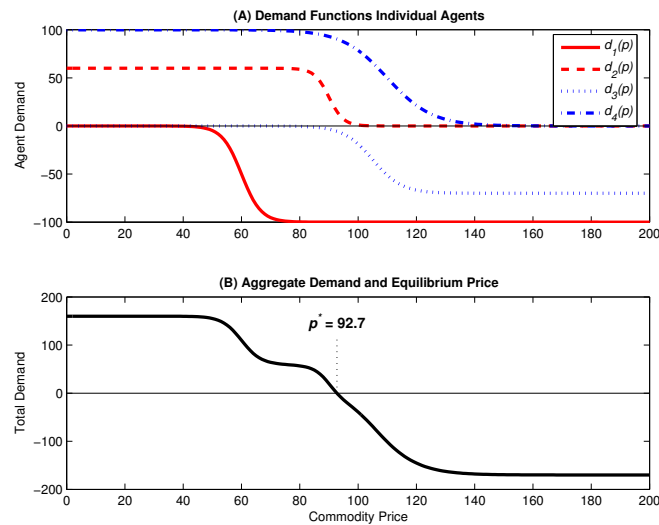


Abbildung 2.6: Bestimmung des Preisequilibrium bei je zwei Verbrauchs- und Erzeugungsangeboten (aus [KDH08])

Die physikalischen Geräte stellen Gebote in Form einer Funktion dar, die die Energienachfrage in Abhängigkeit eines Preises angibt (Energieerzeugung ist in diesem Fall als negative Nachfrage definiert). Supply-Demand-Matcher nehmen alle Gebote der ihnen untergeordneten Geräte entgegen und aggregieren diese durch eine einfache Aufsummierung. Der Supply-Demand-Matcher auf oberster Ebene (vgl. Abbildung 2.5) ermittelt nun den Equilibriumspreis, bei dem Angebot und Nachfrage möglichst genau übereinstimmen. Abbildung 2.6 zeigt die Aggregation und Ermittlung des Equilibriumspreises für ein einfaches Beispiel mit Geboten von jeweils zwei Verbrauchern und Erzeugern. Über den Equilibriumspreis können die physikalischen Geräte nun mittels einer Umkehrfunktion errechnen, wieviel Energie sie verbrauchen bzw. erzeugen dürfen.

Kritik

PowerMatcher ist ein ganzheitliches Energiemanagementsystem, das sowohl Erzeugung als auch Verbrauch umfasst. Das Verhalten aller im System beteiligten Akteure wird durch abstrakte Gebotsinformationen geregelt, die keine gerätespezifischen Daten enthalten. Damit kann die in der obigen Aufzählung skizzierte breite Palette an Geräten mit unterschiedlichen Betriebsweisen unterstützt werden.

Wie allerdings bereits in [KWK05] bemerkt, stellt sich bei einem marktbasierten Ansatz das Problem zeitlicher Abhängigkeiten. Bspw. ist der Betrieb einer Vielzahl von Haushaltsgeräten nicht unterbrechbar, wie etwa bei Geschirrspülern oder Waschmaschinen. Startet solch ein Gerät aufgrund eines günstigen Preissignals, muss es über die Dauer seines Betriebszyklus zwangsweise jeden Preis der folgenden Verhandlungsperioden akzeptieren. Ein möglicher Lösungsansatz ist ein Multi-Commodity Markt, in denen bspw. Gebote unterschiedlicher Dauer aufgegeben werden können. Dieser Ansatz leidet allerdings unter einem Skalierungsproblem, da die Rechenkomplexität zur Ermittlung des Equilibriumspreises mit Anzahl der möglichen Gebotstypen exponentiell ansteigt. Wie mit diesem Problem in PowerMatcher verfahren wird, ist nicht ersichtlich.

2.2.2 DEZENT

Das Projekt DEZENT [Leh10] untersucht einen ganzheitlichen Ansatz zur dezentralen Koordination von Stromerzeugung und -verbrauch. Alle Akteure von Verbrauchern, Erzeugern, Bilanzkreisen bis hin zu sogenannten virtuellen Konsumenten bzw. Produzenten (welche Leitungsverluste modellieren) werden durch Softwareagenten repräsentiert, die in kurzfristigen Verhandlungen Gebote für Stromverbrauch bzw. -erzeugung austauschen, um so einen stabilen Netzbetrieb bei einem hohen Durchdringungsgrad regenerativer Energiequellen zu gewährleisten.

Die Softwareagenten sind in Anlehnung an die Spannungsebenen des elektrischen Stromnetzes in der in Abbildung 2.7 dargestellten Hierarchie angeordnet. Auf der untersten 0.4 kV Spannungsebene befinden sich Kleinverbraucher und -erzeuger hauptsächlich privater Haushalte. Diese stellen Gebote und Angebote für den Verbrauch bzw. die Erzeugung bei dem sogenannten Balancing Group Manager (BGM) ihres Bilanzkreises ein. Ein BGM der Niederspannungsebene gliedert sich selbst in die darüberliegende Mittelspannungsebene (10 kV) mit weiteren Niederspannungsnetz BGMs oder Großverbrauchern/-erzeugern ein. Diese Hierarchisierung setzt sich über die Hochspannungsebene (110 kV) bis zur Höchstspannungsebene (380 kV) fort.

Der Stromverbrauch bzw. die -erzeugung der Agenten wird über Auktionen geregelt. Eine Auktion ist dabei in Perioden, Zyklen und Runden unterteilt. Die Dauer einer Auktionsperiode ist auf 500 Millisekunden begrenzt, innerhalb derer die Angebote und Nachfragen der Akteure über alle Netzebenen hinweg befriedigt werden müssen. Die Auktionsperioden laufen sequentiell in vier Zyklen, jeweils einer pro Netzspannungs- bzw. Hierarchisierungsebene, ab. Jedem Zyklus wird dabei ein Zeitfenster von 100 Millisekunden zugesprochen, die verbleibenden 100 Millisekunden werden als Puffer für mögliche Verarbeitungslatenzen freigehalten. Innerhalb eines Zyklus geben die Agenten eines Bilanzkreises in insgesamt 10 Runden Gebote entweder für den Stromverbrauch oder die Stromerzeugung an. Eine Runde muss demzufolge innerhalb von 10 Millisekunden abgeschlossen sein.

Zu Beginn jeder Auktionsperiode muss ein Agent entscheiden, ob Energie angeboten oder nachgefragt werden soll. Die Rolle ist zwar für Agenten von Verbrauchs- und Erzeugungsanlagen fest, in DEZENT werden aber auch Leitungsverluste mit modelliert, die je nach Situation in einem Bilanzkreis positiv oder negativ ausfallen können, wodurch sich der Bedarf für den dynamischen Moduswechsel erklärt. Neben der Energiemenge besteht das Gebot eines Agenten auch aus dem dazugehörigen Preis. Energienachfragen starten in der ersten Runde mit einem Minimalgebot, während Angebote analog bei einem Maximalgebot beginnen. Der BGM des Bilanzkreises sammelt diese Gebote und schließt passende Angebote und Nachfragen ab.

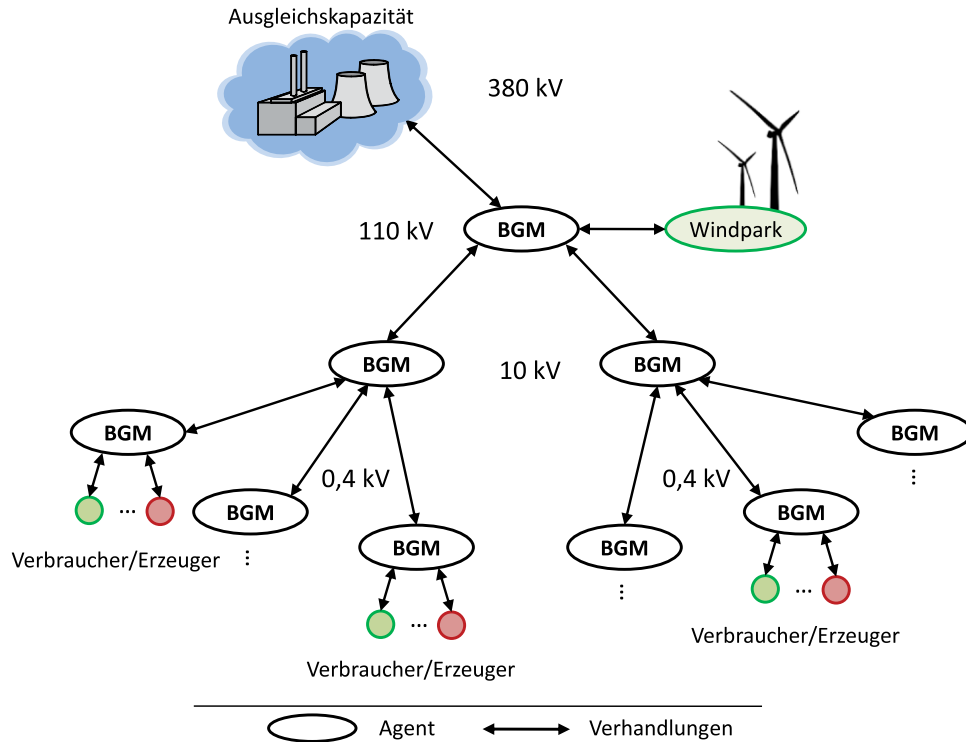


Abbildung 2.7: Relation zwischen Spannungsebenen des elektrischen Stromnetzes und der Hierarchie der Softwareagenten (aus [LKR11])

Ungedeckte Gebote werden von den Agenten angepasst und in einer weiteren Runde erneut verhandelt.

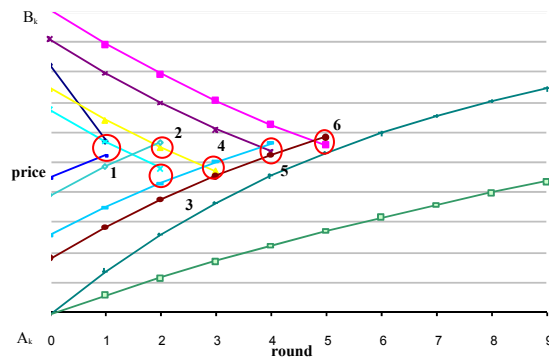


Abbildung 2.8: Ablauf eines Auktionszyklus (aus [RWKL11])

Abbildung 2.8 verdeutlicht den Verlauf der Gebotsanpassung über die 10 Runden eines Aktionszyklus. In Runde 0 findet kein Gebotsabschluss statt, da die jeweiligen Angebote und Nachfragen zu weit auseinander liegen. Die Erzeugungs- und Verbrauchsagenten reduzieren bzw. erhöhen ihre jeweiligen Gebote für die nächste Runde, so dass sich in der ersten Runde die beiden Gebote bei 1 ausreichend genau decken und abgeschlossen werden können. Die Gebotsabschlüsse 2 und 3 zeigen Situationen, in denen die Preise der Gebote zwar ausreichend genau übereinstimmen, die Menge der angebotenen Energie jedoch nicht. In diesem Fall setzt

der unbefriedigte Agent die Auktion fort, bis schließlich wie in den Fällen 4 bis 6 in späteren Runden zu einem Abschluss kommt. In der Regel liegt jedoch keine vollständige Übereinstimmung zwischen Angebot und Nachfrage vor, weshalb einige Agenten keinen Partner finden. In diesem Fall versucht der BGM stellvertretend für diese Agenten im Auktionszyklus der übergeordneten Hierarchieebene Partner zu finden. Sollten auch in der Höchstspannungsebene nicht zu erfüllende Gebote verbleiben, wird der Differenzbetrag von einem zentralen Ausgleichskraftwerk beigesteuert. Da die Preise mit den Zyklen steigen, wird in DEZENT ein lokaler Abgleich von Angebot und Nachfrage begünstigt.

Die Auktionen garantieren eine dynamische Bepreisung des Energiehaushalts. Dadurch kann zunächst der Betrieb von regelbaren Verbrauchern und Erzeugern über mehrere Verhandlungsperioden adaptiert werden. Um auch nicht-regelbare, aber in ihrer Aktivität zeitlich verschiebbare Akteure (wie bspw. Kühlschränke, Blockheizkraftwerke oder Heizboiler) berücksichtigen zu können, wurde DEZENT um sogenannte bedingte Konsumenten bzw. Produzenten erweitert. Die zeitliche Verschiebbarkeit dieser Akteure wird über verschiedene Zeitspannen charakterisiert, mit denen der BGM die Akteure zur Kompensation von lokalen Versorgungsschwankungen einsetzen kann.

Kritik

DEZENT stellt einen ganzheitlichen Ansatz sowohl zum Erzeugungs- als auch Lastmanagement dar und berücksichtigt dabei ebenfalls elektrotechnische Aspekte. Die Modellierung des Steuerungsansatzes über kurzfristige Verhandlungen über Energieverbrauch und -erzeugung ist unabhängig von der Betriebsweise der zugrunde liegenden Geräte, da nur Gebote und Energiemenge, nicht aber betriebsspezifische Daten nach außen kommuniziert werden. Eine Ausnahme stellen die bedingten Akteure dar, die betriebsspezifische Aktivierungsdauern veröffentlichen und auf zweipunktgeregelte Geräte zugeschnitten sind.

Fraglich ist allerdings der Aufwand für die Realisierung von DEZENT. Durch die harten Echtzeitanforderungen an Kommunikationslatenzen von unter 10 Millisekunden sind konventionelle Techniken - wie bspw. TCP Kommunikation über den weitverbreiteten Digital Subscriber Line (DSL) Standard - ausgeschlossen¹. Die Etablierung dedizierter Kommunikationskanäle ist zwar auf höheren Hierarchieebenen, wie etwa ab der Mittelspannungsebene, durchaus denkbar, auf Niederspannungsebene mit Verbindungen in einzelne Haushalte hinein jedoch aufgrund der hohen Kosten unwahrscheinlich.

2.3 Zentralisierte Ansätze

Neben den indirekten Steuerungsansätzen in Form von Marktmechanismen kann auch ein direkter Eingriff in die Gerätesteuerung erfolgen. In einem solchen Ansatz steuert eine zentrale Kontrolleinheit den Stromverbrauch vieler Haushaltsgeräte.

¹Diese können in der Regel keine Echtzeitanforderungen aufgrund von Phänomenen wie dem sogenannten „Bufferbloat“ [Get11] erfüllen

2.3.1 Local Load Management and Distributed Generation

Ein Ansatz, der auf einer zentralen Kontrolleinheit mit einem Regelungskreis basiert, wurde in dem Projekt „Local Load Management and Distributed Generation“² an der ETH Zürich von Koch et al. [KZA08] untersucht. In dem Projekt werden Thermostat-geregelte Haushaltsgeräte zu einem Cluster zusammengefasst und gemeinsam angesteuert, um ein beliebiges vorgegebenes Lastprofil abzufahren. Abbildung 2.9 zeigt den Informationsfluss zwischen den verschiedenen Architekturebenen des Systems.

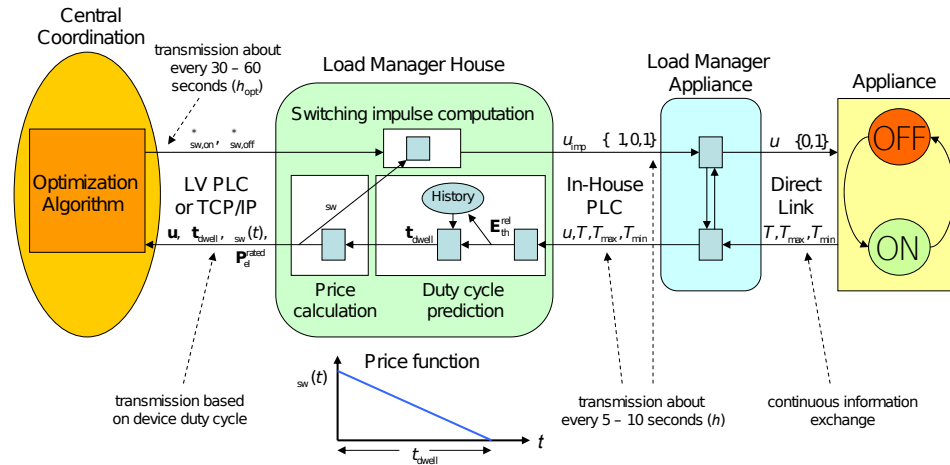


Abbildung 2.9: Informationsfluss zwischen den Komponenten aus dem Projekt „Local Load Management and Distributed Generation“ (aus [KMZ⁺09])

Auf unterster Ebene der Architektur befindet sich der sogenannte Local Manager Appliance (LMA), der als Controller für die Haushaltsgeräte fungiert. Seine Aufgabe ist die Überwachung des Hystereseprozesses, wobei der aktuelle Schaltzustand des Thermostats sowie Innentemperatur und gesetzte Temperaturgrenzen veröffentlicht werden. Darüber hinaus ermöglicht der LMA auch über einen externen Eingriff das Setzen des Schaltzustandes.

Der LMA übermittelt die Zustandsinformationen regelmäßig (in etwa alle 5 bis 10 Sekunden) an den Local Manager Household (LMH), welcher auf der mittleren Architekturebene angesiedelt ist und die Koordination aller im Haushalt angeschlossenen Geräte bzw. LMA übernimmt. Der LMH bündelt somit alle im Haushalt angeschlossenen Geräte und stellt diese über eine einheitliche Schnittstelle einer zentralen Kontrolleinheit zur Ansteuerung zur Verfügung. Außerdem entbindet der LMH die einzelnen LMAs von der Berechnung der nachfolgend erläuterten Kostenfunktion, weshalb LMAs praktisch keine Rechenkapazität aufweisen müssen.

Der LMH ermittelt aus den Informationen der angeschlossenen Geräte eine sogenannte Schaltungskostenfunktion, über die Kosten für das vorzeitige Wechseln des Schaltzustandes eines Geräts zu einem Zeitpunkt errechnet werden können. Wechselt ein Gerät seinen Schaltzustand, schätzt der LMH basierend auf historischen Daten die Dauer des neuen Zustands ab. Mit letzterer kann die Kostenfunktion aufgestellt werden. Die Kosten nehmen dabei initial (also zu Beginn des aktuellen Schaltphase) einen fixen Maximalpreis an und fallen linear über die geschätzte Dauer des aktuellen Schaltzustands ab, bei dessen Ende sich ein Wert von 0

²http://www.eeh.ee.ethz.ch/de/no_cache/power/energieuebertragung/forschung/projekte/view/detail/project/local-load-management-and-distributed-generation.html - abgerufen am 19.03.2012

einstellt. Der so ermittelte Wert wird zusätzlich über die Nennleistung des Geräts skaliert. Die Neuberechnung der Kostenfunktion findet nur bei jedem Zustandswechsel eines Geräts statt. Kostenfunktion, aktueller Schaltzustand und Nennleistung werden anschließend an die zentrale Kontrolleinheit übermittelt, welche die oberste Ebene der Architektur darstellt.

Die Kontrolleinheit verfügt demzufolge über genaue Informationen des aktuellen Stromverbrauchs und kann damit die aktuelle Differenz zu einer vorgegebenen Lastkurve ermitteln. Durch die Sortierung der Geräteinformationen nach aktuellem Schaltzustand und Kosten kann die Kontrolleinheit nun einen Preis errechnen, mit dem die gewünschte Leistungsdifferenz zu erzielen ist. Das Prinzip lässt sich - stark vereinfacht - folgendermaßen zusammenfassen. Ist die Differenz negativ, der aktuelle Stromverbrauch also zu hoch, werden die Kosten für den Zustandswechsel aller Geräte im aktiven Zustand aufsteigend sortiert. Diese Liste wird durchlaufen und dabei die kumulative Summe der Nennleistungen gebildet, bis diese ungefähr dem Differenzbetrag entspricht. Die Kosten des Eintrags, bei dem die Suche endet, entsprechen dem Schaltungspreis für den aktuellen Zeitschritt. Bei einer positiven Differenz ist analog eine Liste der inaktiven Geräte aufzustellen. Der so ermittelte Einschaltungs- bzw. Ausschaltungspreis wird an alle LMHs übermittelt, die nun selbständig entscheiden können, welche Geräte einen Zustandswechsel zu vollziehen haben. Zu bemerken ist, dass der Planungsprozess etwas komplexer ist und auch autonome Zustandswechsel berücksichtigt; eine detaillierte Beschreibung findet sich in [KZA09]. Der Planungsprozess wiederholt sich in 30 bis 60 Sekunden Intervallen und ist damit in der Lage beliebige Lastkurven mit dieser Auflösung abzufahren.

Kritik

Vorteilhaft an der Modellierung der Steuerung über Preissignale ist zunächst die Reduktion des Datenvolumens. Statt einzelner Steuersignale für jedes Gerät sind nur zwei Preise für alle Geräte zu übermitteln. Unterstützt die zugrunde liegende Kommunikationsinfrastruktur ein Broadcasting, kann das Datenvolumen erheblich begrenzt werden. Weiterhin wird in [KMZ⁺09] eine Anonymisierung als Vorteil des Preissignals erwähnt, da die Geräte nicht einzeln adressiert und keine individuellen Daten notwendig sind. Da jedoch bei der Errechnung der Preissignale zuvor gesammelte individuelle Daten der Geräte (insbesondere Schaltzustand und Nennleistung) benötigt werden, ist diese Begründung fraglich.

Durch den Aufbau eines Regelkreises zwischen Geräten und Kontrolleinheit wird zwar eine fein-granuläre Kontrolle der Lastaufnahme des Clusters ermöglicht, gleichzeitig jedoch auch eine hohe Anforderung an die Latenz der Kommunikationskanäle gestellt. Es ist nicht ersichtlich, wie sich das System bei verzögertem Nachrichtenaustausch oder beim Ausfall einzelner Geräte verhält.

Größter Kritikpunkt ist allerdings die beschränkte Anwendbarkeit. Zwar wird in [KZA09] darauf verwiesen, dass für Haushaltsgeräten anderen Typs eine dezentrale Lastabwurfsstrategie untersucht wird, Ergebnisse stehen aber noch aus. Der Ansatz ist aufgrund seiner Modellierung speziell auf Geräte mit einer Zweipunktregelung zugeschnitten.

2.4 Zusammenfassung

Für die Einbettung von Haushaltsgeräten in ein Energiemanagementsystem existieren verschiedene Ansätze. Auf Basis der Stromnetzfrequenz kann der Stromverbrauch kurzfristig an Fluktuationen angepasst werden. Dieser Dämpfungsprozess ist jedoch nicht beeinflussbar und nur bei regelungsbasierten Geräten anwendbar. Marktbasierte Ansätze erlauben hingegen

die Integration einer breiten Palette unterschiedlicher Gerätetypen. Allerdings besteht hier Forschungsbedarf hinsichtlich zeitlicher Abhängigkeiten, die gerade bei programm-basierten Geräten auftreten. Während markt-basierte Ansätze den Ausgleich zwischen Erzeugung und Verbrauch anstreben, erlauben Ansätze mit einer zentralen Kontrollinstanz feinere Eingriffsmöglichkeiten, wie etwa das Abfahren einer vorgegebenen Lastkurve. Dieser Ansatz ist bisher jedoch nur bei regelungsbasierten Geräten anwendbar und weist ein hohes Kommunikationsvolumen auf.

Im Folgenden wird das Beschreibungsmodell aus [Kup08] verallgemeinert und darauf aufbauend ein Lastmanagementsystem für Haushaltsgeräte auf Basis von Verbünden entwickelt. Der Stromverbrauch von Haushaltsgeräten soll dabei direkt über beliebige Zielfunktionen angepasst werden können.

Kapitel 3

Verbrauchsflexibilisierung durch selbstorganisierende Verbundbildung

Neben dem Kommunikationsaufwand unterscheiden sich die bestehenden Lastmanagementansätze in ihrer Anwendbarkeit. Bevor ein eigener Ansatz entwickelt werden kann, ist zunächst eine Kategorisierung verschiedener Gerätetypen notwendig. Aus diesem Überblick heraus wird anschließend anhand einer theoretischen Betrachtung von Steuerungseingriffen ein generelles Vorhersage- und Beschreibungsmodell für Lastverschiebungen entwickelt. Die Beschreibung der Architektur zur Realisierung des Ansatzes schließt diesen Abschnitt.

3.1 Kategorisierung von Haushaltsgeräten

Wie jedes andere am elektrischen Stromnetz angeschlossene Gerät unterliegt der Stromverbrauch von Haushaltsgeräten einer aktivitätsbedingten Stochastizität. Die Einflussfaktoren für die Geräteaktivität sind vielfältig. Bei Haushaltsgeräten dominiert dabei die menschliche Interaktion. Daneben wirken sich aber auch viele weitere Faktoren wie bspw. Umgebungstemperatur oder Wärmebedarf auf die Betriebsweise und demzufolge auch den Stromverbrauch eines Geräts aus. Tabelle 3.1 stellt eine Kategorisierung für Geräte nach deren Einsatzzweck und möglichen Steuerungseingriffen dar.

Kategorie	Einsatzzweck	Eingriffsmöglichkeit	Beispiele
Programm	Durchführung eines Programms	Semi-Automatisch	Geschirrspüler, Waschmaschine
Regelung	Wahrung eines Zustands	Automatisch	Kühlschrank, Wärmepumpe
Dienstleistung	Verfügbarkeit	Keine	Beleuchtung, Fernseher, Herd

Tabelle 3.1: Kategorisierung von Haushaltsgeräten

Geräte der ersten Kategorie „Programm“ werden explizit durch den Benutzer gestartet, sobald eine bestimmte Aufgabe durchzuführen ist. In dieser Kategorie lassen sich Geschirrspüler oder Waschmaschinen zusammenfassen. Die Integration in ein Demand-Side Management System erschwert sich aufgrund der direkten Abhängigkeit vom Benutzerverhalten. In der Regel ist der Benutzer allerdings primär daran interessiert, dass die jeweilige Aufgabe des Geräts durchgeführt wird. Der Zeitpunkt der Durchführung ist hingegen sekundär. Zur Flexibilisierung des Stromverbrauchs wird deshalb in [SBP⁺08] und [vRGH10] vorgeschlagen, diese Geräte mit Zeitschaltuhren zu versehen, mit denen der Benutzer den Zeitpunkt der Fertigstellung angeben kann. Dadurch ist der Startzeitpunkt variabel und kann durch externe Steuerungseingriffe verschoben werden.

Die zweite Kategorie an Haushaltsgeräten basiert auf einer Regelung. In dieser Kategorie finden sich vorwiegend Geräte, die über einen thermischen Speicher verfügen und die Temperatur innerhalb bestimmter Grenzen halten. Kühl- und Gefriergeräte müssen durch Kühlung die Haltbarkeit von Lebensmitteln erhöhen. Die relativ konstante Umgebungstemperatur beeinflusst den Stromverbrauch dieser Geräte nur im geringen Maße. Anders verhält es sich bei Eingriffen durch den Benutzer. Die Befüllung oder die Entnahme von Kühlgut beeinflusst den Kühlzyklus dieser Geräte. Nach einem Einkauf wird ein Kühlschrank bspw. mit wärmeren Lebensmitteln gefüllt, die im Laufe des Abkühlungsprozesses ihre Wärme abgeben und so ein häufigeres Starten des Kühlaggregats bewirken. Heizsysteme, wie bspw. eine Wärmepumpe, basieren ebenfalls auf einem Regelkreis. Im Gegensatz zu Kühl- und Gefriergeräten ist hier jedoch eine stärkere Stochastizität durch äußere Störgrößen festzustellen. Jahreszeitliche Temperaturschwankungen sind eine wesentliche Einflussgröße auf den Wärmebedarf eines Haushalts.

Hinsichtlich der Integration in ein Demand-Side Management System erweist sich ein Regelprozess als vorteilhaft. Geräte dieser Kategorie sind praktisch niemals vom Stromnetz getrennt und stehen somit jederzeit für Demand-Side Management Eingriffe zur Verfügung. Solche Eingriffe können außerdem automatisch erfolgen, da Eingriffe in die Betriebsweise wie etwa das Starten der Wärmepumpe vom Benutzer nicht wahrgenommen werden. Allerdings ist dabei sicherzustellen, dass Betriebsparameter nicht verletzt werden (im Falle des Kühlschranks also die zulässigen Temperaturschranken nicht über- bzw. unterschritten werden).

Geräte der dritten Kategorie Dienstleistung sind direkt von menschlicher Interaktion abhängig. Wie bei programm-basierten Geräten aktiviert der Benutzer diese Geräte, sobald er dessen Dienst beanspruchen möchte. Die angebotene Dienstleistung ist im Gegensatz zu programm-basierten Geräten nicht von der Aktivierung entkoppelbar. Deshalb eignen sich diese Geräte nicht für direkte Steuerungseingriffe. An dieser Stelle sei auf die eingangs (vgl. Abschnitt 1.2) erwähnten indirekten Maßnahmen verwiesen, mittels der der Benutzer zu einer Verlagerung des Gerätebetriebs motiviert werden kann.

3.2 Beschreibungsmodell

In dem vorangehenden Abschnitt wurde deutlich, dass es eine große Anzahl an Gerätetypen mit jeweiligen Eigenheiten in Nutzungs- und Stromverbrauchsverhalten sowie Eingriffsmöglichkeiten abzudecken gilt. Um dies zu gewährleisten, wird im Folgenden von konkreten Gerätetypen abstrahiert und auf Basis eines Black-Box-Modells der Formalisierungsansatz für Lastverschiebungen von Kupzog (vgl. Abschnitt 2.1.2) konkretisiert.

Der obere Teil der Abbildung 3.1 zeigt ein Black-Box-Modell eines Geräts, dessen Strom-

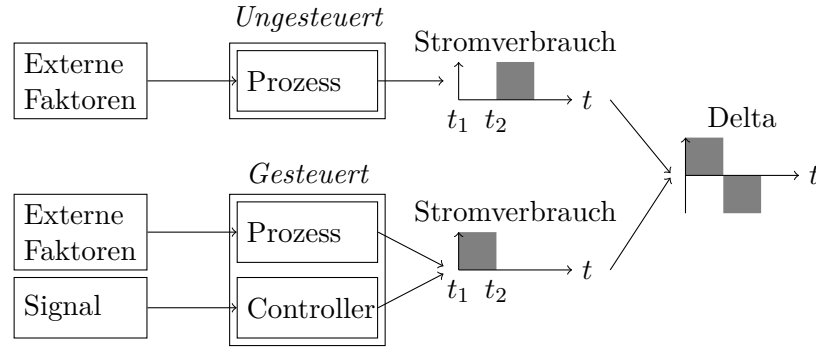


Abbildung 3.1: Beschreibung von Lastverschiebungen anhand eines Black-Box-Modells

verbrauch von einem unbekanntem internen Prozess bestimmt ist. Externe unbekannte Faktoren beeinflussen diesen Prozess und somit auch das Stromverbrauchsverhalten. Der Stromverbrauch kann in Form von äquidistanten Zeitschritten $t_1, \dots, t_n$ beschrieben werden. Dabei bedingt ein externer Faktor (z.B. menschliche Interaktion) die Aktivierung des Geräts zum Zeitpunkt t_2 .

Um Lastverschiebungen durchführen zu können, muss das Gerät um einen Controller ergänzt werden, der beim Empfang eines Steuersignals in den Prozess eingreifen und den Stromverbrauch beeinflussen kann. Der untere Teil der Abbildung 3.1 zeigt einen möglichen Stromverbrauch, der sich ausprägt, wenn der Controller aufgrund eines Steuersignals zum Zeitpunkt t_1 den Stromverbrauch von dem Zeitpunkt t_2 vorzieht. Diese Lastverschiebung lässt sich in Form einer Prognose aus dem Delta zwischen ursprünglicher und modifizierter Lastkurve beschreiben.

Definition 1 (Deltaprognose) Eine Deltaprognose D_t beschreibt die Lastverschiebung, die sich durch einen Steuerungseingriff zum Zeitpunkt t zwischen gesteuertem (P_c) und ungesteuertem Stromverbrauch (P_u) über die Dauer von n Zeiteinheiten ausprägt:

$$D_t = (P_{c,1} - P_{u,1}, \dots, P_{c,n} - P_{u,n})$$

Mit der Deltaprognose ist eine von gerätespezifischen Informationen unabhängige Darstellungsform für den zeitlichen Verlauf von Lastverschiebungen ab einem gegebenen Zeitpunkt gefunden worden. Die Deltaprognosen müssen mittels gerätespezifischer Informationen errechnet und veröffentlicht werden, damit auf Basis der Prognosen Stromverbrauchsänderungen gezielt geplant werden können.

Das Stromverbrauchsverhalten wird von externen Faktoren beeinflusst, die sich folglich auch auf den Effekt eines Steuersignals auswirken können. Die Lastverschiebung im obigen Beispiel hängt von dem Aktivierungszeitpunkt t_1 ab; findet die Aktivierung allerdings nicht zum prognostizierten Zeitpunkt statt, stellt sich auch eine Abweichung von der prognostizierten Lastverschiebung ein. Diese Abweichungen werden als Fehler bezeichnet und können ebenfalls prognostiziert werden.

Definition 2 (Fehlerprognose) Die Fehlerprognose E_t schätzt die zu erwartenden Abweichung zur prognostizierten Lastverschiebung der Deltaprognose D_t zum Zeitpunkt t ab.

$$E_t = (e_{t,1}, \dots, e_{t,n})$$

Die Delta- und Fehlerprognosen beschreiben die Lastveränderung ab einem Zeitpunkt t . Der Betrieb eines Geräts unterliegt allerdings externen Einflüssen, die - insbesondere im Fall von menschlichen Interaktionen - je nach Tageszeit die Lastveränderung unterschiedlich beeinflussen können. Um diese Faktoren berücksichtigen zu können, muss ein Planungshorizont definiert werden, in dem für mehrere Zeitpunkte Prognosen zu generieren sind.

Definition 3 (Planungshorizont) *Ein Planungshorizont H unterteilt einen Zeitraum in N äquidistante Zeitpunkte t_i :*

$$H = \{t_1, \dots, t_n\}$$

Auf Basis des Planungshorizonts kann eine Lastverschiebungsaktion definiert werden, die sich seinerseits aus mehreren Deltaprognosen für jeden Zeitpunkt im Planungshorizont zusammensetzt. Temporale Effekte, wie sie durch menschliche Interaktion entstehen, werden so berücksichtigt und prägen die jeweiligen Deltaprognosen.

Definition 4 (Lastverschiebungsaktion) *Der Effekt einer Lastverschiebungsaktion wird in Form von Delta- und Fehlerprognose für jeden möglichen Aktivierungszeitpunkt des Planungshorizonts beschrieben.*

$$A = \{(D_t, E_t) | t \in H\}$$

Mittels einer Lastverschiebungsaktion A kann der Effekt der beispielsweise in Abbildung 3.1 dargestellten Lastverschiebung beschrieben werden. Da jedoch auf verschiedene Weisen in die Betriebsweise eines Geräts eingegriffen werden kann, ergeben sich mehrere mögliche Lastverschiebungsaktionen. Eine vollständige Gerätebeschreibung umfasst demzufolge eine Menge von Lastverschiebungsaktionen.

Definition 5 (Physikalisches Gerät) *Ein Gerät P erlaubt eine Menge von Steuerungseingriffen mit dem Zweck einer Lastverschiebung in seine Betriebsweise.*

$$P = \{A_i | i \in P_{idx}\} \text{ mit } P_{idx} = \{a_1, \dots, a_n\}$$

Anhand eines Fahrplans kann das Gerät dazu veranlasst werden, Lastverschiebungsaktionen durchzuführen. Da eine Lastverschiebungsaktion A zu einem beliebigen Zeitpunkt $t \in H$ erfolgen kann, besteht ein Fahrplan aus einer Menge von Tupeln, die zu einem Zeitpunkt die durchzuführende Lastverschiebungsaktion enthalten.

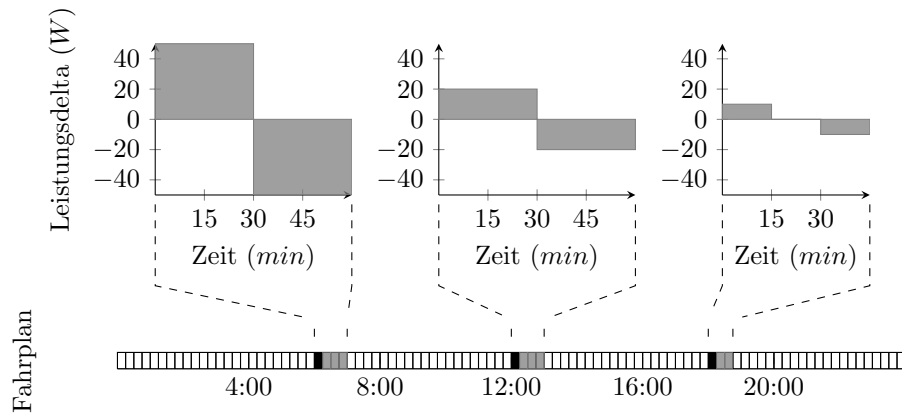
Definition 6 (Fahrplan) *Ein Fahrplan T gibt die Zeitpunkte t_i an, zu denen die Lastverschiebungsaktion mit dem Index a_i durchgeführt werden soll.*

$$T = \{(t_i, a_i) | i \in \{1, \dots, n\}, t_i \in H, a_i \in P_{idx}\}$$

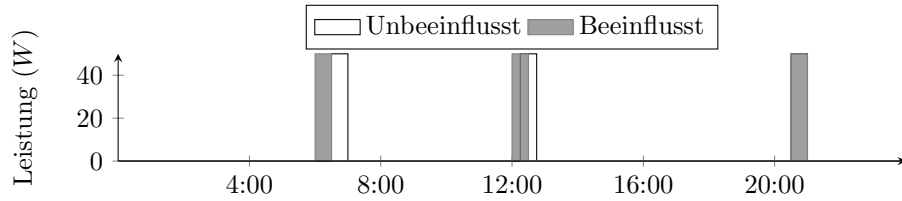
Das folgende Beispiel versucht die Funktionsweise des obigen formalen Beschreibungsmodells für Lastverschiebungen zu verdeutlichen.

3.2.1 Beispiel

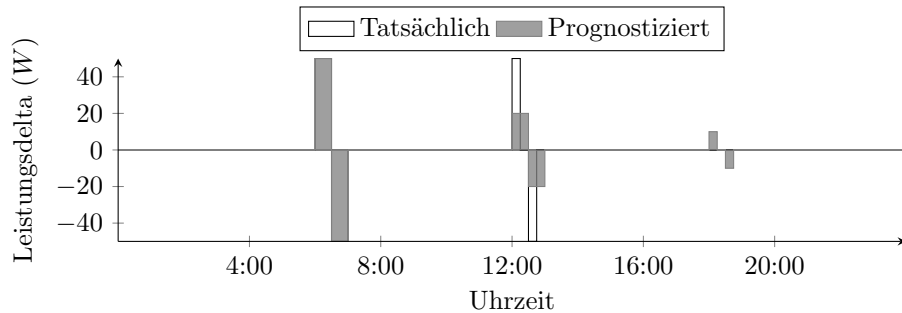
Ausgangspunkt des Beispiels ist ein Gerät, dessen Stromverbrauch nach seiner Aktivierung um eine halbe Stunde vorgezogen werden kann. Als Planungshorizont H ist hier ein Zeitraum von 24 Stunden mit einer Auflösung von 15 Minuten gewählt (insgesamt umfasst H also 96 Zeitpunkte). Die Beschreibung einer Lastverschiebungsaktion eines Geräts besteht demzufolge ebenfalls aus 96 Delta- und Fehlerprognosen. Bei Erhalt eines Fahrplans versucht der Controller des Geräts die Lastverschiebungen zu den gegebenen Zeitpunkten durchzuführen. Da allerdings die Aktivierung des Geräts vom Benutzer abhängt, kann nicht garantiert werden, dass auch tatsächlich eine Lastverschiebung eintritt.



(a) Vektordarstellung Fahrplan



(b) Unbeeinflusster und beeinflusster Stromverbrauch



(c) Tatsächliche und prognostizierte Verbrauchsänderungen

Abbildung 3.2: Anwendung eines Gerätefahrplans

Abbildung 3.2(a) stellt den Fahrplan $\{(24, 0), (48, 0), (72, 0)\}$ in einer Vektordarstellung über die gesamten 96 Zeitpunkte des Planungshorizonts dar. Die drei Deltaprognosen verdeut-

lichen die Lastveränderungen, von denen die Planung ausgeht. Aus der Vektordarstellung wird durch die grau eingefärbten Zeitpunkte deutlich, dass sich Lastverschiebungsaktionen in ihrer Wirkungsdauer überlappen können. Da der Effekt überlappender Lastverschiebungen nicht definiert ist, sind diese bei der Fahrplanerstellung auszuschließen.

Laut Fahrplan soll an den Zeitpunkten 24, 48 und 72 Last verschoben werden. Ein Controller kann Lastverschiebungen nur durchführen, wenn das Gerät aktiviert ist. Abbildung 3.2(b) veranschaulicht drei Situationen, die dadurch eintreten können. Das Gerät wird durch den Benutzer zu den Zeitpunkten 24 (6:00 Uhr), 47 (11:45 Uhr) und 80 (20:00 Uhr) aktiviert. Abbildung 3.2(c) verdeutlicht, welche Abweichung zwischen prognostizierten und tatsächlichen Verhalten entstehen können. Die Aktivierung zu Zeitpunkt 24 erlaubt es, den Stromverbrauch um eine halbe Stunde vorzuziehen. In diesem Fall stimmen prognostizierte und tatsächliche Stromverbrauchsänderung überein. Die Aktivierung zum Zeitpunkt 47 erlaubt hingegen beim Planungszeitpunkt 48 nur eine Stromverbrauchsverlagerung um eine Viertelstunde, wodurch eine Abweichung zwischen prognostizierter und tatsächlicher Lastverschiebung entsteht. Zum letzten Planungszeitpunkt 72 kann keine Lastverschiebung erfolgen, da das Gerät nicht aktiviert ist. Die letzte Aktivierung zum Zeitpunkt 80 bleibt von Steuerungseingriffen unberührt.

Die Durchführung von Lastverschiebungen unterliegt aufgrund von externen Faktoren - wie im Beispiel durch menschliche Interaktionen - Unsicherheiten. Bei der Durchführung derselben Lastverschiebungsaktion in einer genügend großen Menge an Geräten ist allerdings zu erwarten, dass zumindest einige der Geräte die Aktion tatsächlich befolgen können. Gerade dieser Erwartungswert wird mitsamt der möglichen Abweichung durch die Delta- bzw. Fehlerprognosen beschrieben.

3.3 Architektur

Die Unsicherheiten bei der Durchführung von Lastverschiebungsaktionen bedingen folglich die Bildung von Geräteverbünden. Da die Effekte einer Lastverschiebungsaktion aber neben dem Nutzerverhalten auch von weiteren Faktoren, wie im Falle von Wärmepumpen etwa der Umgebungstemperatur, aber auch gerätespezifischen Merkmalen wie etwa der Leistung abhängen, kann keine statische Berechnung der Delta- bzw. Fehlerprognosen erfolgen. Vielmehr gilt es, letztere dynamisch den jeweiligen Gegebenheiten anzupassen.

In dem Beschreibungsmodell werden Prognosen für einen längerfristigen Planungshorizont angegeben, um zeitliche Variationen von Lastverschiebungsaktionen ausdrücken zu können. Die Frequenz für die Anpassung der Prognosen kann damit auf die Dauer eines Planungshorizonts beschränkt werden. Da sich bei Haushaltsgeräten ein Planungshorizont von der Dauer eines Tages anbietet, kann die Aktualisierungsfrequenz sehr niedrig gehalten werden. Die Kommunikationsanforderungen der Gerätecontroller können also durch die Entkopplung des Verbundbildungsprozesses erheblich reduziert werden. Die Entkopplung erfolgt durch die Einführung einer Hierarchisierungsebene oberhalb der Gerätecontroller. Bei einer großflächigen Integration von Demand-Side Management Maßnahmen sind darüber hinaus zunehmend räumliche Gegebenheiten zu beachten. Neben elektrotechnischen Aspekten wie Leitungsverlusten sind auch wirtschaftliche Aspekte wie etwa Bilanzkreisabrechnungen zu berücksichtigen. Aufgrund örtlicher Begrenzungen kann die Verbundbildung in mehreren Bereichen gleichzeitig stattfinden. Sind die Bereiche nicht starr voneinander zu trennen, wie bspw. im Falle von elektrischen Leitungsverlusten, sind die jeweiligen Verbundbildungsprozesse zwischen den überlappenden Bereichen zu koordinieren. Auf Basis der sich in der Hierarchisierungsebene

ausbildenden Geräteverbünde kann schließlich eine übergeordnete Einsatzplanung die Erstellung von Fahrplänen zur Anpassung des Stromverbrauchs an eine Zielfunktion vornehmen. Abbildung 3.3 zeigt die jeweiligen Ebenen der Architektur und deren Kommunikationskanäle.

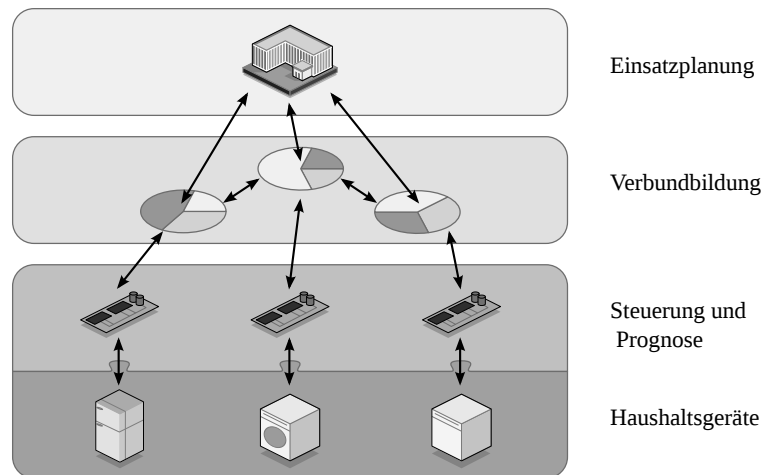


Abbildung 3.3: Architektur

Auf unterster Ebene befinden sich die jeweiligen Haushaltsgeräte, die für die Realisierung von Lastverschiebungen um einen gerätespezifischen Controller zu ergänzen sind. Dessen Aufgabe ist die kontinuierliche Berechnung der Delta- und Fehlerprognosen, sowie das Abfahren von Fahrplänen. In regelmäßigen Abständen übermitteln die Controller selbstständig die aktualisierten Prognosen an übergeordnete Verbundbildungsagenten. Diese ordnen die jeweiligen Geräte anhand der Prognosen Verbünden zu. Auch dieser Prozess läuft ohne externe Kontrolle selbstorganisierend ab. Die Einsatzplanung erfasst in regelmäßigen Abständen den Zustand der Geräteverbünde und errechnet auf Basis der aggregierten Deltaprognosen Fahrpläne zur Anpassung des Stromverbrauchs an eine Zielfunktion.

Die im Folgenden untersuchte Einbettung der Architektur basiert auf der Struktur der Stromnetztopologie. Abbildung 3.4 zeigt exemplarisch die Struktur eines Mittelspannungsnetzes. Einzelne Haushaltsgeräte sind hinter Haushaltsanschlüssen mit dem Stromnetz verbunden. Mehrere Haushaltsanschlüsse bilden ein Niederspannungsnetz, die über einen Ortsnetztransformator an das Mittelspannungsnetz angeschlossen sind. Die Ortsnetztransformatoren sind prinzipiell beliebig miteinander verknüpft.

Den Ortsbezug für die Verbundbildung stellen die Ortsnetztransformatoren dar, die durch einen Verbundbildungsagenten repräsentiert werden. Die Verbindungen der Ortsnetztransformatoren auf der elektrischen Ebene werden in die logische Ebene überführt, so dass sich zwischen den Verbundbildungsagenten eine Nachbarschaft ausbildet. Die Kanten in dem logischen Netz sind mit Gewichten versehen, über die die Größe der Nachbarschaft beschränkt werden kann. So sind beispielsweise Leistungsverluste oder auch Zuständigkeitsbereiche von Netzbetreibern abbildbar. Innerhalb ihrer jeweiligen Nachbarschaft können Verbundbildungsagenten Haushaltsgeräte in Verbünde zusammenschließen. Die gebündelten Lastverschiebungen eines Verbunds können ebenfalls durch das Beschreibungsmodell dargestellt werden und in das Energiemanagementsystem des Netzbetreibers integriert werden.

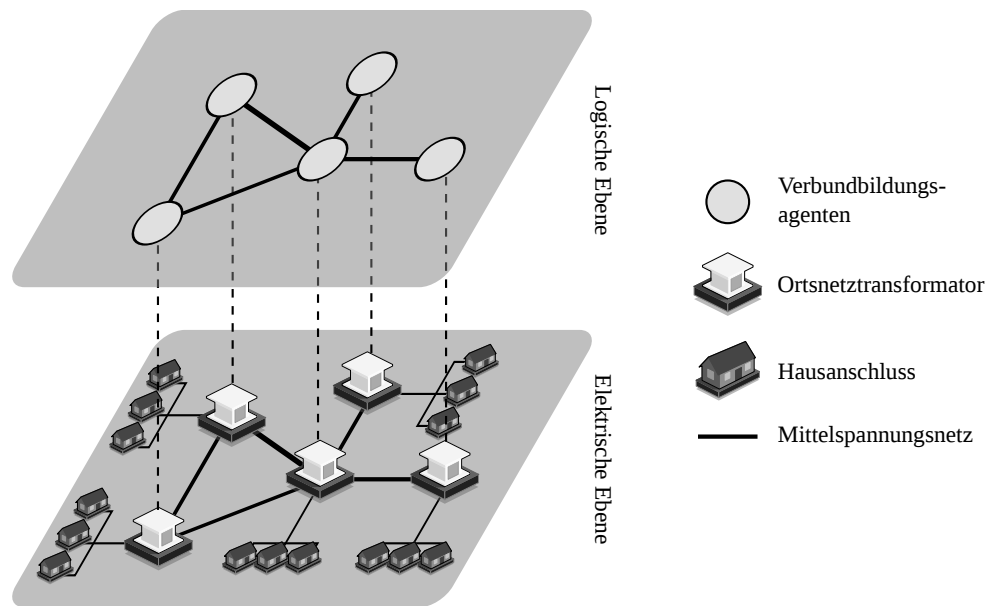


Abbildung 3.4: Einbettung der Architektur

3.4 Zusammenfassung

Mit der Definition von Lastverschiebungsaktionen lassen sich beliebige Steuerungseingriffe in das Stromverbrauchsverhalten eines Geräts beschreiben. Kenntnisse über die Funktionsweise und interne Betriebsparameter werden zwar benötigt, damit die Effekte von Steuerungseingriffen berechnet werden können. Da die Berechnung jedoch in dem gerätespezifischen Controller erfolgt, können über die Abstraktion mittels der Deltaprosoden alle Geräte nach außen hin einheitlich dargestellt werden.

Während das Beschreibungsmodell mehrere Lastverschiebungsaktionen pro Gerät unterstützt, wird im Folgenden allerdings nur eine Lastverschiebungsaktion pro Gerät entwickelt. In Abschnitten, die von dieser Einschränkung betroffen sind, wird auf den notwendigen Erweiterungsbedarf hingewiesen.

Vorteilhaft an der gewählten Beschreibung ist der geringe Kommunikationsbedarf. Da die Planung von Lastverschiebungen immer in einem Planungshorizont erfolgt, bedarf es auch nur einer Aktualisierung der Lastverschiebungsaktionen in derselben Frequenz. Eine Echtzeit-Kommunikation, wie sie bei einigen verwandten Arbeiten vorausgesetzt wird, ist nicht notwendig. Ein Planungssystem auf Basis dieser Abstraktionsebene ist demzufolge in der Lage, sowohl die breite Palette existierender Gerätetypen, als auch zukünftige Geräteentwicklungen für Lastverschiebungen ansteuern zu können.

Alle Akteure des Systems sind als Softwareagenten realisiert, die über Nachrichten miteinander kommunizieren. Es handelt sich um ein Multiagentensystem. Die Agenten sind dabei in den folgenden Ebenen angeordnet:

Physikalische Ebene Auf unterster Ebene befinden sich die Gerätecontroller, die jeweils Prognosen über Lastverschiebungen und die zu erwarteten Fehler an ihren Verbundagenten veröffentlichen und Fahrpläne zum Auslösen von Lastverschiebungsaktionen entgegennehmen.

Verbundbildungsebene In der mittleren Ebene befinden sich die Verbundagenten, die die ihnen untergeordneten physikalischen Geräte verwalten. Ihre Aufgabe ist dabei die Zuordnung dieser zu Verbünden und die Weiterleitung von Fahrplänen aus der Managementebene.

Managementebene Auf oberste Ebene befindet sich ein Energiemanagementsystem, wie bspw. das eines Netzbetreibers. Hier werden Fahrpläne für unterliegende Verbundbildungsebene berechnet und über die Verbundagenten an die entsprechenden physikalischen Geräte weitergeleitet.

Im nächsten Abschnitt werden zunächst Simulationsmodelle für eine Auswahl von Haushaltsgeräten entworfen. In den darauffolgenden Abschnitten werden die Systemebenen von unterster zu oberster Ebene beschrieben.

Kapitel 4

Gerätemodellierung

Aufgrund der großen Anzahl von Kleinverbrauchern kann das Lastverschiebungspotenzial nur simulativ untersucht werden. In diesem Abschnitt werden dazu Gerätemodelle für eine Auswahl von Gerätetypen entworfen. Dazu wird der in Tabelle 4.1 dargestellte nach Gerätegruppen aufgeschlüsselte Stromverbrauch privater Haushalte aus [Bür09] herangezogen.

Anwendungsfeld bzw. Gerätegruppe	Strom- verbrauch (GWh/a)
Stromheizungen	25830
Kühlen und Gefrieren	24510
Warmwassererzeuger	20070
Unterhaltungselektronik	19360
Elektroherd	12320
Beleuchtung	11390
IuK-Technologien	6860
Geschirrspülmaschine	5560
Waschmaschine	5480
Trockner	3690
Sonstiges	16080
Jahresverbrauch insgesamt	151150

Tabelle 4.1: Aufteilung des Stromverbrauchs privater Haushalte nach Gerätegruppen (nach [Bür09])

Stromheizungen stellen trotz ihres geringen Durchdringungsgrades von etwa 4% den größten Anteil des Stromverbrauchs. Aus dieser Gerätegruppe wurden Wärmepumpen als Repräsentant zur Modellierung ausgewählt. Der zweitgrößte Verbrauch entsteht durch das Kühlen und Gefrieren, weshalb der Stromverbrauch von Kühl- und Gefrierschränken ebenfalls modelliert wird. Die jeweiligen programm-basierten Geräte weisen einen vergleichsweise geringen Stromverbrauch auf, weshalb die gesamte Gruppe in ein Simulationsmodell überführt wird. In der Aufstellung sind Elektroautos nicht erfasst, die aufgrund ihres hohen Bedarfs an elektrischer Energie für ein zukünftiges Szenario jedoch ebenfalls betrachtet werden.

Im Anschluss an die Modellierung erfolgt die Parameterisierung des Modells für die je-

weiligen Gerätetypen. Insbesondere ist für eine realitätsnahe Parameterisierung des Stromverbrauchs von programm-basierten Geräten das Benutzerverhalten zu berücksichtigen. Aus Gründen der Konsistenz werden die zugrunde liegende Daten für Gerätemodell- als auch Benutzungsparameterisierung vornehmlich aus der SmartA Studie [SBP⁺08] gewählt. Aufbauend auf den Daten aus der Studie wurden zwei Szenarien entworfen, die eine Abschätzung über den Stromverbrauch der jeweiligen Geräte für die Jahre 2010 und 2020 geben. Neben unterschiedlichen Geräteparametern unterscheiden sich die Szenarien auch in der Benutzungsparameterisierung. Das Szenario 2010 stellt dabei eine konservative Parameterisierung dar, mit geringer öffentlicher Akzeptanz von Demand-Side Management Eingriffen. In der optimistischen Benutzungsparameterisierung in dem Szenario 2020 hingegen unterstützt die breite Öffentlichkeit Technologien zur Flexibilisierung des Stromverbrauchs. Den Abschluss der Gerätemodellierung bildet jeweils die Validierung beider Szenarien anhand von einem Simulationslauf über den Zeitraum eines Jahres.

4.1 Programmbasierte Geräte

Im Gegensatz zu Haushaltsgeräten, die auf einem internen Regelkreis basieren und deshalb durchgängig Strom benötigen, werden programmbasierte Geräte nur bei Bedarf aktiviert. Der Stromverbrauch dieser Geräte ist also durch die Benutzung bestimmt. Der Stromverbrauch programmbasierter Geräte ist deshalb nicht vollständig transparent für den Benutzer in ein Demand-Side Management System integrierbar, vielmehr kann eine Verlagerung des Stromverbrauchs dieser Geräte nur unter Einbeziehung des Benutzers erfolgen. Dazu bieten sich bspw. Zeitschaltuhren an, mit welchen der Benutzer eine Zeitspanne angeben kann, innerhalb derer der Betrieb des Geräts beeinflusst werden kann.

Programmbasierte Geräte verfügen in der Regel über eine unterschiedlich große Anzahl an Programmen, die vom Benutzer mit verschiedenen Wahrscheinlichkeiten ausgewählt werden. Für die Modellierung des Stromverbrauchs wird vereinfachend angenommen, dass die Verbrauchsfluktuationen bei wiederholter Ausführung eines Programms vernachlässigbar sind. Unter dieser Annahme lässt sich ein generisches Modell für programmbasierte Geräte aufstellen, dass je nach Parameterisierung unterschiedliche Gerätetypen simulieren kann.

Ein programmbasiertes Gerät verfügt über eine Liste von Programmen P . Die Aktivierungswahrscheinlichkeiten A des Geräts sind für jede Stunde des Tages definiert. Der Stromverbrauch eines jeden Programms $p_i \in P$ ist durch eine Zeitreihe in minütlicher Auflösung¹ beschrieben. Die Verzögerungszeitspannen und deren Auswahlwahrscheinlichkeiten sind in den Vektoren p^{delay} bzw. $p^{program}$ angegeben.

Das Modell verfügt über drei Zustände:

- Deaktiviert
- Aktiviert
- Ausführung

Im deaktivierten Zustand zieht das Modell eine Zahl gleichverteilt aus dem Intervall $[0; 1]$ und errechnet über die Aktivierungswahrscheinlichkeiten A den Zeitpunkt der nächsten Aktivierung. Da die Aktivierungswahrscheinlichkeiten nur in stündlicher Auflösung vorliegen,

¹Die zeitliche Auflösung eines Programms entspricht damit der Simulation.

wird der Zeitpunkt noch zusätzlich mit der Wahl einer Zahl aus dem Intervall $[0; 60]$ in minutlicher Auflösung verwechselt. Ist dieser Zeitpunkt erreicht, wird eine weitere Zufallszahl gezogen um über $p^{program}$ das abzufahrende Programm p_i zu wählen. Eine letzte Zufallszahl wird benötigt, um eine Verzögerungszeitspanne t_{delay} aus p^{delay} zu ermitteln. Anschließend wechselt das Modell in den Zustand Aktiviert.

Das Modell bleibt so lange in diesem Zustand, bis die Verzögerungszeitspanne t_{delay} verstrichen ist. Der Zustand wechselt nun auf Ausführung und das zuvor gewählte Programm p_i wird abgefahren. Das Modell liefert für die Dauer des Programms p_i die dort angegebenen Verbrauchswerte zurück und wechselt nach Abschluss zurück in den Zustand Deaktiviert.

4.1.1 Geschirrspüler

Ein Geschirrspüler besteht aus einer Wanne und üblicherweise zwei Behältern, die mit zu reinigendem Geschirr beladen werden. Zu Beginn des Reinigungsprogramms wird Wasser erhitzt, mit einem Reinigungsmittel versetzt und in die Wanne eingelassen. In der Wanne angebrachte rotierende Arme besprühen und reinigen das Geschirr. Je nach gewähltem Waschprogramm wird das Waschwasser auf unterschiedliche Temperaturen zwischen 40°C und 75°C mittels einer elektrischen Widerstandsheizung erhitzt, wobei elektrische Energie verbraucht wird. An den Waschvorgang schließen sich einer oder mehrere unbeheizte Spülvorgänge an. Der Waschprozess endet mit einem Klarspülvorgang, bei dem Wasser erneut erhitzt wird, um das Geschirr so stark aufzuwärmen, dass das Spülwasser verdampft und an den kälteren Außenwänden des Geschirrspülers kondensiert. Üblicherweise ist die Wassertemperatur beim Klarspülvorgang höher als während des Waschvorgangs. Der gesamte Prozess wird über eine Uhr getaktet und kann je nach Programm zwischen 15 Minuten und drei Stunden beanspruchen.

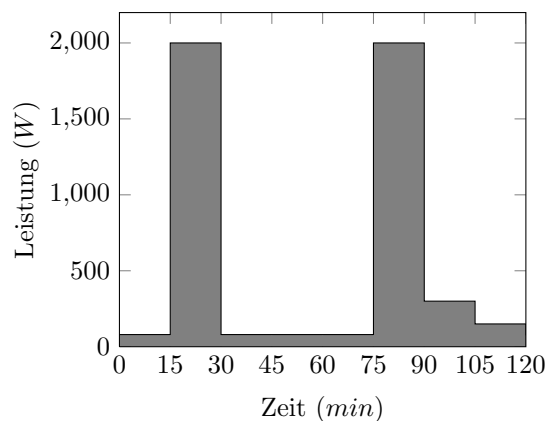


Abbildung 4.1: Referenzlastprofil Geschirrspülmaschine

Laut [SBP⁺08] kann bei einer Geschirrspülmaschine von einem mittleren jährlichen Stromverbrauch von 241 kWh ausgegangen werden. Aus dem mittleren Stromverbrauch kann über die durchschnittliche Anzahl der Spülvorgängen pro Woche (4.06) der mittlere Stromverbrauch pro Spülgang errechnet werden. So ergeben sich 203 Spülvorgänge pro Jahr bei einem Verbrauch von 1.19 kWh. Pro Spülgang werden dabei ungefähr 20 Liter Wasser verbraucht.

Abbildung 4.1 stellt das Lastprofil eines Referenzspülvorgangs nach [SBP⁺08] in Viertelstundenaufösung dar. Der größte Stromverbrauch entsteht dabei durch die Heizphasen,

wobei sich die erste Lastspitze durch die Erhitzung des Waschwassers und die zweite Lastspitze durch die Erhitzung des Klarspülgangs bedingt.

Die am häufigsten gewählten Spülprogramme inklusive Wahrscheinlichkeiten leiten sich aus einer Umfrage unter 2500 Konsumenten in 10 Ländern Europas ab (vgl. 4.2). Da für die jeweiligen Spülprogramme keine Lastprofile in der Studie vorliegen, muss eine Schätzung erfolgen. Diese basiert auf einer Skalierung des Referenzlastprofils unter Berücksichtigung des Temperaturunterschieds zu der in der Studie angegebenen mittleren Spültemperatur von 59.3°C . Da die Heizphasen den Großteil des Stromverbrauchs bedingen, kann über die jeweils nötige thermische Energie zum Erhitzen des Wassers auf Spültemperatur ein Rückschluss auf den Stromverbrauch getroffen werden.

Temperatur ($^{\circ}\text{C}$)	Wahrscheinlichkeit	Stromverbrauch (kWh)	Laufzeit (min)
45	11%	1.059	106
55	40%	1.150	115
65	40%	1.251	125
70	9%	1.301	130

Tabelle 4.2: Programmcharakteristika für Geschirrspülmaschinen

Wasser besitzt im flüssigen Zustand eine spezifische Wärmekapazität c von ungefähr $4.19 \frac{\text{kJ}}{\text{kg}\cdot\text{K}}$. Von den insgesamt 20 Litern Wasserverbrauch werden allerdings nur zwischen ein Viertel und der Hälfte (im Mittel also $\frac{3}{8}$) für den Wasch- bzw. Klarspülvorgang verwendet und müssen demzufolge auf die Zieltemperatur erhitzt werden. Die restliche Wassermenge wird für unbeheizte Spülvorgänge verwendet. Um die 7.5 Liter Wasser, die für die Wasch- und Klarspülvorgänge benötigt werden, um 1°C zu erwärmen sind also 31.4kJ Energie notwendig, was in etwa 0.009kWh entspricht. Theoretisch ist mit einer elektrischen Widerstandsheizung zwar ein Wirkungsgrad von 100% zu erreichen, in der Regel wird die Wärme aber nicht ausschließlich an das Zielmedium abgegeben. Hier wird angenommen, dass das Heizelement einen Wirkungsgrad von 90% erreicht, mit dem die notwendige elektrische Energie zu skalieren ist. Bei einem 70°C Spülprogramm, also einer Differenz von 10.7°C zur mittleren Temperatur, stellt sich somit folgender Mehrverbrauch ein:

$$0.009 \cdot 10.7 \cdot \frac{10}{9} = 0.107\text{kWh}$$

Bei konstanter Leistung eines Geschirrspülers schlägt sich dieser Mehrverbrauch in einem längeren Spülprozess nieder. Da das Referenzlastprofil eine Dauer von 120 Minuten bei einem Gesamtverbrauch von 1.19 kWh aufweist, ergibt sich so die folgende Laufzeit für das 70°C Spülprogramm:

$$(1.19 + 0.107) \cdot \frac{120}{1.19} \approx 130$$

Die über dieses Abschätzungsmodell ermittelten Stromverbrauchsänderungen und die daraus resultierenden Laufzeitänderungen der jeweiligen Spülprogramme sind neben der Wahrscheinlichkeit in Tabelle 4.2 dargestellt.

Voraussetzung für Lastverschiebungen bei einer Geschirrspülmaschine ist eine Zeitschaltuhr. In Deutschland sind derzeit 25% aller Geräte mit dieser Funktionalität ausgestattet. Die Benutzung der Zeitschaltuhr fällt gering aus. Wie aus Tabelle 4.3 hervorgeht, findet die Zeitschaltuhr nur in insgesamt 38% der Fälle Anwendung. Die eingestellte Verzögerung beträgt zu 60% 3 Stunden oder weniger. Aus diesen Daten wird die dynamische Parameterisierung für Geschirrspülmaschinen abgeleitet.

(a) Nutzung der Zeitschaltuhr		(b) Verzögerungszeit p_{delay}	
Nutzung	Wahrscheinlichkeit	Verzögerung	Wahrscheinlichkeit
Regelmäßig	12%	0 - 3 Std.	60%
Wöchentlich	19%	4 - 6 Std.	18%
Monatlich	7%	> 7 Std.	22%
Niemals	62%		

Tabelle 4.3: Nutzungsdaten Geschirrspülmaschine

Nur für die Nutzung der Zeitschaltuhr wird zwischen den Spülvorgängen differenziert. Bei allen anderen Daten (wie etwa Verzögerungszeit oder Programmwahl) ist das nicht der Fall. Aus Konsistenzgründen wird die Nutzungswahrscheinlichkeit der Zeitschaltuhr deshalb auf einen Wert für jeden Spülvorgang transformiert. Unter zu Hilfenahme der durchschnittlichen wöchentlichen Nutzungsanzahl können die jeweiligen Nutzungsintervalle auf einen Wahrscheinlichkeitswert pro Einsatz reduziert werden. In 19% der Fälle wird die Zeitschaltuhr wöchentlich eingesetzt, also nur bei jedem 4.06ten Einsatz. In 7% der Fälle nur monatlich respektive bei jedem 16.24ten Einsatz. Insgesamt ergibt sich also für das konservative Szenario 2010 eine Nutzungswahrscheinlichkeit der Startzeitverzögerung pro Einsatz von:

$$12\% + \frac{19}{4.06}\% + \frac{7}{16.24}\% = 17.1\%$$

Um die Benutzungswahrscheinlichkeiten einer Geschirrspülmaschine zu ermitteln, wurde in derselben Studie eine Befragung zu den Nutzungszeitpunkten durchgeführt. Die Ergebnisse der Befragung wurden anschließend in eine Wahrscheinlichkeitskurve transformiert. Für Deutschland resultiert die in Abbildung 4.2 dargestellte Verteilung.

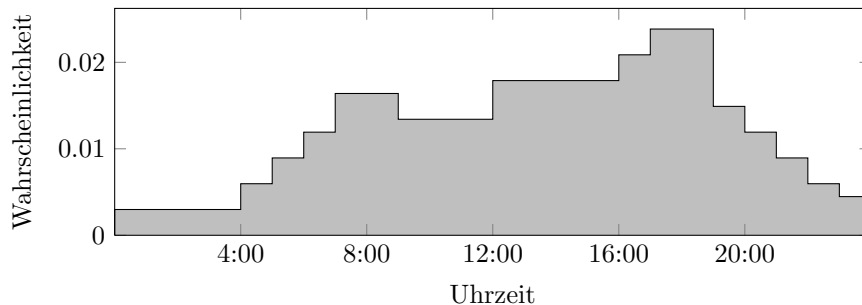


Abbildung 4.2: Benutzungswahrscheinlichkeit Geschirrspülmaschine

Laut [SBP⁺08] ist aufgrund von Effizienzsteigerungen bis 2025 von einer Reduktion des durchschnittlichen Stromverbrauchs pro Spülvorgang um etwa 30% auszugehen. Für das opti-

mistische Szenario 2020 werden die Stromverbrauchsprofile der jeweiligen Programme deshalb um diesen Wert reduziert.

Zur Validierung der Modellierung und der Parameterisierung wurde ein Simulationslauf mit 100 Geschirrspülmaschinen über den Zeitraum von einem Jahr jeweils im konservativen als auch im optimistischen Szenario durchgeführt und sowohl der Stromverbrauch als auch die Nutzungsinteraktionen aufgezeichnet. Abbildung 4.3(a) zeigt dabei den mittleren Stromverbrauch einer Geschirrspülmaschine. Im konservativen Szenario wird für die Mehrheit der Geschirrspülmaschinen keine Startzeitverzögerung eingestellt, weshalb sich das Stromverbrauchsprofil in diesem Szenario stark an den Nutzungszeitpunkten aus Abbildung 4.3(b) orientiert. Die jeweiligen Spitzen in der Nutzungswahrscheinlichkeit schlagen sich mit leichter Verzögerung im Stromverbrauchsprofil nieder. Die Verzögerung ergibt sich zum einen aus dem Lastprofil eines Spülprogramms, in dem erst nach 15 Minuten eine Lastspitze entsteht, und zum anderen auch durch die Startzeitverzögerung, auch wenn letztere in diesem Szenario nur in unter 20% aller Fälle Anwendung findet.

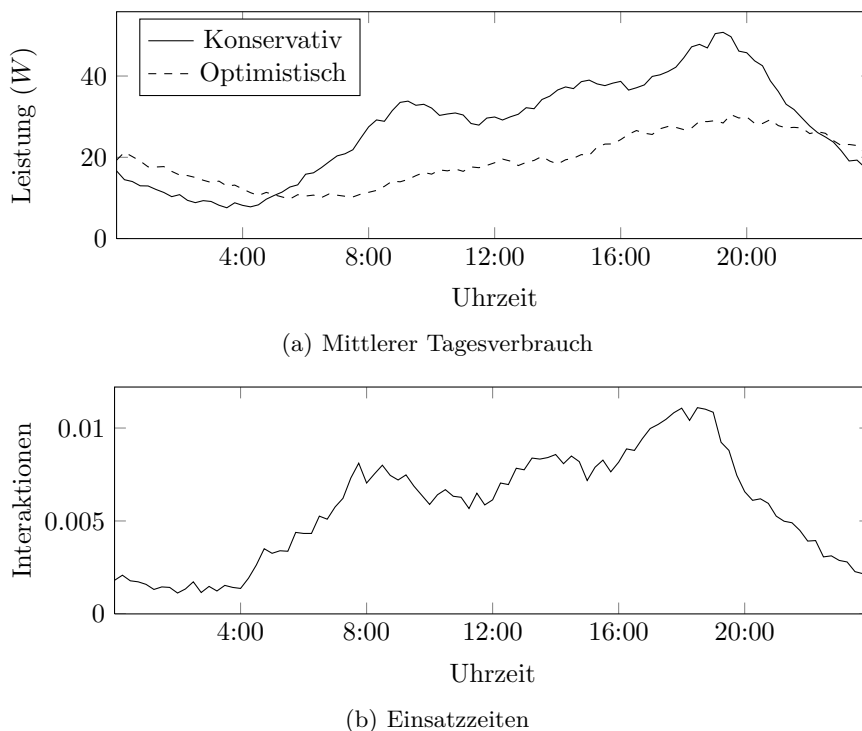


Abbildung 4.3: Simulationsergebnisse Geschirrspüler

Im optimistischen Szenario 2020 wird die Startzeitverzögerung immer eingesetzt. Zwar ist nach Tabelle 4.2(b) die Wahl von keiner Verzögerung möglich, dennoch stellt sich eine deutlich erkennbare Glättung und Verschiebung des Verbrauchsprofils ein.

Insgesamt verbrauchten die simulierten Geschirrspülmaschinen im konservativen Szenario 2010 240.88 kWh und im optimistischen Szenario 2020 169.71 kWh elektrischer Energie im Mittel pro Jahr und Gerät, was den geforderten Mengen entspricht.

4.1.2 Waschmaschine

Waschmaschinen werden zur Reinigung von Textilien eingesetzt. Die in Europa am weitesten verbreitete Bauform ist die Trommelwaschmaschine. Die Waschtrommel ist dabei horizontal in einer Wanne aufgehängt und dreht sich um die eigene Achse. Vor Beginn des Waschvorgangs wird die Trommel mit zu reinigenden Textilien gefüllt und ein Waschprogramm sowie die Wassertemperatur eingestellt. Je nach Art der Textilien betragen die Temperaturen üblicherweise 30, 40, 60 oder 90°C. Das Wasser wird über eine elektrische Widerstandsheizung auf die gewählte Temperatur gebracht, mit dem Waschmittel vermischt und in die Wanne eingelassen. Der eigentliche Waschvorgang besteht aus mehreren Wasch- und Spülvorgängen, während derer die Trommel durch einen elektrischen Motor zum Rotieren gebracht wird. Der Waschvorgang endet mit einer Schleuderphase, in der das Wasser durch die Fliehkraft aus der Wäsche extrahiert wird.

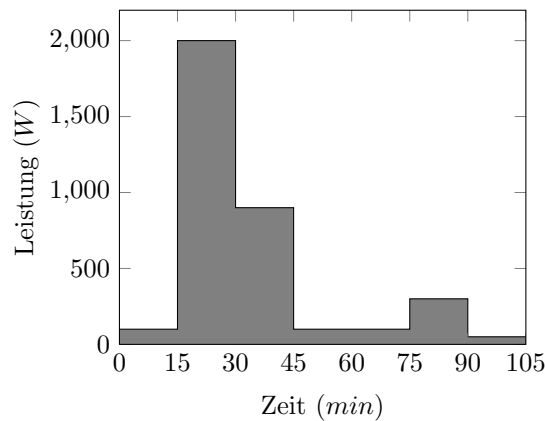


Abbildung 4.4: Referenzlastprofil Waschmaschine

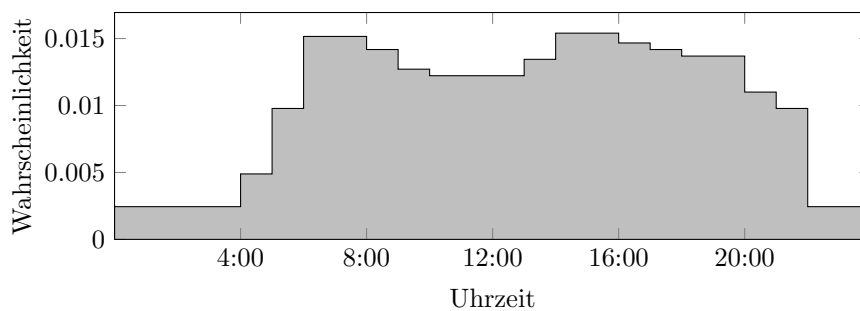
Nach einer Studie über die Nutzung von Waschmaschinen in 100 Haushalten ergibt sich ein durchschnittlicher Strom- bzw. Wasserverbrauch von $0.89 kWh$ bzw. 66 Litern bei einer Beladung von $5 kg$ pro Waschvorgang [BBKS07]. Abbildung 4.4 stellt das typische Stromverbrauchsprofil eines Baumwollprogramms nach [SBP⁺08] dar. Der größte Stromverbrauch stellt sich durch das Erhitzen des Wassers ein. Nach einer kurzen Pumpphase entsteht so ein Peak im Stromverbrauchsprofil. Die nachfolgenden Wasch-, Spül- und Schleudervorgänge verbrauchen deutlich weniger Energie.

Wie für Geschirrspülmaschinen steht nur das Referenzlastprofil zur Verfügung. Verbrauchsprofile für die Programme müssen dabei ebenfalls abgeschätzt werden. Da der größte Energieverbrauch auch hier durch das Erhitzen des Waschwassers entsteht, kann dafür dieselbe Vorgehensweise wie auch bei Geschirrspülmaschinen angewendet werden. Laut [SBP⁺08] beträgt die durchschnittliche Washtemperatur in Deutschland $47.3^{\circ}C$. Da nur während des Waschvorgangs das Wasser auf die Zieltemperatur, nicht aber während der Spülvorgänge erhitzt wird, muss nur zwischen einem Viertel und einem Drittel (im Mittel also $\frac{7}{24}$) der insgesamt verbrauchten Wassermenge von 66 Litern für die Abschätzung berücksichtigt werden. Für die zu erhitzenden 19.25 Liter Wasser benötigt eine elektrische Widerstandsheizung mit einem Wirkungsgrad von 90% $0.025 kWh$ elektrische Energie, um das Wasser um $1^{\circ}C$ zu erwärmen. Demzufolge ergeben sich die in Tabelle 4.4 aufgeführten Energieverbräuche und die über die Leistung skalierten Laufzeiten pro Waschprogramm.

Temperatur (°C)	Wahrscheinlichkeit	Stromverbrauch (kWh)	Laufzeit (min)
20	2%	0.196	24
30	24%	0.467	54
40	31%	0.709	83
50	4%	0.954	112
60	33%	1.208	142
90	6%	1.960	230

Tabelle 4.4: Programmcharakteristika für Waschmaschinen

Basierend auf einer europaweiten Umfrage unter 2500 Verbrauchern ergeben sich die in Abbildung 4.5 dargestellten Nutzungswahrscheinlichkeiten einer Waschmaschine pro Tag [SBP⁺08].

**Abbildung 4.5:** Aktivierungsmatrix A für eine Waschmaschine

Die Umfrage ermittelte ebenfalls, mit welcher Häufigkeit und welcher Verzögerung die Zeitschaltuhren genutzt werden (vgl. Tabelle 4.5). In Deutschland fällt die Nutzungshäufigkeit sehr gering aus. Nur etwa 12% der Befragten setzten die Zeitschaltuhr beinahe bei jedem Waschvorgang ein, ca. 20% einmal pro Woche, ca. 12% nur einmal pro Monat und die restlichen 56% niemals. Die Verzögerungszeit liegt mit der höchsten Wahrscheinlichkeit von etwa 42% im Bereich von 0 bis 3 Stunden, mit 32% im Bereich von 4 bis 6 Stunden und beträgt mit den restlichen 26% mehr als 7 Stunden.

(a) Nutzung der Zeitschaltuhr		(b) Verzögerungszeit p_{delay}	
Nutzung	Wahrscheinlichkeit	Verzögerung	Wahrscheinlichkeit
Regelmäßig	12%	0 - 3 Std.	42%
Wöchentlich	20%	4 - 6 Std.	32%
Monatlich	12%	> 7 Std.	26%
Niemals	56%		

Tabelle 4.5: Nutzungsdaten Waschmaschine

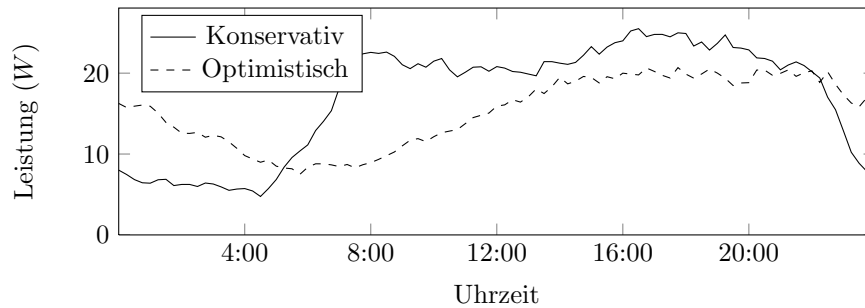
Wie auch bei Geschirrspülmaschinen wird der Nutzungsparameter für die Zeitschaltuhr aus den Nutzungsintervallen in Tabelle 4.5 errechnet. So ergibt sich für das konservative

Szenario eine Nutzungswahrscheinlichkeit von:

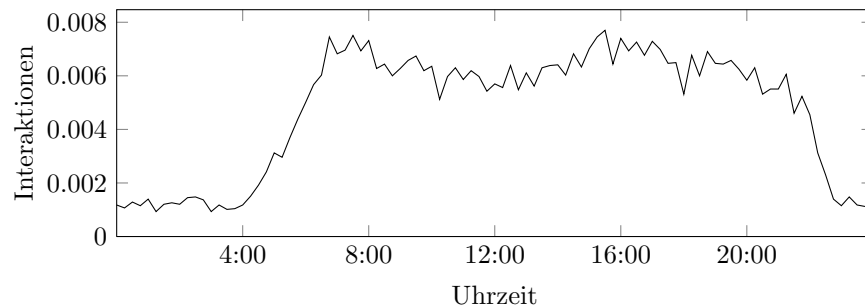
$$12\% + \frac{20}{3.4}\% + \frac{12}{13.6}\% = 18.8\%$$

Im optimistischen Szenario 2020 kann von einer Verbrauchsreduktion um 20% pro Waschvorgang ausgegangen werden. Allerdings ist gleichzeitig ein Anstieg der Anzahl der Waschvorgänge um 10% zu erwarten [SBP⁺08].

Die Validierung der Waschmaschinen-Parameterisierung findet ebenfalls über eine Simulation von jeweils 100 Geräten über den Zeitraum von einem Jahr sowohl im konservativen als auch optimistischen Szenario statt. Abbildung 4.6 fasst die Ergebnisse zusammen. Wie aus den Ergebnissen der Geschirrspülmaschinensimulation zu erwarten ist, stellt sich auch hier im Vergleich zum konservativen Szenario eine Glättung im optimistischen Szenario durch die häufigere Verwendung der Startzeitverzögerung ein.



(a) Mittlerer Tagesverbrauch



(b) Einsatzzeiten

Abbildung 4.6: Simulationsergebnisse Waschmaschine

Insgesamt stellte sich ein durchschnittlicher Jahresstromverbrauch von 150.49 kWh pro Gerät im konservativen Szenario 2010 und 133.31 kWh pro Gerät im optimistischen Szenario 2020 ein, was den Vorgaben entspricht.

4.1.3 Wäschetrockner

Wäschetrockner entziehen Textilien Feuchtigkeit indem diese mit erhitzter Luft umströmt werden. Die Textilien werden dabei in eine horizontal im Wäschetrockner aufgehängte Trommel geladen. Durch einen elektrischen Motor angetrieben, rotiert die Trommel während des Trocknungsvorgangs. Ein elektrisches Heizsystem erwärmt Luft, die über Ventilatoren im

Innenraum des Wäschetrockners zur Zirkulation gebracht wird. Die durch Verdampfungsprozesse in die Luft gelangende Feuchtigkeit kann entweder über ein Entlüftungsrohr abgeführt werden oder an einem Wärmetauscher zur Kondensation gebracht werden. Der größte Stromverbrauch entsteht dabei durch das Erhitzen der Luft, wobei Leistungen zwischen 2000 und 2500 W erreicht werden können.

Alternative Heizsysteme bspw. über Gasbefeuerung sind ebenfalls am Markt vertreten, werden aber aufgrund ihres geringen Durchdringungsgrades nicht betrachtet.

Da wenig Informationen über Stromverbrauchsdaten vorliegen wurde der mittlere Stromverbrauch eines Betriebszyklus in [SBP⁺08] abgeschätzt. Insgesamt lässt sich von einem Jahresstromverbrauch pro Wäschetrockner von 251 kWh ausgehen. Unter der Annahme, dass nur bei etwa 60% der für Waschmaschinen ermittelten 170 Waschgänge der Einsatz des Wäschetrockners folgt, ergeben sich im Mittel 102 Einsätze für Wäschetrockner pro Jahr. Daraus lässt sich schließlich ein Stromverbrauch von 2.46 kWh pro Betriebszyklus abschätzen.

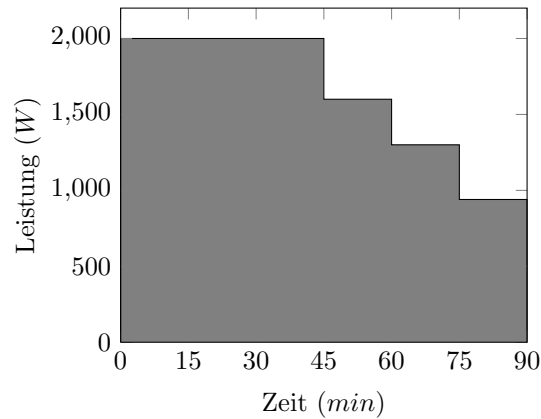


Abbildung 4.7: Referenzlastprofil Wäschetrockner

Dieser Stromverbrauch verteilt sich, wie in dem Referenzlastprofil in Abbildung 4.7 dargestellt, auf die Dauer von 90 Minuten. Die Ermittlung von Lastprofilen für einzelne Programme eines Wäschetrockners gestaltet sich schwierig, da in [SBP⁺08] weder Wahrscheinlichkeiten für die Wahl unterschiedlicher Programme noch Anhaltspunkte zur Abschätzung von Lastprofilen vorliegen. Stark vereinfacht werden deshalb zwei zusätzliche Lastprofile über die Modifikation der Laufzeit um jeweils $\pm 20\%$ angenommen. Die Wahlwahrscheinlichkeit der Programme wird mit 33.3% als identisch angenommen. Bei gleichbleibender Leistung des Wäschetrockners ergeben sich damit die in Tabelle 4.6 aufgeführten Programmcharakteristika eines Wäschetrockners.

Verbrauchs- änderung	Wahrschein- lichkeit	Strom- verbrauch (kWh)	Laufzeit (min)
-20%	33.3%	1.732	63
Referenz	33.3%	2.460	90
+20%	33.3%	3.210	117

Tabelle 4.6: Programmcharakteristika für Wäschetrockner

Wäschetrockner verfügen mit etwa demselben Durchdringungsgrad wie bei Waschmaschinen von ca. 32% über eine Zeitschaltuhr, die als Grundlage für Lastverschiebungen dient. Allerdings findet eine Benutzung dieser Funktionalität kaum statt. Zeitschaltuhren werden bei Waschmaschinen dazu genutzt, um bspw. Ruhestörungen in der Nacht zu vermeiden. Bei Wäschetrocknern fehlt diese Motivation, da sie erst im Anschluss an den Waschgang beladen werden können. In [SBP⁺08] sind deshalb auch keine Statistiken für die Benutzung der Zeitschaltuhr aufgeführt. Für das konservative Szenario wird eine sehr geringe Nutzungswahrscheinlichkeit für die Startzeitverzögerung von 5% angenommen. Im optimistischen Szenario wird allerdings nachwievon von einer Nutzungswahrscheinlichkeit von 100% ausgegangen.

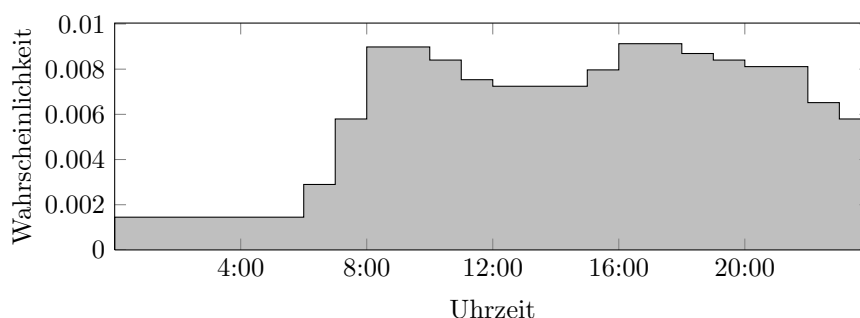


Abbildung 4.8: Benutzungswahrscheinlichkeit Wäschetrockner

Die Benutzungswahrscheinlichkeit wird in [SBP⁺08] ebenfalls grob abgeschätzt. Aufbauend auf der Überlegung, dass ein Wäschetrockner direkt im Anschluss an einen Waschgang in Betrieb genommen wird, ergibt sich die Benutzungswahrscheinlichkeit für Wäschetrockner aus den um durchschnittlich 2 Stunden verschobenen Wahrscheinlichkeiten für Waschmaschinen (vgl. Abbildung 4.8).

Bis zum Jahr 2025 wird in [SBP⁺08] von einer Reduktion des Stromverbrauchs pro Trocknungsvorgang von 50% ausgegangen. Gleichzeitig ist eine Erhöhung des Durchdringungsgrads auf ebenfalls 50% zu erwarten.

Die Validierung der Wäschetrocknerparameterisierung findet wie auch bei den vorangegangenen Gerätemodellen über einen Simulationslauf von 100 Geräten über den Zeitraum eines Jahres statt (vgl. Abbildung 4.9).

Insgesamt stellt sich ein mittlerer Jahresstromverbrauch von 251.45 kWh pro Gerät im konservativen Szenario 2010 und von 124.66 kWh pro Gerät im optimistischen Szenario ein.

4.1.4 Elektroauto

Elektroautos verfügen über einen elektrischen Energiespeicher - meist in Form einer Lithium-Ionen-Batterie - die einen elektrischen Motor antreibt. Gegenüber konventionellen auf Verbrennungsmotoren basierenden Antriebstechniken sind Elektrofahrzeuge also nicht von fossilen Brennstoffen abhängig und erzeugen zumindest im Betrieb keine klimaschädlichen Abgase. Die Bundesregierung hat im August 2009 den „Nationalen Entwicklungsplan Elektromobilität“ aufgestellt [Deu09]. In diesem wird das Ziel genannt, bis zum Jahr 2020 eine Million - bis 2030 sogar fünf Millionen - Elektrofahrzeuge in das Verkehrssystem zu integrieren.

Die durch Elektrofahrzeuge zukünftig entstehende elektrische Last und die Auswirkungen auf das Stromnetz werden derzeit in vielen Projekten untersucht. In dem Projekt GridSurfer

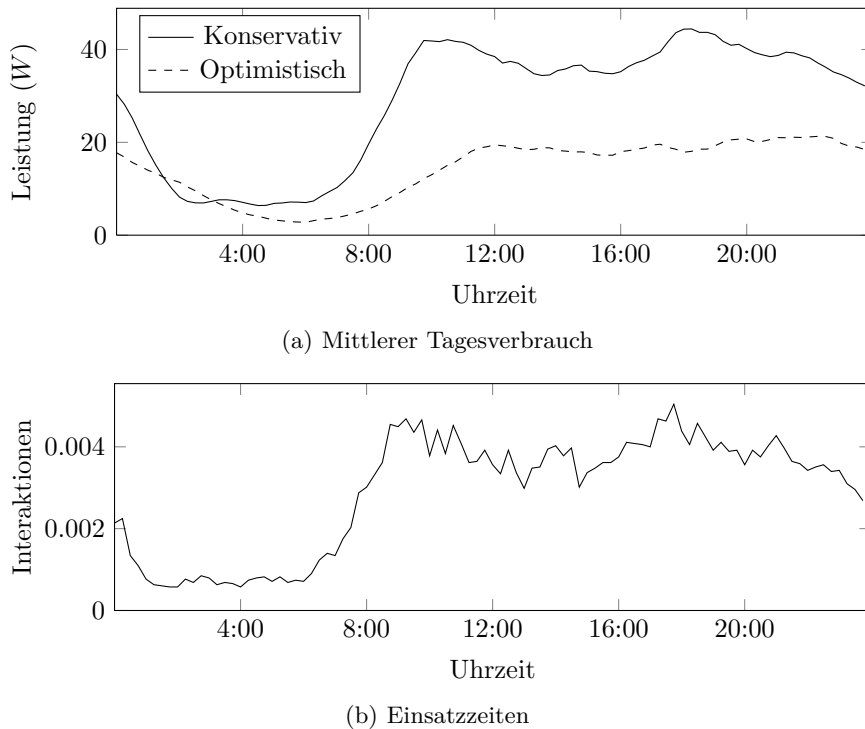


Abbildung 4.9: Simulationsergebnisse Wäschetrockner

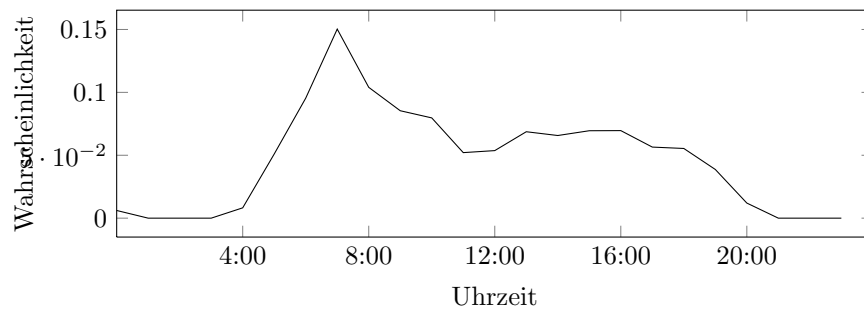
wurde unter anderem der Effekt von Elektrofahrzeugen auf ein Niederspannungsnetz untersucht [SSW⁺10] und verschiedene Ladestrategien entwickelt, die zusätzliche Last netzverträglich zeitlich zu verteilen. Darüber hinaus werden auch Strategien untersucht, mit denen Elektrofahrzeuge einen Fahrplan befolgen und so bspw. Regelenergie bereitstellen und zum Ausgleich von Fluktuationen regenerativer Energiequellen beitragen bzw. an Energiebörsen partizipieren können. Bei letzterer Strategie wird ein bidirektionaler Kommunikationskanal zu dem Elektrofahrzeug (bzw. der Ladestation) benötigt, über den minütlich der aktuelle Energieverbrauch abgefragt wird. Der so aufgebaute Regelkreis ermöglicht ein annähernd exaktes Abfahren eines vorgegebenen Fahrplans.

Zur Untersuchung der verschiedenen Ladestrategien wurde in GridSurfer ein Simulationsmodell für Elektroautos entworfen. Ein Fahrtengenerator erzeugt dabei basierend auf Daten aus der Studie „Mobilität in Deutschland 2008“ [FGJ⁺08] verschiedene Nutzungsszenarien des Elektroautos, mit denen der Verbrauch an elektrischer Energie realitätsnah ermittelt werden kann. Um den Ladeprozess mit seinem zeitlichen Verlauf darzustellen, wurde ein Batteriemodell entworfen.

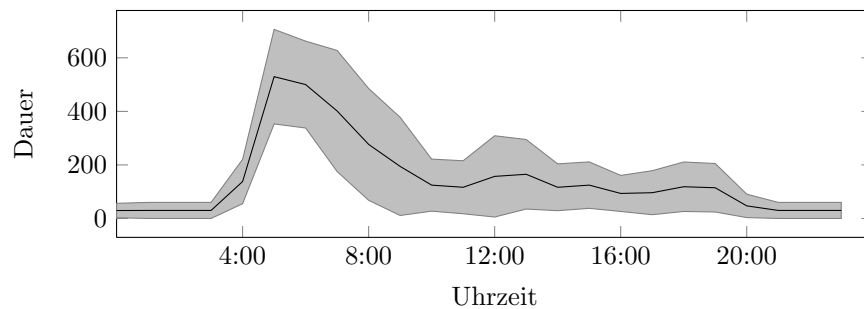
Auf Grundlage dieser Arbeiten kann ein einfaches Modell für den Ladeprozess eines Elektroautos an einer häuslichen Ladestation modelliert werden. Für die Simulation des Ladeverhaltens werden die Zeitpunkte benötigt, an denen ein Elektroauto an die häusliche Ladestation angeschlossen bzw. von dieser entkoppelt wird. Zur Berechnung des Ladeverhaltens ist neben dem Batteriemodell der Ladezustand der Batterie zum Anschlusszeitpunkt erforderlich. In Anlehnung an die Modellierung von programmgetriebenen Geräten werden beide Werte über Wahrscheinlichkeitskurven errechnet. Um diese zu ermitteln, wurde ein GridSurfer Szenario mit 1000 Elektroautos über den Zeitraum eines Tages mit 20 Wiederholungen simuliert und

die Anschlusszeitpunkte an die häusliche Ladestation sowie der Ladezustand der Batterie aufgezeichnet.

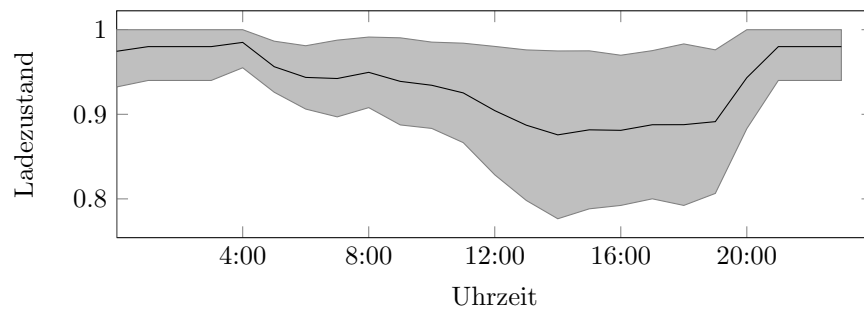
Aus diesen Daten wurden die in Abbildung 4.10 dargestellten Wahrscheinlichkeitskurven für die Abfahrt, die Abwesenheitsdauer und den Ladezustand der Batterie in Abhängigkeit von der Tageszeit errechnet. Für die Fahrtdauer sowie für den Ladezustand wurde zusätzlich die Standardabweichung berechnet, um jeweils unterschiedliche Fahrten erzeugen zu können. Zu bemerken ist, dass hier nicht die während der Fahrt verbrauchte Energie modelliert wird. Die Modellierung des Ladezustands über eine Wahrscheinlichkeitskurve ermöglicht es auch Effekte von externen Ladevorgängen, wie etwa am Arbeitsplatz, zu berücksichtigen.



(a) Abfahrtswahrscheinlichkeit



(b) Abwesenheitsdauer



(c) Ladezustand der Batterie

Abbildung 4.10: Parameter für Elektroautos

Wie in Abbildung 4.10(a) zu erkennen ist, beginnen die meisten Fahrten erwartungsgemäß in den Morgenstunden mit einer maximalen Wahrscheinlichkeit von etwa 15%. Ein zweiter breiterer, jedoch abgeschwächter Peak stellt sich in den Nachmittagsstunden ein. Der Vergleich

mit der Fahrtendauer in Abbildung 4.10(b) lässt vermuten, dass die Fahrten am Nachmittag aus Einkäufen und vergleichbaren kurzweiligen Aktivitäten resultieren. Die Dauer liegt hier im Mittel bei 150 Minuten, während Fahrten der Berufspendler in den Morgenstunden bis zu 10 Stunden in Anspruch nehmen können.

Für Lastverschiebungen ist der Ladezustand der Batterie von besonderem Interesse. Wie in Abbildung 4.10(c) ersichtlich ist, sinkt der mittlere Ladezustand selten unter 80%. Ursache hierfür ist zum einen die Tatsache, dass der Großteil aller Fahrten nur über geringe Distanzen erfolgt und zum anderen können Elektroautos auch extern (bspw. am Arbeitsplatz oder auf dem Parkplatz) geladen werden. Bedingt durch den Pendelverkehr stellt sich das Lademinimum in den späten Nachmittagsstunden ein, weshalb hier auch das größte Lastverschiebungspotenzial zu vermuten ist.

Mit diesen drei Parametern kann das Nutzungsverhalten von Elektroautos modelliert werden. Um das Ladeverhalten und damit auch Lastverschiebungen zu modellieren, wird das Batteriemodell aus GridSurfer verwendet.

Lithium-Ionen Batterien werden typischerweise in drei Phasen geladen [CD06]. Während der sogenannten *Trickle Charge* Phase werden tief entladene Batterien mit einer Spannung unterhalb von 3 V mit geringem Strom geladen, um die Spannung zu stabilisieren. In der *Constant Current Charge* Phase wird die Batterie mit konstantem Strom geladen, bis die Batteriespannung schließlich die maximalen 4.2 V erreicht. Während der finalen *Constant Voltage Charge* Phase nimmt der Ladestrom langsam ab, bis ein Schwellenwert (welcher typischerweise 3% des Ausgangsstroms beträgt) unterschritten wird. Um die Leistung zu errechnen, müsste der Ladestrom mit der Batteriespannung multipliziert werden. Hier wird stark vereinfacht eine konstante Batteriespannung angenommen, da die *Trickle Charge* Phase nur bei tiefenentladenen Batterie vollzogen wird und die Spannung während der *Constant Current Charge* mit ca. 4 V sehr nahe an der Zielspannung von 4.2 V liegt. Temperatureinwirkungen auf den Ladeprozess werden ebenfalls vernachlässigt.

Das Batterielademodell errechnet den zeitlichen Verlauf der Leistungsaufnahme P als auch den Energieinhalt E einer Batterie. Der Energieinhalt des nächsten Zeitschritts E_{i+1} ergibt sich dabei aus der Summe des aktuellen Energieinhalts E_i sowie der Energieaufnahme $P_i \cdot \delta t$ (wobei δt der Simulationsauflösung von einer Minute entspricht):

$$E_{i+1} = E_i + P_i \cdot \delta t$$

Die Leistung des nächsten Zeitschritts P_{i+1} errechnet sich in Abhängigkeit von dem aktuellen Energieinhalt E_i folgendermaßen:

$$P_{i+1} = \begin{cases} P_i, & \text{falls } E_i < E_{cc} \\ P_i \cdot e^{-\frac{1}{k}}, & \text{falls } E_{cc} \leq E_i < E_{res} \\ 0, & \text{andernfalls} \end{cases}$$

Das Batterielademodell unterteilt sich in zwei Phasen, die das *Constant Current Charge* bzw. *Constant Voltage Charge* Verhalten modellieren. Die bezogene Leistung P entspricht zu Beginn des Ladeprozesses der maximalen Ladeleistung P_{charge} . Der zeitliche Verlauf der Leistungsaufnahme ergibt sich in Abhängigkeit des aktuellen Energieinhalts E und einer Konstante E_{cc} , die den Schwellenwert für den Wechsel von *Constant Current Charge* zu *Constant Voltage Charge* angibt. Ist dieser vollzogen, reduziert sich die Ladeleistung P exponentiell mit $e^{-\frac{1}{k}}$. Der Ladeprozess endet, sobald der Energieinhalt der Batterie den Schwellenwert E_{res} überschritten hat.

Parameter	Wert
Ladeleistung P_{charge}	$3.7kW$
Kapazität E_{max}	$31.7kWh$
Phasenschwellenwert E_{cc}	$29.85kWh$
Kapazitätsschwellenwert E_{res}	$30kWh$
Zeitkonstante k	30

Tabelle 4.7: Parameterisierung des Batterieladmodells

Die Parameter für das Batteriemodell stammen aus GridSurfer und basieren auf den Daten des E3, einem Elektroauto der EWE AG². Dieser verwendet eine Lithium-Ionen Batteriezelle mit einer Kapazität von 31.7 kWh bei einer Ladeleistung von 3.7kW. Tabelle 4.7 fasst die Parameter für das Batteriemodell zusammen.

Abbildung 4.11 stellt das unter dieser Parameterisierung simulierte Ladeverhalten bei einer vollständig entladenen Batterie dar. Insgesamt beträgt die Ladezeit 535 Minuten.

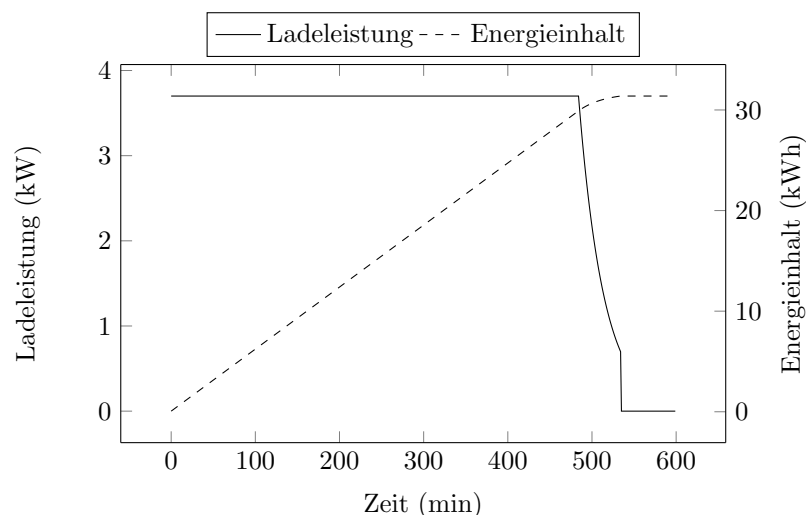


Abbildung 4.11: Zeitliches Verhalten des Batterieladmodells unter Parameterisierung einer E3 Batterie

Mit dem Batterieladmodell und den Nutzungswahrscheinlichkeiten lässt sich nun ein Modell zur Simulation des Stromverbrauchs eines Elektroautos in einem Haushalt aufstellen. Das Modell verfügt über zwei Zustände:

- *plugged* - Das Fahrzeug ist an der häuslichen Ladestation angeschlossen.
- *unplugged* - Das Fahrzeug befindet sich in Benutzung und ist nicht an die Ladestation angeschlossen.

Über den Wechsel von *unplugged* zu *plugged* simuliert das Modell die Ankunft des Fahrzeugs an der häuslichen Ladestation. Über den Mittelwert und der Standardabweichung aus

²<http://www.e3.de> - abgerufen am 19.03.2012

der Wahrscheinlichkeitskurve des Batterieladezustands (vgl. Abbildung 4.10(c)) wird zufällig ein aktueller Ladezustand bestimmt. Außerdem wird analog über die Abfahrswahrscheinlichkeitskurve (vgl. Abbildung 4.10(a)) der Zeitpunkt der nächsten Abfahrt bestimmt. Die Ladestation beginnt sofort mit dem Ladeprozess. Ist der nächste Abfahrtszeitpunkt erreicht, wechselt das Modell vom *plugged* in den Zustand *unplugged* und bestimmt über die Abwesenheitsdauerwahrscheinlichkeit (vgl. Abbildung 4.10(b)) den Zeitpunkt der Ankunft, mit dem der Prozess wieder von neuem beginnt.

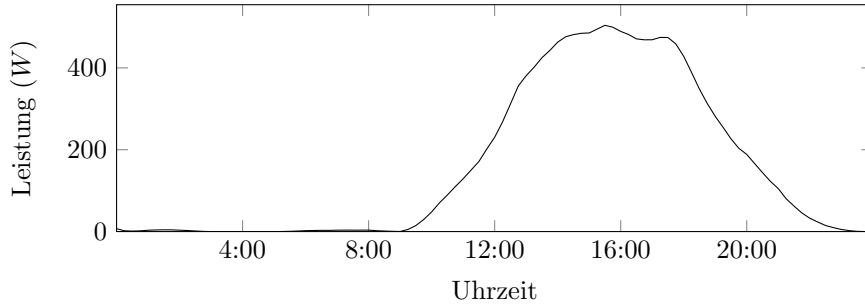


Abbildung 4.12: Mittlerer Tagesverbrauch Elektroauto

Abbildung 4.12 zeigt den simulierten mittleren Tagesstromverbrauch von 100 Elektroautos, der pro Jahr 1371.37 kWh beträgt. Aufgrund fehlender Daten ist die Gültigkeit dieser Werte schwieriger zu validieren. Ein grober Vergleich lässt sich über die mittlere jährliche Fahrstrecke eines Autos, die laut [FGJ⁺08] 14000 km beträgt, und den Herstellerangaben zum Stromverbrauch des E3 anstellen. Letzter hat eine Reichweite von 170 km, wodurch sich bei einer Batteriekapazität von 31.7 kWh ein durchschnittlicher Verbrauch von 18.64 kWh pro 100 km ergibt. Damit wäre ein Jahresverbrauch von 2609.6 kWh zu erwarten. Der simulativ ermittelte Wert fällt geringer aus, beschreibt jedoch nur den Stromverbrauch am häuslichen Anschluss. Ob die Differenz von 1238.23 kWh Ladeleistung eine realistische Einschätzung für externe Ladevorgänge ist, bleibt offen.

4.2 Regelungsbasierte Geräte

Kühl- und Gefrierschränke werden im häuslichen Bereich zur Lebensmittellagerung eingesetzt. Durch niedrige Temperaturen im Innenraum wird die Haltbarkeit des Kühlguts erhöht. Die am häufigsten eingesetzte Kühltechnologie basiert auf einer Kompressionskältemaschine. Dabei wird ein Kältemittel im gasförmigen Aggregatzustand komprimiert und an einen Wärmetauscher (Kondensator) an der Außenwand des Kühlgeräts geführt. Durch die Abgabe von Wärme kondensiert das Kältemittel. Nach einer Dekompression durch ein Expansionsventil wird das Kühlmittel an einen zweiten Wärmetauscher (Verdampfer) im Inneren des Kühlgeräts geleitet. Hier verdampft das Kühlmittel und entzieht dabei dem Innenraum Wärme. Anschließend gelangt das Kühlmittel wieder zum Kompressor, wo der Kreislauf erneut beginnt.

Elektrische Energie wird bei diesem Prozess vom Kompressor benötigt. Üblicherweise ist der Betrieb der Kompressoren nicht modulierbar, weshalb die Kühlleistung von einem Thermostat über ein getaktetes Ein- und Ausschalten des Kompressors reguliert wird.

Um den elektrischen Verbrauch dieser Geräte zu simulieren, muss deshalb das thermische Verhalten - zumindest näherungsweise - modelliert werden. Nur so kann der durch den

Thermostat realisierte Hystereprozess und damit die Energieaufnahmephasen bestimmt werden. Die Grundlage ist das thermische Modell eines Kühlschranks aus [SKSV07], mit dem die Temperaturänderung zwischen zwei Zeitschritten bestimmt werden kann:

$$T_{i+1} = \epsilon \cdot T_i + (1 - \epsilon) \cdot \left(T^O - \eta \cdot \frac{q_i}{A} \right), \text{ wobei } \epsilon = e^{-\frac{\tau \cdot A}{m_c}} \quad (4.1)$$

Die Temperatur des nächsten Zeitschritts T_{i+1} errechnet sich aus der aktuellen Temperatur T_i , der Systemträgheit ϵ , der Außentemperatur T^O , sowie der Kühlleistung, die durch die aktuelle Stromaufnahme q_i , die Isolation A und die Effizienz des Kühlaggregats η beschrieben ist. Die Systemträgheit ϵ setzt sich dabei aus der Isolation A , der thermischen Masse m_c und dem Zeitschrittintervall τ zusammen.

4.2.1 Kühlschrank

Laut [SBP⁺08] verbraucht ein Kühlschrank $403.5kWh$ pro Jahr. Dabei ist der Kompressor ein Drittel der Zeit in Betrieb, wodurch sich eine mittlere Leistung von $138.2W$ errechnet. Je nach Größe des Innenraums variiert die Leistung jedoch zwischen 50 und $300W$. Da eine Verteilung der Leistungsklassen nicht verfügbar ist, wird die Leistung der Kühlschränke hier aus dem Intervall $[138.2 - 20, 138.2 + 20]$ gleichverteilt gewählt.

Der Wert für die Isolation A stammt aus [SKSV07]. Über den Streuungsbereich der Isolierung A liegen keine Daten vor. Es wird angenommen, dass die Isolierung bei allen Kühlgeräten nahezu identisch ist. Minimal- (T_{min}) und Maximaltemperaturen (T_{max}) sind ebenfalls nach [SKSV07] gewählt, jedoch pro Gerät um $\pm 1^\circ C$ gleichverteilt verrauscht. Für die Umgebungstemperatur wird ein Wert aus dem Intervall $[18, 22]$ gleichverteilt gewählt.

Parameter	Mittelwert	Streuung
Leistung q	$138.2W$	$\mathcal{U} \pm 20W$
Minimal Temperatur T_{min}	$3^\circ C$	$\mathcal{U} \pm 1^\circ C$
Maximal Temperatur T_{max}	$8^\circ C$	$\mathcal{U} \pm 1^\circ C$
Außentemperatur T^O	$20^\circ C$	$\mathcal{U} \pm 2^\circ C$
Isolation A	3.25	$\mathcal{U} \pm 0.1$
Kühlaggregateffizienz η	1.165	$\mathcal{U} \pm 0.1$

Tabelle 4.8: Statischer Parametersatz für Kühlschränke

Mit diesen Parametervorgaben ist nun sicherzustellen, dass das Modell gültige Verbrauchswerte generiert. Dazu wird experimentell der verbleibende Parameter der Kühlaggregateffizienz η justiert. In einer Simulation von 100 Kühlgeräten wird der Jahresverbrauch errechnet und die Kühlaggregateffizienz η angepasst, so dass sich ein Gesamtjahresverbrauch von $403.5kWh$ pro Gerät einstellt. Die so ermittelte Kühlaggregateffizienz η beträgt 1.165 und wird mit ± 0.1 gleichverteilt verrauscht. Tabelle 4.8 fasst den Parametersatz für Kühlschränke zusammen³.

Menschliche Interaktion mit einem Kühlschrank beschränkt sich auf den Austausch von Kühlgut. Dadurch erfährt der Kühlschrank neben einer Änderung an der thermischen Masse auch eine Innentemperaturerhöhung durch das Öffnen der Gehäusetür. Der Streuungsbereich

³ $\mathcal{U}$ bezeichnet eine Gleichverteilung.

der thermischen Masse m_c durch menschliche Interaktion ist dabei nach [SKSV07] normalverteilt um 15.95 mit einer Standardabweichung von 3.95. Um ungültige Extremwerte zu verhindern, ist der Wertebereich auf das Intervall $[7.9, 23.87]$ eingeschränkt. Die Temperaturerhöhung T_δ wird, wie in Tabelle 4.9 dargestellt, gleichverteilt aus dem Intervall $[0.2, 1]$ gewählt⁴.

Parameter	Mittelwert	Streuung
Thermale Masse m_c	15.97W	$\mathcal{N}, \sigma = 3.95$
Temperaturänderung T_δ	0.6°C	$\mathcal{U} \pm 0.4^\circ\text{C}$

Tabelle 4.9: Dynamischer Parametersatz für Kühlschränke

Die Häufigkeit der Interaktion ist [SBP⁺08] entnommen. Abbildung 4.13 zeigt die Wahrscheinlichkeit einer Türöffnung zu gegebener Tageszeit bei durchschnittlich 14 Türöffnungen. Da sich in [SBP⁺08] keine Prognosen über die Entwicklung des Strombedarfs von Kühlschränken finden lässt, wird eine eigene grobe Prognose erstellt. Laut [Bür09] stieg die Effizienz von Kühlgeräten innerhalb der letzten 30 Jahre durchschnittlich um etwa 2%. Bei Fortsetzung dieses Trends ist bei einem aktuellen Jahresverbrauch von 403.5 kWh 2020 ein Jahresverbrauch von 322.8 kWh zu erwarten.

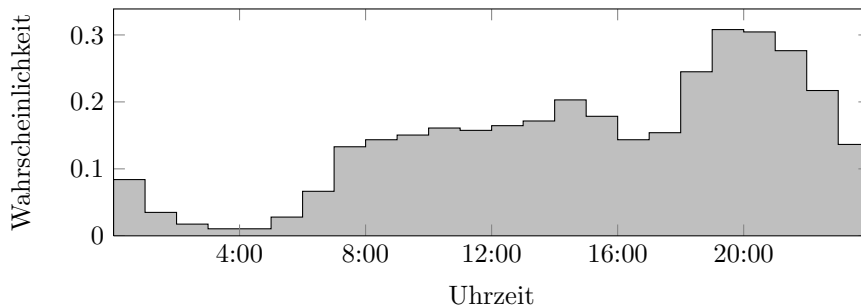


Abbildung 4.13: Wahrscheinlichkeitsverlauf für Türöffnungen bei einem Kühlschrank

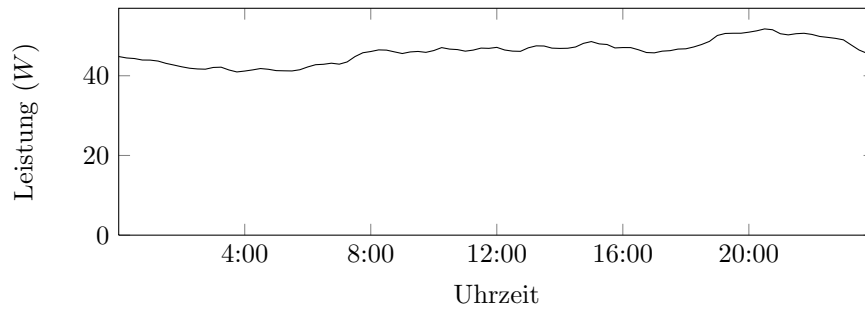
Abbildung 4.14(a) zeigt den mittleren täglichen Lastverlauf einer Simulation aus 100 Kühlschränken, die nach obigen Angaben parameterisiert wurden. Der Stromverbrauch beträgt im Mittel ca. 40 W und fällt in der Nacht erwartungsgemäß geringer aus als tagsüber. Im Vergleich mit den mittleren Phasendauern in Abbildung 4.14(b) wird ersichtlich, dass der Stromverbrauch den Aufwärmphasen folgt. Bei langen Aufwärmphasen fällt der Stromverbrauch geringer aus, bei kürzeren höher.

Unter der Parameterisierung für das konservative Szenario 2010 ergibt sich ein durchschnittlicher Jahresverbrauch von 403.40 kWh, während sich unter der optimistischen Parameterisierung für das Szenario 2020 ein Verbrauch von 322.71 kWh einstellt.

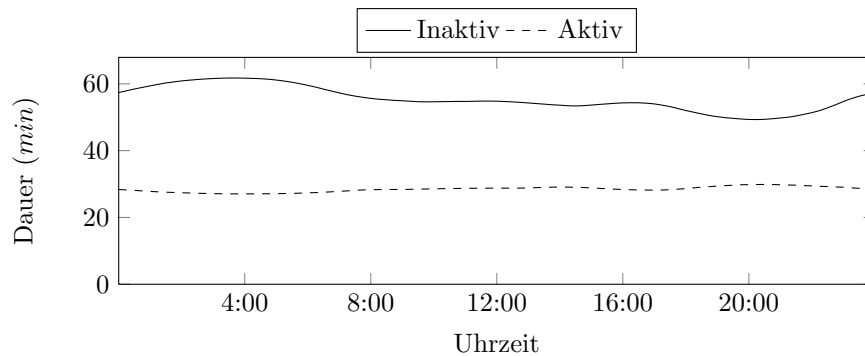
4.2.2 Gefrierschrank

Die Funktionsweise von Gefrierschränken ist nahezu identisch zu Kühlschränken. Eine Kältekompresseionsmaschine komprimiert und entspannt ein Kühlmittel und zwingt es dadurch,

⁴ $\mathcal{N}$ bezeichnet eine Normalverteilung mit der Standardabweichung σ .



(a) Mittlerer Tagesverbrauch Kühlschrank



(b) Mittlere Phasendauern Kühlschrank

Abbildung 4.14: Simulationsergebnisse Kühlschrank

den Aggregatzustand zwischen gasförmig und flüssig zu wechseln. Durch Kondensation in einem äußeren Wärmetauscher wird Wärmeenergie an die Umwelt abgegeben, während durch die Verdampfung in einem inneren Wärmetauscher Wärmeenergie aus dem Inneren bezogen wird. Gefrierschränke treten hauptsächlich in zwei Bauweisen auf: als Schrank mit frontal angebrachten Türen oder als Truhe mit einem Deckel. Gefriertruhen weisen geringfügig bessere thermische Eigenschaften auf - so fällt der Wärmeaustausch mit der Umwelt bei geöffneter Tür einer Gefriertruhe geringer aus als bei einem Gefrierschrank - die aber hier vernachlässigt werden.

Zur Modellierung des thermischen Prozesses und der elektrischen Energieaufnahme findet wieder die Gleichung 4.1 Anwendung. Zur Parameterisierung des thermischen Modells werden dieselben Werte wie bei Kühlschränken verwendet. Als Leistungsgrenzen des Kühlaggregats sind Werte zwischen 50 und 200 W angegeben, mit einem Mittelwert von 141.7 W^5 . Aufgrund fehlender Verteilungsinformationen der Leistungsgrößen wird auch hier wieder eine gleichverteilte Streuung $141.7 \pm 20 \text{ W}$ angenommen. Die Anpassung an den Jahresverbrauch, der in [SBP⁺08] mit 414 kWh angegeben ist, findet ebenfalls über eine Justierung der Kühlaggregateffizienz η statt. Der simulativ ermittelte Wert beträgt 1.978. Tabelle 4.10 fasst den statischen Parametersatz für Gefrierschränke zusammen.

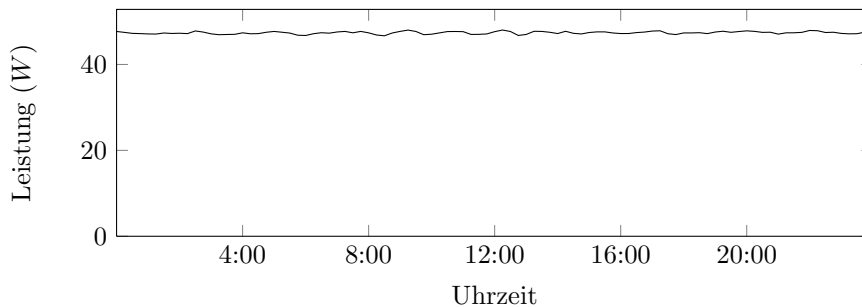
Im Unterschied zu Kühlschränken ermöglichen die niedrigeren Innentemperaturen zwischen -18°C und -25°C eines Gefrierschranks die langfristige Lagerung von Lebensmitteln.

⁵In [SBP⁺08] scheint sich hier ein Rechenfehler eingeschlichen zu haben, mit den dort angegeben 105.5 W Leistung ergibt sich bei den angenommen 33.3 % Betriebszeit ein Jahresverbrauch von 308 kWh.

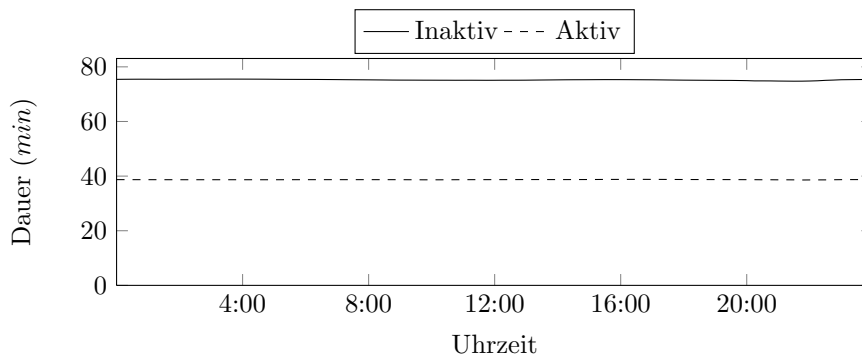
Parameter	Mittelwert	Streuung
Leistung q	141.7W	$\mathcal{U} \pm 20W$
Minimal Temperatur T_{min}	$-25^{\circ}C$	$\mathcal{U} \pm 1^{\circ}C$
Maximal Temperatur T_{max}	$-18^{\circ}C$	$\mathcal{U} \pm 1^{\circ}C$
Außentemperatur T^O	$20^{\circ}C$	$\mathcal{U} \pm 2^{\circ}C$
Isolation A	3.25	$\mathcal{U} \pm 0.1$
Kühlaggregateffizienz η	1.978	$\mathcal{U} \pm 0.1$

Tabelle 4.10: Statistischer Parametersatz für Gefrierschränke

Die Interaktionen mit dem Gerät fallen deshalb auch deutlich geringer aus als bei Kühlschränken. In [SBP⁺08] wird grob geschätzt zwischen ein bis zwei Kühlgutentnahmen pro Tag ausgegangen, wohingegen die Beladung mit neuem Kühlgut nur ein bis dreimal pro Woche stattfindet. Um dasselbe Interaktionsmodell wie bei Kühlschränken verwenden zu können, wird hier dieselbe Wahrscheinlichkeit für Ent- und Beladung angenommen, dafür jedoch die Frequenz auf durchschnittlich zwei Interaktionen pro Woche beschränkt. Die Änderungen der Innentemperatur als auch der thermischen Masse werden ebenfalls aus Mangel an Informationen aus der Kühlschrankparameterisierung (vgl. Tabelle 4.9) übernommen. Darüber hinaus findet sich in [SBP⁺08] keine Angabe zu den Interaktionszeitpunkten, daher werden die Wahrscheinlichkeiten für Kühlschränke (vgl. Abbildung 4.13) wieder verwendet.



(a) Mittlerer Tagesverbrauch Gefrierschrank



(b) Mittlere Phasendauern Gefrierschrank

Abbildung 4.15: Simulationsergebnisse Gefrierschrank

Für das optimistische Szenario 2020 wird dieselbe Effizienzsteigerung wie bei Kühlschrän-

ken von 20% angenommen. Unter dieser Parameterisierung stellt sich bei einer Population von 100 Gefrierschränken der in Abbildung 4.15(a) dargestellte mittlere Tagesverbrauch über einen simulierten Zeitraum von einem Jahr ein. Im Vergleich zum mittleren Stromverbrauch von Kühlschränken (siehe Abbildung 4.14(a)) fällt der Stromverbrauch von Gefrierschränken deutlich konstanter aus. Dies resultiert aus der Anzahl der Interaktion, welche durchschnittlich 104.23 pro Gerät beträgt und damit bei 50 Wochen in etwa den geforderten zweimaligen Interaktionen entspricht. Die in Abbildung 4.15(b) dargestellte Dauer der Kühl- bzw. Aufwärmphase belegen, dass das Verhältnis zwischen Aufwärm- und Kühldauer in etwa den geforderten 33 % entspricht.

Wie gefordert, beträgt der durchschnittliche Jahresverbrauch im konservativen Szenario 2010 414.9 kWh und 330.59 kWh im optimistischen Szenario 2020.

4.2.3 Wärmepumpe

Eine Wärmepumpe befördert mittels mechanischer Arbeit Wärmeenergie aus einem Reservoir und wandelt diese in Nutzwärme für ein zu beheizendes System um. Die Funktionsweise von Wärmepumpen geringer Leistung, die in privaten Haushalten ihren Einsatz finden, basiert wie ein Kühlschrank auf der Kompression eines Kältemittels.

Das Kältemittel wird in einem geschlossenem Kreislauf durch die Wärmequelle geführt, entzieht dieser Wärmeenergie und verdampft dabei. Durch eine Verdichtung verflüssigt ein Kompressor unter Aufwendung elektrischer Energie das verdampfte Kältemittel. In einem Verdichter wird das Kältemittel anschließend unter Abgabe von Wärmeenergie an die Wärmesenke, also den Heizkreislauf, wieder verflüssigt. Die Rückführung des Kältemittels zur Wärmequelle schließt den Kreislauf [Wim04].

Die Wärmeabgabe einer Wärmepumpe ist in der Regel nicht modulierend, weshalb die Wärmeenergie in einem Wärmespeicher zwischengelagert wird. Aus diesem Wärmespeicher wird der Heizkreislauf gespeist. Die Zufuhr von Wärmeenergie in den Wärmespeicher findet ebenfalls über einen Zweipunktregler statt.

Eine Wärmepumpe kann deshalb ebenso wie Kühlgeräte modelliert werden. Allerdings verfügen Gebäude über eine schlechte Isolierung, wodurch der Wärmebedarf stärkeren Schwankungen unterliegt. Zur Modellierung des Stromverbrauchs einer Wärmepumpe muss deshalb zunächst eine adäquate Modellierung des Heizbedarfs erfolgen.

Grundlage hierfür sind die Standardlastprofile der VDI Richtlinie 4655 dar [Ver08]. Diese Richtlinie stellt eine Verallgemeinerung der EN Richtlinie 865 zum Heizbedarf von Gebäuden dar und gibt einen normierten Heizbedarf in minütlicher Auflösung für insgesamt 10 Typtage an. Der normierte Heizbedarf muss über den Jahresheizbedarf des Objekts und einen Klimazonenfaktor skaliert werden, um den tatsächlichen Heizbedarf eines Typtages zu erhalten. Zu jedem Typtag ist gemäß einer Klimazonentabelle die Tagesdurchschnittstemperatur als auch eine Unterteilung in bedeckt bzw. heiter angegeben. Um aus dem Heizbedarf einzelner Typtage den kontinuierlichen Heizbedarf über einen längeren Zeitraum zu errechnen, wurden Daten des deutschen Wetterdienstes verwendet.

Der deutsche Wetterdienst⁶ stellt historische Klimadaten für viele Standorte bereit. Zu jedem Tag aus dem zu bestimmenden Zeitraum kann anhand dieser Daten die Tagesdurchschnittstemperatur sowie der Bedecktheitsgrad ermittelt werden. Diese Werte werden mit dem dem Standort entsprechenden Eintrag in der Klimazonentabelle aus der VDI 4655 Richtlinie

⁶<http://www.dwd.de/> - abgerufen am 19.03.2012

verglichen, um so den Typtag abzuleiten. Liegt die Tagesdurchschnittstemperatur zwischen den Werten zweier Typtage, ergibt sich der Heizbedarf anteilig aus beiden Typtagen. Durch die Skalierung mit dem Jahresheizbedarf des Objekts kann nun der Tagesheizbedarf bestimmt werden. Da der Tagesheizbedarf in jedem Objekt leicht variiert, müssen die Heizbedarfskurven verrauscht werden. Dazu werden die Temperaturwerte minütlich durchlaufen und normalverteilt mit einer Standardabweichung von einer Stunde paarweise vertauscht. Abbildung 4.16 stellt den Verlauf des so ermittelten Heizbedarfs für ein Objekt mit einem Gesamtheizbedarf von 8250 kWh (entspricht einem Einfamilienhaus mit ca. 120 m² Wohnfläche) aus der Region Bremen dar.

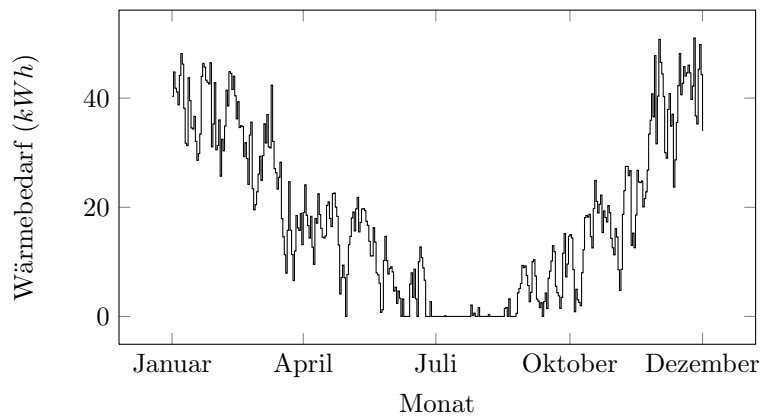


Abbildung 4.16: Jahresheizbedarf

Diese Zeitreihe gibt die Wärmeenergie an, die dem Wärmespeicher einer Wärmepumpe entnommen wird. Um die Temperaturänderungen des Wärmespeichers zu simulieren, wurde ein einfaches Modell implementiert.

Der Energieinhalt des Wärmespeichers kann über die spezifische Wärmekapazität c des Mediums grob angenähert werden. Wasser hat bei einer Temperatur von 20°C eine spezifische Wärmekapazität von $4,190 \text{ kJ}/(\text{kgK})$. Bei einer Temperatur von 50°C (entspricht ca. 323 K) und einem Volumen von 400 Litern ergibt sich somit ein Energieinhalt von:

$$4,190 \text{ kJ}/(\text{kgK}) \cdot 400 \text{ kg} \cdot 323 \text{ K} = 541348 \text{ kJ}$$

Ein Kilojoule entspricht einer Kilowattsekunde, so dass sich ein Energieinhalt von

$$\frac{541348 \text{ kJ}}{60 \cdot 60} = 150 \text{ kWh}$$

ergibt. Über die spezifische Wärmekapazität kann auch stark vereinfacht die Änderung der Temperatur innerhalb des Wärmespeichers durch den Entzug von thermischer Energie berechnet werden.

Mit dieser Temperatur kann nun die Hysterese der Wärmepumpe simuliert werden. Bei einer Hysterese von 2 K startet die Wärmepumpe ihren Betrieb, sobald die Temperatur im Wärmespeicher unter 321 K fällt. Erreicht das Medium im Wärmespeicher eine Temperatur von 325 K, stoppt die Wärmepumpe. Die zugeführte Wärmeenergie entspricht ebenfalls stark vereinfacht der thermischen Nennleistung der Wärmepumpe und kann wie die elektrische Nennleistung dem Datenblatt einer Wärmepumpe entnommen werden.

Parameter	Mittelwert	Streuung
Elektrische Leistung P_{el}	$2kW$	$\mathcal{U} \pm 0.1kW$
Thermische Leistung P_{th}	$5.7kW$	$\mathcal{U} \pm 0.2W$
Minimal Temperatur T_{min}	$47.5^{\circ}C$	$\mathcal{U} \pm 0.5^{\circ}C$
Maximal Temperatur T_{max}	$52.5^{\circ}C$	$\mathcal{U} \pm 0.5^{\circ}C$
Kapazität Wärmespeicher S	$400kWh$	$\mathcal{U} \pm 100kWh$

Tabelle 4.11: Statischer Parametersatz für Wärmepumpen

Tabelle 4.11 fasst die statischen Parameter und die Verrauschungswerte zusammen. Die Parameterisierung orientiert sich dabei grob an Wärmepumpen der Serie geoTHERM von Vaillant⁷. Der Wärmebedarf wird nach obigen Verfahren für jeden Haushalt über die Parameter in Tabelle 4.12 dynamisiert.

Parameter	Mittelwert	Streuung
Jahresheizbedarf	$8250kWh$	$\mathcal{U} \pm 1000kWh$

Tabelle 4.12: Dynamischer Parametersatz für Wärmepumpen

Unter dieser Parameterisierung ergibt sich bei 100 Wärmepumpen der in Abbildung 4.17 dargestellte durchschnittliche Stromverbrauch. Wie anhand der Heizphasen zu erkennen ist, wird die meiste Energie während der Morgen- und Nachmittagsstunden benötigt.

Insgesamt ergibt sich für diese Parameterisierung ein elektrischer Jahresbedarf von 3240 kWh pro Wärmepumpe, was sich mit Ergebnissen aus [EHO11] deckt. Aufgrund fehlender Prognosen für Effizienzsteigerungen werden die Parametersätze für beide Szenarien verwendet.

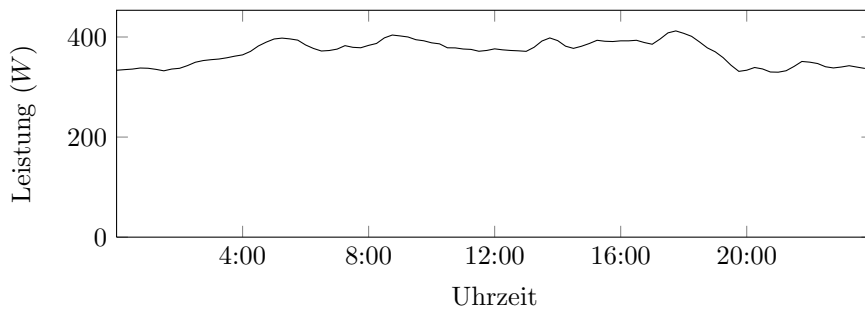
4.3 Zusammenfassung

Die Modellierung des Stromverbrauchs einzelner Geräte ermöglicht mit einer realitätsnahen Parameterisierung eine detaillierte Untersuchung des Lastverschiebungspotenzials auf Haushaltsebene. Die Parameterisierung erfolgte auf Basis der Smart-A Studie, bei der insbesondere das Nutzerverhalten umfangreich untersucht wurde. Da die Studie auch Prognosen über die zukünftige Entwicklung umfasst, konnten zwei Szenarien aufgestellt werden.

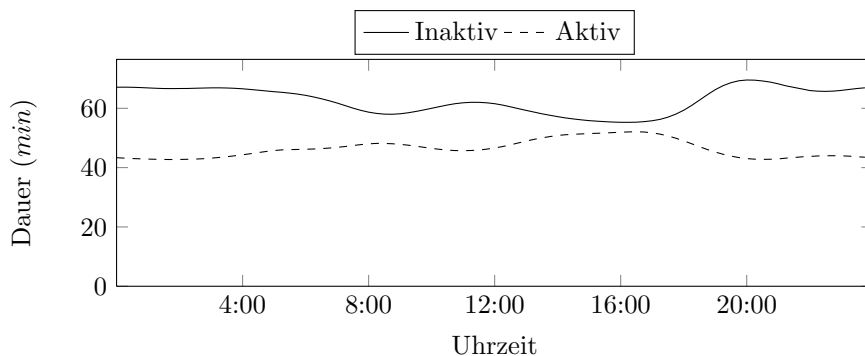
Das Szenario 2010 beschreibt dabei die heutige Situation. Tabelle 4.13 fasst die simulativ ermittelten Kennzahlen für den Stromverbrauch der jeweiligen Gerätekategorie inklusive der jeweiligen Durchdringungsgrade für das Szenario 2010 zusammen. Mit Ausnahme der Wärmepumpe stammen die Werte für die jeweilige Durchdringungsgrade aus [SBP⁺08]. Der Durchdringungsgrad für Wärmepumpen ist [EHO11] entnommen.

Den größten Anteil am Stromverbrauch hat die Wärmepumpe mit 3240 kWh. Aufgrund ihrer geringen Durchdringungsgrade tragen Wärmepumpen zum durchschnittlichen Verbrauch privater Haushalte allerdings nur in geringem Maße bei. Kühl- bzw. Gefrierschränke sind mit hohen Durchdringungsgraden vertreten und weisen einen hohen Jahresverbrauch von 403 kWh bzw. 415 kWh pro Jahr auf. Der Stromverbrauch dieser Geräte ist zwar pro Betriebszyklus

⁷Datenblatt <http://www.vaillant.de/stepone2/data/downloads/56/43/00/System-geoTHERM.pdf> - abgerufen am 19.03.2012



(a) Mittlerer Tagesverbrauch Wärmepumpe



(b) Mittlere Phasendauern Wärmepumpe

Abbildung 4.17: Simulationsergebnisse Wärmepumpe

Gerätetyp	D.-grad	Tagesverbrauch (<i>kWh</i>)			Verbrauch (<i>kWh/a</i>)
		min	max	avg	
Kühlschrank	1.06	1093.70	1117.08	1105.20	403.40
Gefrierschrank	0.52	1104.24	1143.27	1136.97	414.99
Wärmepumpe	0.01	0.00	25734.10	8877.88	3240.43
Geschirrspüler	0.62	366.37	875.70	659.95	240.88
Waschmaschine	0.95	228.38	590.09	412.31	150.49
Wäschetrockner	0.39	345.40	1098.35	688.92	251.45
Summe · Durchdringungsgrad					1064.60

Tabelle 4.13: Verbrauchsstatistiken für das Szenario 2010

gering, aufgrund der hohen Betriebsstunden stellt sich jedoch insgesamt ein hoher Stromverbrauch ein. Unter programm-basierten Geräten besitzen Geschirrspüler und Wäschetrockner mit 240 kWh bzw. 251 kWh in etwa denselben Anteil am Stromverbrauch, während Waschmaschinen aufgrund ihrer geringen Betriebsstunden 150 kWh pro Jahr benötigen.

Um einen Eindruck vom Gesamtstromverbrauch privater Haushalte zu erhalten, wird der mittlere Tagesverbrauch der Geräte mit dem Standardlastprofil H0 verglichen. Als Standlastprofil wurde das dynamisierte Standlastprofil von EON aus dem Jahr 2010 herangezogen⁸.

⁸<http://www.eon-mitte.com/index.php?parent=8564> - abgerufen am 19.03.2012

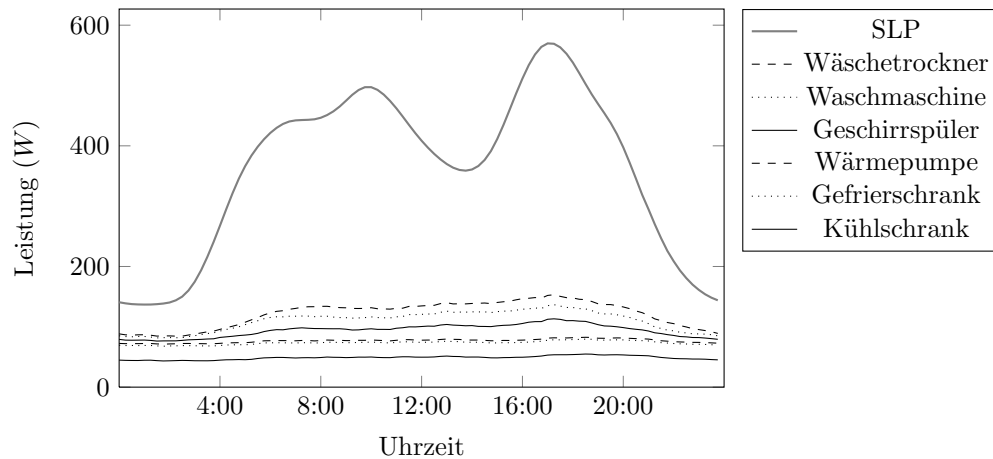


Abbildung 4.18: Anteiliger Stromverbrauch der Haushaltsgeräte am durchschnittlichen Verbrauch von privaten Haushalten im Szenario 2010

Das Profil wurde auf einen Tag gemittelt und mit dem durchschnittlichen Stromverbrauch der privaten Haushalte von 3.165 kWh [Bür09] skaliert. Um den Stromverbrauch der hier untersuchten Haushaltsgeräte in den korrekten Anteilen wiederzugeben, wurden die Tagesverbräuche mit ihren jeweiligen Durchdringungsgraden (vgl. Tabelle 4.13) skaliert. Das Ergebnis ist in Abbildung 4.18 dargestellt.

Gerätetyp	D.-grad	Tagesverbrauch (kWh)			Verbrauch (kWh/a)
		min	max	avg	
Kühlschrank	1.06	870.75	895.41	884.13	322.71
Gefrierschrank	0.52	874.44	917.12	905.73	330.59
Wärmepumpe	0.03	0.00	25734.10	8877.88	3240.43
Geschirrspüler	0.62	237.82	596.71	464.95	169.71
Waschmaschine	0.95	182.76	494.53	365.22	133.31
Wäschetrockner	0.50	136.38	543.58	341.54	124.66
Elektroauto	0.02	3155.46	4724.50	3757.17	1371.37
Summe · Durchdringungsgrad					924.57

Tabelle 4.14: Verbrauchsstatistiken für das Szenario 2020

Um die Entwicklung des Stromverbrauchs in privaten Haushalten bis 2020 abzuschätzen zu können, wird von denselben Annahmen wie in der dena-Netzstudie [Deu10] ausgegangen. Durch Effizienzsteigerungen ist demzufolge ein Rückgang des Nettostromverbrauchs um 8% zu erwarten. Da Elektroautos in dem Standardlastprofil nicht eingeschlossen sind, muss das Profil für 2020 um den Verbrauch der Elektroautos ergänzt werden. Die Bundesregierung hat das Ziel, bis zum Jahr 2020 eine Durchdringung von einer Million Elektrofahrzeugen zu erreichen [Deu09]. Bei ca. 40 Millionen privaten Haushalten [Sta11] ergibt sich so ein Durchdringungsgrad von ca. 2% mit dem der durchschnittliche Stromverbrauch von Elektrofahrzeugen zu skalieren ist.

Der Stromverbrauch privater Haushalte für das Jahr 2020 wird folglich abgeschätzt, indem

das Standardlastprofil H0 um 8% verringert und der entsprechend skalierte mittlere Tagesverbrauch von Elektroautos hinzuaddiert wird. Damit ergeben sich unter der Parameterisierung für das Szenario 2020 die in Tabelle 4.14 dargestellten Verbrauchscharakteristika.

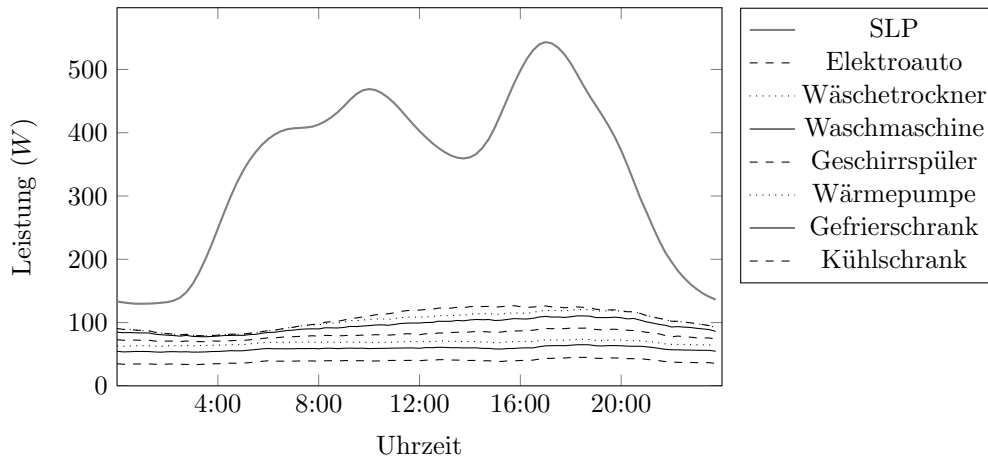


Abbildung 4.19: Anteiliger Stromverbrauch der Haushaltsgeräte am durchschnittlichen Verbrauch von privaten Haushalten im Szenario 2020

Bei der gegebenen Parameterisierung der Effizienzsteigerung ergibt sich insgesamt trotz Integration der Elektroautos als neue Verbraucherklasse eine Reduktion des Stromverbrauchs aller steuerbaren Geräte von 1064.60 kWh auf 924.57 kWh. Elektroautos stellen zwar nach der Wärmepumpe den zweitgrößten Stromverbraucher dar, aufgrund ihres geringen Durchdringungsgrades von etwa 0.02% schlägt sich der zusätzliche Verbrauch aber kaum merklich auf den Gesamtstromverbrauch von privaten Haushalten nieder.

Der nach Durchdringungsgraden skalierte Tagesverbrauch ist für das Szenario 2020 in Abbildung 4.19 dargestellt. Bedingt durch die generelle Effizienzsteigerung hat sich der Tagesspitzenverbrauch reduziert. Der zusätzliche Mehrverbrauch durch Elektroautos führt sogar zu einer minimalen Vergleichmäßigung des Tageslastgangs. Die Ladeenergie wird hauptsächlich in den Nachmittagsstunden benötigt (vgl. Abbildung 4.12), also zwischen dem Mittags- und Abendpeak.

Kapitel 5

Lastverschiebungen

Basierend auf den im vorangegangenen Kapitel entworfenen Gerätemodellen können nun Lastverschiebungen modelliert werden. Der Effekt der Lastverschiebung muss gemäß der Formalisierung in Abschnitt 3.2 in Form von Delta- und Fehlerprognosen zu jedem Zeitpunkt aus einem Planungshorizont prognostiziert werden. Die hier entwickelten Lastverschiebungsstrategien und Prognosemodelle sind dabei als Vorschlag zu verstehen. Neben diesen einfachen Strategien sind auch viele weitere Strategien denkbar, die über das formalisierte Beschreibungsmodell abgebildet werden können.

In diesem Kapitel werden insgesamt drei Lastverschiebungsstrategien entwickelt:

forced-start Erzwingt den Betriebsstart eines Geräts.

forced-interrupt Unterbricht den Betrieb eines Geräts.

forced-statechange Führt einen Zustandswechsel des Geräts herbei.

Um die zu erwartenden Lastverschiebungen dieser Strategien zu abzuschätzen, wird zunächst ein allgemeines Prognosemodell basierend auf der exponentiellen Glättung entworfen. Grundlage für das Prognosemodell sind Lastverschiebungszeitreihen, die die Gerätecontroller fortlaufend berechnen. Die Funktionsweise der Lastverschiebungsstrategien und die Berechnung der Lastverschiebungszeitreihen wird im Anschluss anhand von Beispielgeräten erläutert. In simulativen Untersuchungen werden die Prognosemodelle anschließend unter realistisch parameterisierten Gerätemodellen validiert und das zeitliche Verhalten der Lastverschiebungen analysiert.

5.1 Prognosemodell

Das Ziel des Prognosemodells ist die Errechnung der in Definition 7 und 8 erläuterten Delta- und Fehlerprognosen. Dabei müssen externe Faktoren, die das Stromverbrauchsverhalten von Haushaltsgeräten beeinflussen, berücksichtigt werden. Die Ursachen von externen Einflüssen in den Geräteprozess sind vielfältig. Für einige Faktoren sind Informationen verfügbar, die für die Prognosen herangezogen werden können. Der thermische Bedarf kann beispielsweise über eine Wetterprognose gut abgeschätzt und somit auch eine Prognose für den elektrischen Energiebedarf einer Wärmepumpe erstellt werden. Im Allgemeinen stehen jedoch nicht für alle Einflussfaktoren Informationen in derselben Güte zur Verfügung. Insbesondere können keine Daten erhoben werden, die die Prognose von menschlichen Interaktionen erlauben.

Das hier gewählte Prognosemodell basiert deshalb auf historischen Daten. Der Vorteil dieser Herangehensweise ist, dass keine zusätzlichen Informationen benötigt werden. Um aus früheren Werten eine Prognose zu erstellen, können Methoden aus der Zeitreihenanalyse herangezogen werden. Für die gegebene Problemstellung eignen sich Methoden des gleitenden Durchschnitts, die den Mittelwert aus vergangenen Werten als Prognose verwenden. Eine Spezialform des gleitenden Durchschnitts ist die exponentielle Glättung:

$$y^j = \alpha y' + (1 - \alpha)y^{j-1} \quad (5.1)$$

Die Prognose y^j wird dabei aus der Summe der mit α bzw. $1 - \alpha$ skalierten aktuellen Ausprägungen y' und der vorhergehenden Prognose y^{j-1} gebildet. Der Einfluss vergangener Werte reduziert sich aufgrund der Rekursion exponentiell. Der Vorteil der exponentiellen Glättung gegenüber dem gleitenden Durchschnitt liegt im Rechen- und Speicheraufwand. Während beim gleitenden Durchschnitt eine Menge an vergangenen Werten gepflegt und bei jedem neu anfallenden Wert der Mittelwert gebildet werden muss, benötigt die exponentielle Glättung nur die vorhergehende Prognose, um bei einem neu anfallenden Wert eine Aktualisierung durchführen zu können.

Mittels einer exponentiellen Glättung kann die Deltaprognose einer Lastverschiebungsstrategie erstellt werden. Der Controller schätzt dazu zu jedem Zeitpunkt t ab, welche zeitliche Ausprägung D'_t eine Lastverschiebung besitzen würde. Durch die Verschränkung dieser Zeitreihe D'_t mittels der exponentiellen Glättung errechnet sich die Deltaprognose.

Definition 7 (Berechnung der Deltaprognose) Die Deltaprognose D_t^j für den Zeitpunkt t errechnet sich über eine exponentielle Glättung fortlaufend berechneter Lastverschiebungszeitreihen D'_t .

$$D_{t,i}^j = \begin{cases} \alpha D'_{t,i} + (1 - \alpha)D_{t,i}^{j-1} & , \text{ falls } i < |D'_t| \wedge i < |D_t^{j-1}| \\ \alpha D'_{t,i} + 0 & , \text{ falls } i < |D'_t| \\ 0 + (1 - \alpha)D_{t,i}^{j-1} & , \text{ falls } i < |D_t^{j-1}| \end{cases}$$

Die Fallunterscheidungen regeln dabei das Verhalten bei Zeitreihen mit unterschiedlicher Anzahl an Elementen. Ist die aktuelle Lastverschiebungszeitreihe D'_t länger, wird 0 für die vorhergehende Prognose ergänzt. Analog wird 0 für die Lastverschiebungszeitreihe ergänzt, sollte diese kürzer sein. Diese Regelung führt zu einer Verlängerung der Deltaprognosen; analog muss eine Regelung für die Verkürzung von Deltaprognosen geschaffen werden. Dazu wird ein Schwellenwert für die Elemente der Prognose eingeführt. Die letzten k Elemente der Prognose, die diesen Wert unterschreiten, werden aus der Zeitreihe entfernt.

Die Ausprägungen von Lastverschiebungen hängen von externen Faktoren wie dem Benutzerverhalten ab und unterliegen damit Abweichungen. Diese Abweichungen sind in Form der Fehlerprognose gemäß dem Beschreibungsmodell ebenfalls abzuschätzen. Da die exponentielle Glättung ein Abschätzer für den Mittelwert einer Zeitreihe ist, kann der Fehler über die Standardabweichung σ bzw. Varianz σ^2 beschrieben werden. Bei einer diskreten Zeitreihe x mit dem Mittelwert μ ist die Varianz wie folgt definiert:

$$\sigma^2 = \sum_i^n (x_i - \mu)^2 \quad (5.2)$$

Da die Prognose über die exponentielle Glättung bereits den Mittelwert abschätzt, kann μ substituiert werden. Als Abschätzung für die Summe kann ebenfalls die exponentielle Glättung eingesetzt werden. Insgesamt ergibt sich die folgende Abschätzung var^j für die Varianz:

$$var^j = \alpha(y' - y^j)^2 + (1 - \alpha)var^{j-1} \quad (5.3)$$

Mit dieser Formel lässt sich analog zur Deltaprognose D_t^j die Fehlerprognose E_t^j errechnen.

Definition 8 (Berechnung der Fehlerprognose) Die Fehlerprognose E_t^j schätzt die Abweichungen von der Deltaprognose D_t^j zum Zeitpunkt t ab.

$$E_{t,i}^j = \begin{cases} \alpha(D'_{t,i} - D_{t,i}^j)^2 + (1 - \alpha)E_{t,i}^{j-1} & , \text{ falls } i < |D'_t| \wedge i < |D_t^{j-1}| \\ \alpha(D'_{t,i} - D_{t,i}^j)^2 + 0 & , \text{ falls } i < |D'_t| \\ \alpha(0 - D_{t,i}^j)^2 + (1 - \alpha)E_{t,i}^{j-1} & , \text{ falls } i < |D_t^{j-1}| \end{cases}$$

Bei einer unterschiedlichen Anzahl an Elementen werden die jeweiligen Zeitreihen analog zur Deltaprognose ergänzt. Bei Verkürzungen der Deltaprognose aufgrund von Unterschreitungen des Schwellenwerts werden die entsprechenden Elemente auch von der Fehlerprognose entfernt, so dass beide Zeitreihen dieselbe Länge aufweisen.

Das Prognosemodell verfügt insgesamt über zwei Parameter. Während α den Anteil vergangener Lastverschiebungszeitreihen reguliert, bestimmt der Schwellenwert ϵ die Energiemenge, ab der Lastverschiebungseffekte ignoriert werden. Die Adaptionfähigkeit des Prognosemodells hängt maßgeblich von der Wahl von α ab. Bei Werten nahe 1 berücksichtigt die Prognose nur wenige vergangene Werte und reagiert spontan, bei Werten nahe 0 fließen viele vergangene Werte in die Prognose ein, wodurch sich ein träges Prognoseverhalten einstellt. Eine Untersuchung der Auswirkung des Prognoseverhaltens auf das Gesamtsystem wird hier nicht angestellt. Im Folgenden wird für α der Wert 0.1 angenommen, bei dem sich eine Halbwertszeit der Lastverschiebungszeitreihen von etwa einer Woche einstellt, was im Kontext von Haushaltsgeräten sinnvoll erscheint. Der Schwellenwert ϵ beträgt 0.5 Wh.

Mit dieser Parameterisierung wird das Prognosemodell zur Vorhersage der Lastverschiebungseffekte aller der im Folgenden erläuterten Lastverschiebungsstrategien eingesetzt.

5.2 forced-start

Wie bei der Modellierung von programmbasierten Geräten beschrieben, kann die Startzeit über eine Zeitschaltuhr flexibilisiert werden. Für die Lastverschiebungsstrategie *forced-start* wird angenommen, dass der Benutzer über die Zeitschaltuhr die maximale Zeitspanne angibt, mit der die Aktivierung des Geräts verzögert werden kann. Im Normalfall beginnt das Gerät mit der Durchführung seiner Aufgabe (wie z.B. einem Waschvorgang) zum letztmöglichen Zeitpunkt. Über einen entsprechenden Eintrag in einem Fahrplan kann das Gerät jedoch zu einem früheren Start gezwungen werden. Zu bemerken ist, dass *forced-start* Aktionen nur im aktivierten Zustand des Geräts behandelt werden. Die Lastverschiebungsaktion wird also nur auf einer „best-effort“ Basis durchgeführt.

Die *forced-start* Aktion wird anhand eines einfachen Beispielgeräts verdeutlicht. Jeder Betriebszyklus des Beispielgeräts nimmt konstant 100 W Leistung über einen Zeitraum von 30 Minuten auf. Weiterhin sei angenommen, dass der Benutzer bei jeder Aktivierung des Geräts eine konstante Startzeitverzögerung t_d von 60 Minuten wählt. Somit ergibt sich relativ zum

Aktivierungszeitpunkt das in Abbildung 5.1(a) dargestellte Stromverbrauchsprofil. Die Benutzungswahrscheinlichkeit ist nach Abbildung 5.1(b) mit einer Standardabweichung von 120 Minuten normalverteilt gewählt, wobei die Benutzung um 12:00 Uhr am wahrscheinlichsten ist.

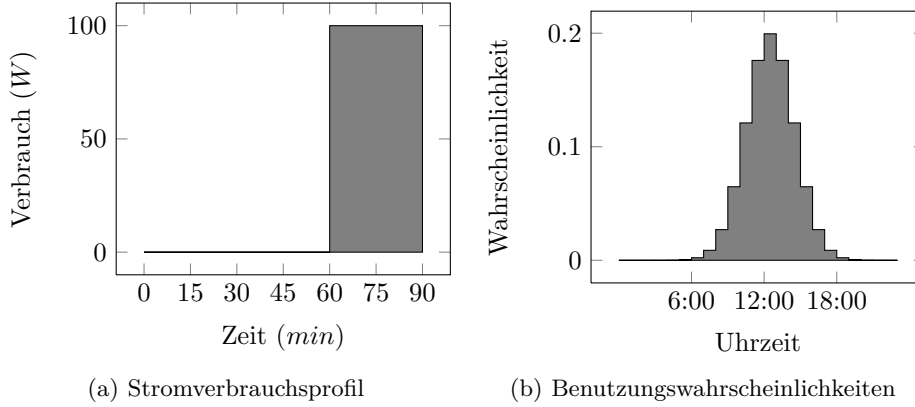


Abbildung 5.1: Beschreibungsdaten für ein exemplarisches Gerät

Ist innerhalb der Startzeitverzögerung t_d laut Fahrplan zum Zeitpunkt t eine *forced-start* Aktion durchzuführen, startet der Gerätecontroller das Gerät zum Zeitpunkt t und zieht somit den Stromverbrauch vor. Relativ zum ungesteuerten Verhalten ergibt sich also eine Lastverschiebung. Abbildung 5.2(a) stellt beispielhaft eine Situation dar, in der das Gerät zum Zeitpunkt $t_a = 12:00$ Uhr mit der Startzeitverzögerung $t_d = 60$ min aktiviert wurde. Zum Zeitpunkt $t = 12:15$ Uhr ist laut Fahrplan die *forced-start* Aktion durchzuführen, wodurch der Start des Geräts um 45 Minuten vorgezogen wird. Relativ zum unmodifizierten Verbrauchsverhalten entsteht durch diese Lastverschiebungsaktion ab 12:15 für 30 Minuten eine Lastzunahme um 100 W, gefolgt von der 30 minütigen Lastabnahme nach 45 Minuten um ebenfalls 100 W. In Form einer Zeitreihe lässt sich diese Verbrauchsänderung wie in Abbildung 5.2(b) darstellen.

Die Effekte der *forced-start* Aktion müssen von den Gerätecontrollern zu jedem Zeitpunkt $t \in H$ aus dem Planungshorizont berechnet werden, damit über das Prognosemodell die Delta- und die Fehlerprognose aufgestellt werden können. Offensichtlich sind Lastverschiebungen über die *forced-start* Aktion nur durchführbar, sofern das Gerät aktiviert wurde. In diesem Fall stehen dem Controller folgende Daten zur Berechnung des Lastverschiebungseffekts zur Verfügung:

- Aktivierungszeitpunkt t_a
- Verzögerungszeitspanne t_d
- Gewähltes Programm p

Ohne einen Steuerungseingriff startet das Gerät nach Verstreichen der Verzögerungszeitspanne zum Zeitpunkt $t_a + t_d$. Durch einen Steuerungseingriff kann der Stromverbrauch zu jedem Zeitpunkt t aus dem Planungshorizont H innerhalb des Intervalls $[t_a; t_d]$ vorgezogen werden. Folglich sind alle Deltaprognosen D_t mit $t_a \leq t < t_a + t_d$ zu aktualisieren.

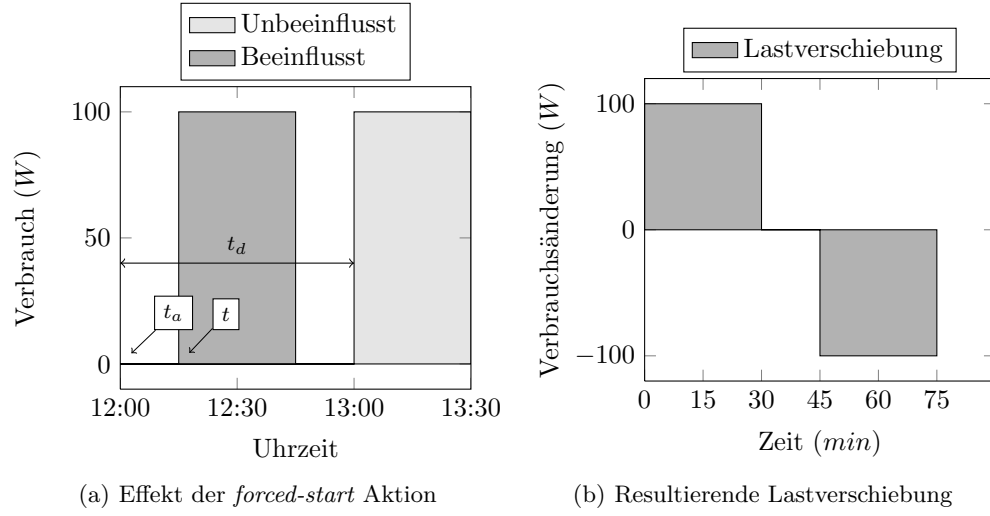


Abbildung 5.2: Lastverschiebung durch die *forced-start* Aktion

Das vorzeitige Starten des Geräts zum Zeitpunkt t bewirkt, dass der Stromverbrauch des Programms p vom Zeitpunkt $t_a + t_d$ zum Zeitpunkt t vorgezogen wird. Die Lastverschiebung D'_t ergibt sich also, indem der Verbrauch von p ab dem Zeitpunkt t addiert und ab dem Zeitpunkt $t_a + t_d$ subtrahiert wird.

$$D'_t = (p_0, \dots, p_n, \underbrace{0, \dots, 0}_{t_d - t}) - (\underbrace{0, \dots, 0}_{t_d - t}, p_0, \dots, p_n)$$

Da die Deltaprognosen Verbrauchsänderungen in äquidistanten Intervallen beschreiben, muss an dieser Stelle die Deltazeitreihe D'_t in diesen Abtastbereich überführt werden. Nach den Definitionen 7 bzw. 8 können die Delta- bzw. Fehlerprognosen D_t und E_t mit der Lastverschiebungszeitreihe D'_t aktualisiert werden.

Mit dem bisher beschriebenen Verfahren lassen sich die Prognosen während des Aktivierungsfensters des Geräts aktualisieren. Offen ist, wie mit den Prognosen außerhalb dieses Fensters zu verfahren ist. Da das Gerät während dieser Zeitpunkte nicht aktiviert ist, können auch keine Lastverschiebungen durchgeführt werden. Demzufolge ergibt sich für alle Zeitpunkte $t \in H | t \notin [t_a; t_d]$ eine leere Deltazeitreihe $D'_t = ()$, mit der die Prognosen zu aktualisieren sind.

Abbildung 5.3 zeigt die Entwicklung der Delta- und Fehlerprognosen D bzw. E zum Zeitpunkt 12:00 Uhr über einen Zeitraum von 50 Tagen. In Abbildung 5.3(a) ist dabei die über das obige Verfahren berechnete Lastverschiebungszeitreihe D' dargestellt. Diese wird über die exponentielle Glättung in die Deltaprognose D überführt (vgl. Abbildung 5.3(b)). Ist das Gerät an aneinander folgenden Tagen jeweils zum Zeitpunkt 12:00 Uhr aktiviert, d.h. eine Lastverschiebung ist durchführbar, nimmt die Deltaprognose zu. Ist das Gerät über einige Tage zu anderen Zeitpunkten durch den Benutzer aktiviert worden, reduziert sich die Deltaprognose. Abbildung 5.3(c) zeigt der Vollständigkeit halber die Entwicklung der Fehlerprognose. Diese berechnet sich aus der quadrierten Differenz der Lastverschiebungszeitreihe und der jeweilig aktuellen Deltaprognose. Aus Gründen der Darstellung zeigt die Abbildung jedoch nicht die tatsächlichen Werte der Fehlerprognose sondern die Wurzel dieser. Da die Fehlerprognose die Varianz abschätzt, zeigt die Abbildung somit eine Schätzung der Standardabweichung der

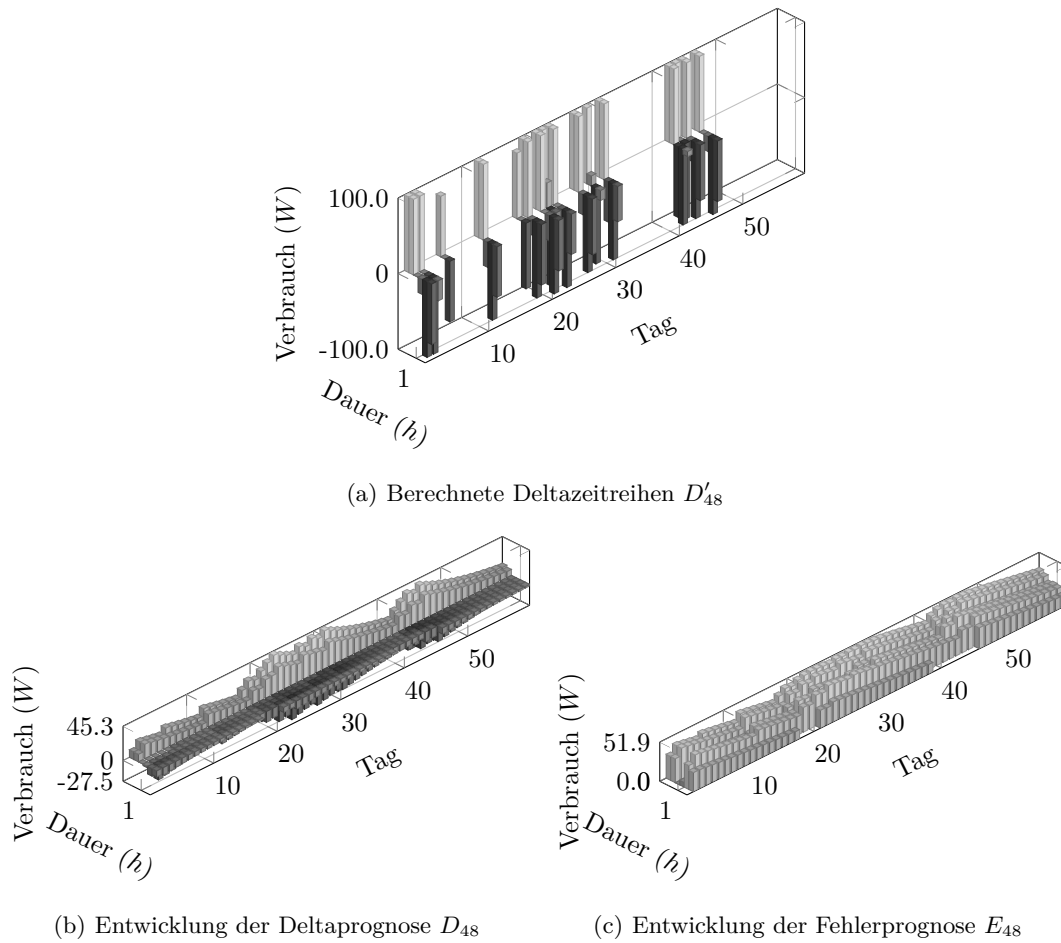


Abbildung 5.3: Zeitlicher Verlauf der Delta- und Fehlerprognosen zum Zeitpunkt 12:00 Uhr

Deltaprognose.

Dieser fortlaufende Adaptionsprozess der Delta- und Fehlerprognosen wird, wie eingangs erwähnt, für jeden Zeitpunkt des Planungshorizonts durchgeführt. Bei einem Planungshorizont von einem Tag und einer Auflösung von 15 Minuten ergeben sich insgesamt die in Abbildung 5.4 dargestellten 96 Deltaprognosen.

Entlang der Applikate (z-Achse) sind dabei die einzelnen Deltaprognosen D zu jedem Zeitpunkt aus dem Planungshorizont H dargestellt. Die Abszisse (x-Achse) spiegelt den zeitlichen Verlauf der Lastverschiebung und die Ordinate (y-Achse) die Laständerung wieder. Wie zu erkennen ist, korrelieren die Deltaprognosen mit der Benutzungswahrscheinlichkeit. Um die Mittagszeit sind demzufolge Lastverschiebungen mit den größten Volumen zu erwarten, während in den Morgen- bzw. Abendstunden keine Lastverschiebungen möglich sind. Weiterhin kann beobachtet werden, dass die Lastverschiebungsprognosen nie die theoretischen 100 W erreichen. Durch die exponentielle Glättung nähern sich die Prognosen dem Erwartungswert der Lastverschiebung an, der bedingt durch die Nutzungswahrscheinlichkeit geringer als das theoretische Maximum ausfällt.

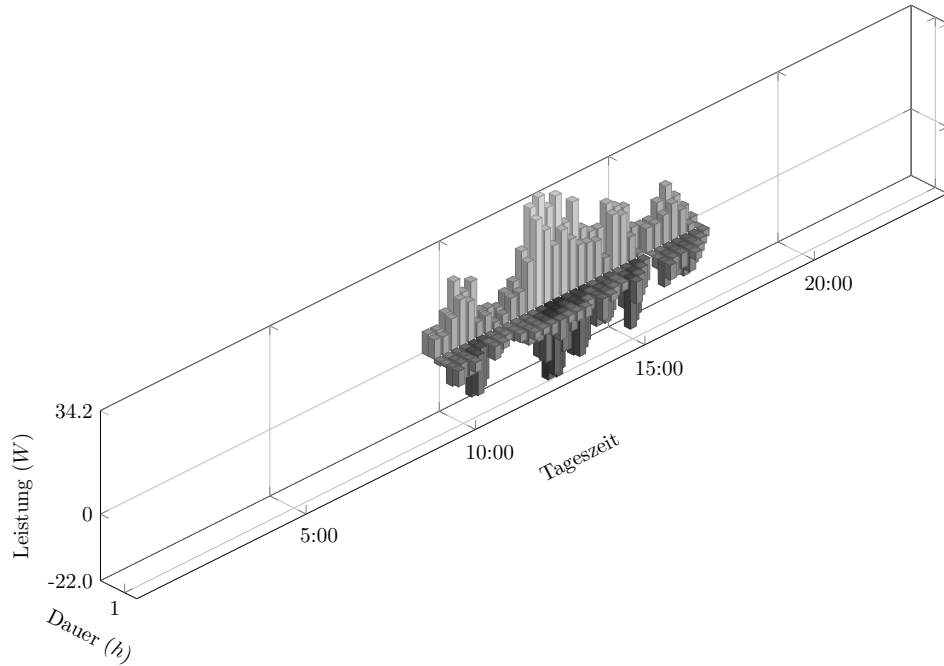


Abbildung 5.4: Resultierende Deltaprognose für die *forced-start* Lastverschiebungsaktion

5.3 *forced-interrupt*

Zur Realisierung von Lastverschiebungen bei Verbrauchern mit unterbrechbarem Betrieb wurde die *forced-interrupt* Strategie entwickelt. Soll laut Fahrplan die Aktion zum Zeitpunkt t ausgeführt werden, unterbricht der Controller eines solchen Verbrauchers den Betrieb für eine definierte Zeitspanne t_i . Wie die *forced-start* Aktion ist auch die *forced-interrupt* Aktion opportunistisch und kann nur während des Betriebs des Geräts ausgeführt werden.

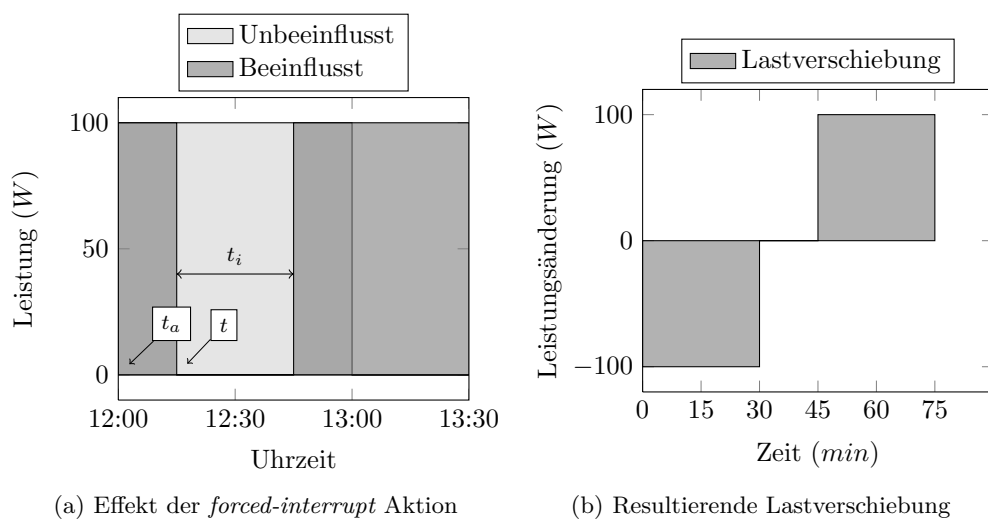


Abbildung 5.5: Lastverschiebung durch die *forced-interrupt* Aktion

Zur Verdeutlichung der Aktion sowie der Errechnung der Lastverschiebungszeitreihe findet wieder ein Beispielgerät Verwendung. Ein Betriebszyklus dieses Geräts nimmt über den Zeitraum von einer Stunde eine Leistung von 100 W konstant auf. Die Aktivierung folgt derselben Wahrscheinlichkeit des Beispielgeräts aus dem vorhergehenden Abschnitt (vgl. Abbildung 5.1(b)). In der in Abbildung 5.5(a) dargestellten Situation ist das Gerät um 12:00 Uhr aktiviert worden. Im unmodifizierten Fall endet der Betrieb nach einer Stunde um 13:00 Uhr. Durch eine Unterbrechung des Betriebs um 12:15 Uhr mit einer Unterbrechungsdauer t_i von 30 Minuten stellt sich relativ zum unmodifizierten Fall für 30 Minuten eine Verbrauchsreduktion um 100 W ein. Durch die Unterbrechung endet der Betrieb im modifizierten Fall erst um 13:30 Uhr, woraus ab 13:00 Uhr eine Verbrauchszunahme für ebenfalls 30 Minuten resultiert (vgl. Abbildung 5.5(b)).

Um die Lastverschiebungszeitreihe der *forced-interrupt* Aktion zu errechnen, muss das Stromverbrauchsprofil eines Zyklus bekannt sein. Dem Controller stehen folgende Daten zur Errechnung der Deltazeitreihen zur Verfügung:

- Aktivierungszeitpunkt t_a
- Unterbrechungszeitspanne t_i
- Aktueller Stromverbrauch zum Zeitpunkt P_t

Mit diesen Informationen können die Lastverschiebungszeitreihen aller Zeitpunkte t' von Beginn des Betriebs t_a bis zum aktuellen Zeitpunkt t aktualisiert werden. Das aktuelle Stromverbrauchsprofil ist dabei um die Unterbrechungszeit t_i versetzt von sich selbst zu subtrahieren. Über die folgende Berechnungsvorschrift kann die Aktualisierung der Lastverschiebungszeitreihen fortlaufend erfolgen:

$$\begin{aligned} D'_{t',t-t'+t_i} &= P_t \\ D'_{t',t-t'} &= -P_t \end{aligned} \quad \text{mit } t' \in H \wedge t_a \leq t' \leq t$$

Nachdem ein Betriebszyklus endet, sind alle Lastverschiebungszeitreihen D'_t vollständig berechnet. Entspricht die zeitliche Auflösung der errechneten Lastverschiebungszeitreihen nicht der des Planungshorizonts, ist der Abtastbereich der Zeitreihen anzupassen, damit die Delta- und Fehlerprognosen über die exponentielle Glättung aktualisiert werden können.

Die *forced-interrupt* Aktion unterscheidet sich in ihrem Lastverschiebungsprofil deutlich von der *forced-start* Aktion. Abbildung 5.6 zeigt die Berechnungsergebnisse für die Deltazeitreihe zum Zeitpunkt 12:00 Uhr und die Entwicklung der entsprechenden Delta- bzw. Fehlerprognose über einen Zeitraum von 50 Tagen. Während die *forced-start* Aktion Last vorzieht und damit zum Aktionszeitpunkt eine Lastzunahme bewirkt, verhält sich die *forced-interrupt* Aktion invers und lässt durch die Betriebsunterbrechung eine Lastabnahme entstehen.

Die *forced-interrupt* Aktion findet bei der Realisierung von Lastverschiebungen während des Ladeprozesses eines Elektroautos eine Anwendung.

5.4 *forced-statechange*

Die *forced-statechange* Lastverschiebungsaktion ermöglicht den Eingriff in den Betrieb von Geräten auf Basis eines Zweipunktreglers. Dabei werden Geräte im inaktiven Zustand vorzeitig gestartet, wodurch sich die Zeitpunkte der späteren aktiven Phasen verschieben. Um

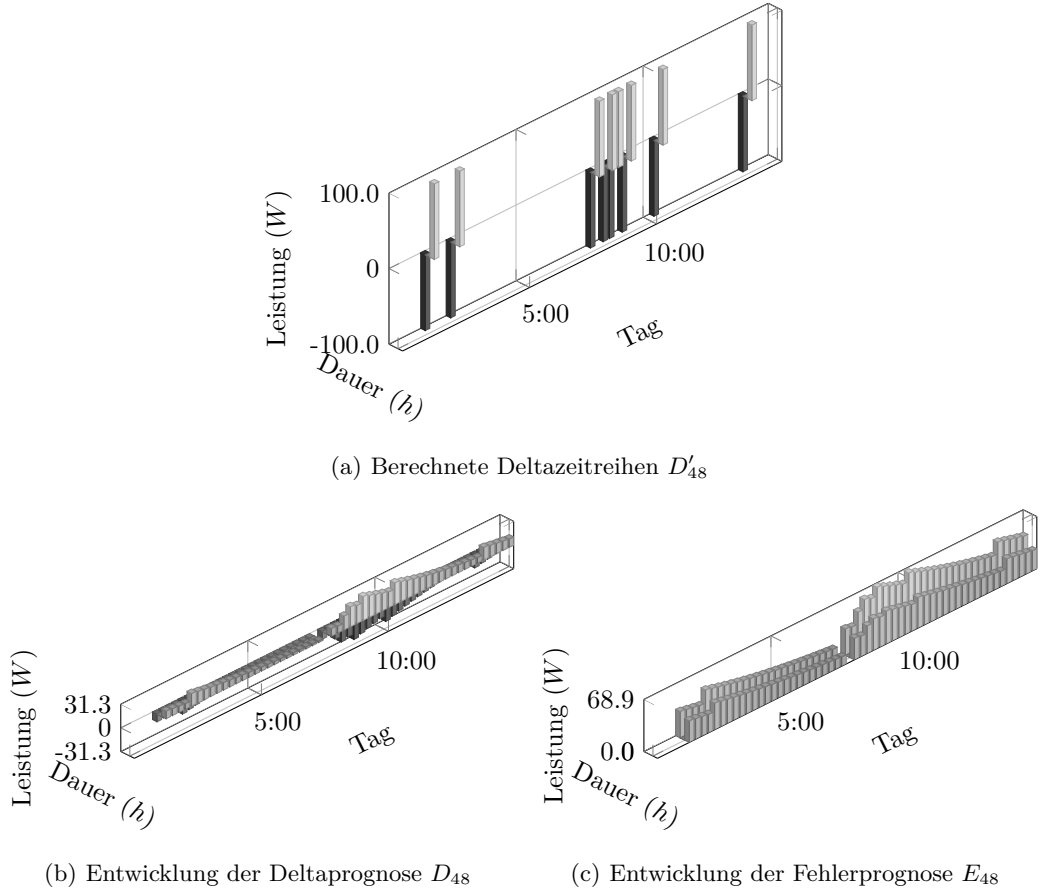


Abbildung 5.6: Zeitlicher Verlauf der Delta- und Fehlerprognosen zum Zeitpunkt 12:00 Uhr

den Effekt eines solchen Eingriffs in Form von Lastverschiebungszeitreihen zu beschreiben, müssen Informationen über den zugrunde liegenden Regelungsprozess erfasst werden, was die Realisierung im Vergleich zu den vorhergehenden Prognoseverfahren erschwert. Da der Betrieb dieser Geräte außerdem nur indirekt durch den Benutzer beeinflusst wird, können bei einer direkten Ansteuerung Synchronisationseffekte eintreten, die es zusätzlich zu vermeiden gilt.

Der Regelungsprozess der hier betrachteten Geräte basiert im wesentlichen auf einer Hysterese. Ein Kühlvorgang ist ein Prozess, bei dem eine Stellgröße wie beispielsweise die Stromversorgung des Kühlaggregats in Abhängigkeit einer Eingangsgröße, wie etwa der Innentemperatur, gesetzt wird. Zweipunktregler setzen die Stellgröße je nachdem, ob die Eingangsgröße einen Schwellenwert über- bzw. unterschreitet.

Im Folgenden soll anhand eines einfachen Zweipunktreglers mit zugrunde liegendem exponentiellen Aufwärmprozess die Funktionsweise dieser Geräte sowie Eingriffsmöglichkeiten mit dem Zweck einer Lastverschiebung verdeutlicht werden. Der Aufwärmprozess ist durch die folgende Differenzengleichung gegeben:

$$T_{i+1} = T_i \cdot \eta + w - q \cdot c \quad (5.4)$$

Die Temperatur des Folgezeitschritts T_{i+1} ergibt sich dabei aus der aktuellen Temperatur

T_i mit dem dämpfenden Exponentialfaktor η und den beiden Aufwärm- w bzw. Abkühlungssummanden $q \cdot c$, wobei q der aufgenommenen Energie entspricht. Der Zweipunktregler regelt das Kühlaggregat (also die aufgenommene Energie q) wie folgt:

$$q = \begin{cases} q_{max} & , \text{ falls } T_i \geq T_{max} \\ 0 & , \text{ falls } T_i \leq T_{min} \end{cases} \quad (5.5)$$

Über die Schwellenwerte T_{min} und T_{max} ist die Hystere realisiert. Unterschreitet die Temperatur T_i den unteren Schwellenwert T_{min} , wechselt der Zweipunktregler in den Zustand *aktiv* bis die Temperatur den oberen Schwellenwert T_{max} überschreitet. Im aktiven Zustand wird dem Kühlaggregat q_{max} Energie zugeführt, wodurch sich die Temperatur reduziert. Abbildung 5.7 stellt den Strom- und Temperaturverlauf eines Zweipunktreglers bei $w = 0.1$, $c = 0.04$ und $q_{max} = 10$ dar.

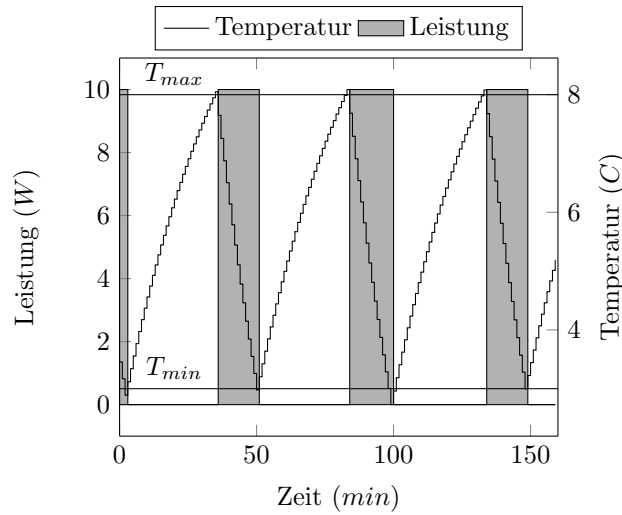


Abbildung 5.7: Zweipunktregelung mit exponentiellem Aufwärmprozess

Ein Zweipunktregler verfügt, wie der Name bereits andeutet, nur über zwei Zustände, *aktiv* bzw. *inaktiv*, in denen sich der Regler jeweils für gewisse Zeitspannen befindet. Strom wird dabei nur im *aktiven* Zustand verbraucht. Durch einen einfachen Eingriff in den Regelkreis des Zweipunktreglers kann eine Änderung des Stromverhaltens bewirkt werden.

Lastverschiebungen können initiiert werden, in dem das Gerät vorzeitig in den Zustand *aktiv* gesetzt wird. Abbildung 5.8(a) verdeutlicht den Effekt einer erzwungenen Kühlphase auf den Stromverbrauch des obigen exemplarischen Zweipunktreglers. Zum Zeitpunkt 40 wird das Kühlaggregat vorzeitig aktiviert. Die dadurch entstehende kurze Kühlphase verschiebt die ursprünglichen Kühlphasen. Betrachtet man die Differenz zwischen beeinflusstem und unbeeinflusstem Stromverbrauch ergibt sich die in Abbildung 5.8(b) dargestellte Lastverschiebung. Relativ zum unbeeinflussten Verhalten bewirkt eine vorzeitige Aktivierung des Kühlaggregats also eine kurzfristige Lastzunahme gefolgt von einer Lastabnahme, die durch die Verlagerung der ursprünglichen Kühlphasen entstanden ist.

Allerdings ist in Abbildung 5.10 ebenfalls zu erkennen, dass auch alle weiteren Kühlphasen von dieser Verschiebung betroffen sind. Auch wenn der Eingriff in den Regelkreis und die sich einstellende Phasenverschiebung keine Auswirkungen auf den Betrieb eines einzelnen

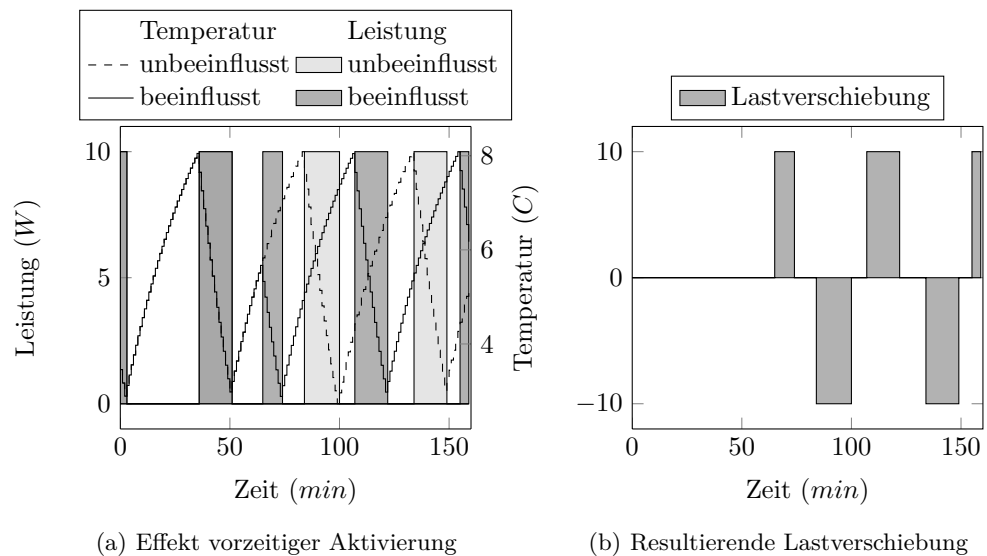


Abbildung 5.8: Lastverschiebungen über vorzeitige Aktivierung eines Zweipunktreglers

Geräts haben, entsteht jedoch bei der Betrachtung einer größeren Anzahl von Geräten ein unerwünschter Effekt.

Abbildung 5.9 stellt den unbeeinflussten und beeinflussten Stromverbrauch von insgesamt 500 der oben genannten Modellgeräte gegenüber, welche - ausgenommen Startzustand und -temperatur - über eine identische Parameterisierung verfügen. Startzustand und -temperatur sind zufällig verwechselt.

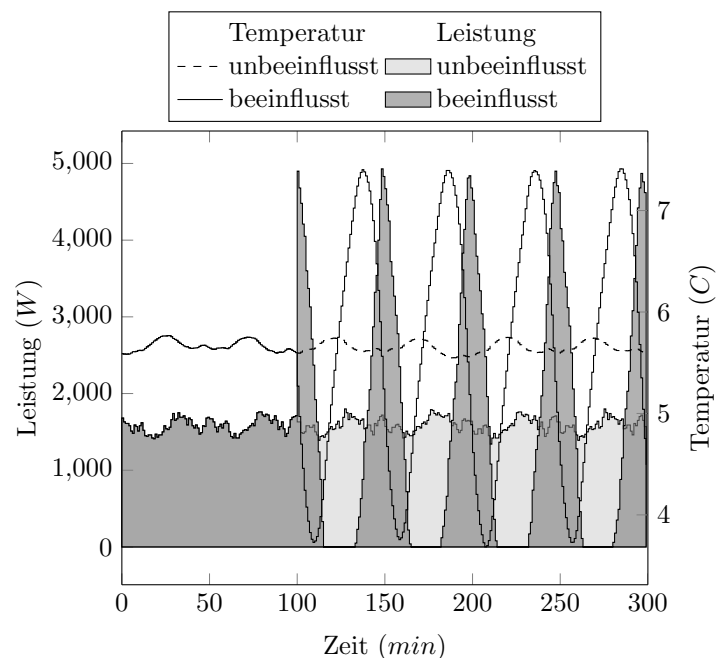
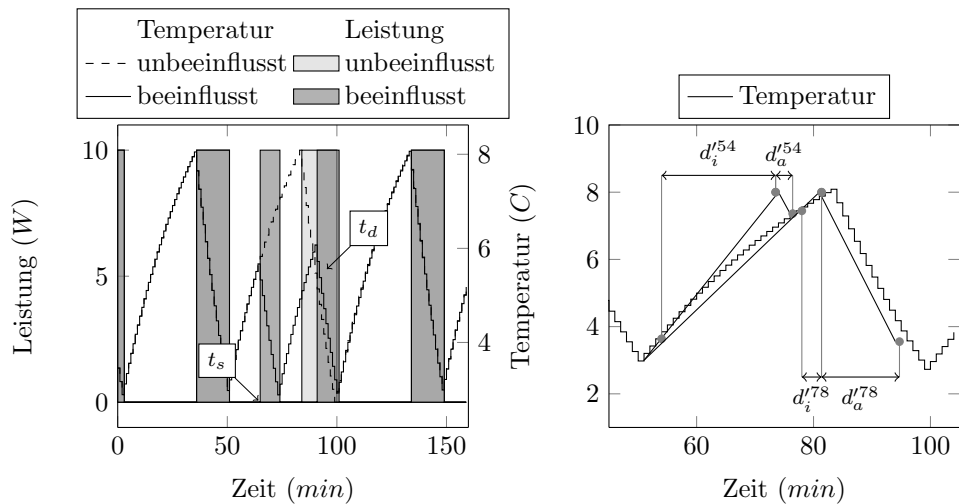


Abbildung 5.9: Stromverbrauchszosillation nach Steuerungseingriff

Im unbeeinflussten Fall ist aufgrund der gleichmäßigen Verteilung von Innentemperaturen und Gerätezuständen ein relativ konstanter Stromverbrauch bei ebenfalls konstanter mittlerer Temperatur zu erkennen. Durch die erzwungene Aktivierung des Kühlvorgangs synchronisieren sich die Innentemperaturen, so dass sich ab Zeitpunkt 120 alle Geräte in der Aufwärmphase befinden und keine Energie verbrauchen. Aufgrund ähnlicher - in diesem Modell sogar identischer - Aufwärmgeschwindigkeiten wechseln die Geräte auch annähernd zum selben Zeitpunkt (hier etwa ab Zeitpunkt 150) in die Kühlphase. Danach wiederholt sich der Vorgang und es stellen sich Temperatur- und Stromverbrauchsoszillationen ein. Der modellierte Aufwärmprozess unterliegt keiner Dämpfung bspw. in Form von externen Einflüssen, weshalb sich die Oszillation unendlich lange fortsetzen kann. Durch die Dämpfungen externer Einflüsse ist zwar eine natürliche Reduktion der Oszillationen zu erwarten; dennoch muss sichergestellt werden, dass der Eingriff in den Regelkreis das Stromverhaltensverhalten eines Gerätsverbunds nicht nachhaltig beeinflusst.

5.4.1 Desynchronisationsstrategie

Da Steuerungseingriffe das Stromverhaltensverhalten nur kurzfristig beeinflussen dürfen, schon allein zwecks Wiederholungen des Eingriffs, sind solche nachhaltigen Effekte zu vermeiden. Nach einem Eingriff in das Verhalten von Geräten mit Zweipunktreglern muss also eine Zustandsdesynchronisation stattfinden, um das ursprüngliche Stromverhaltensverhalten wiederherzustellen. Diese Problematik wurde intensiv in [Hin08] anhand von Kühlgeräten untersucht und verschiedene Dämpfungsstrategien entwickelt. Als vielversprechendste Strategie wurde dabei die Zustandswiederherstellung identifiziert. Dabei wird das Prinzip verfolgt, die durch den Eingriff entstehende Phasenverschiebung durch einen zweiten Kühlvorgang aufzuheben.



(a) Aufhebung der Phasenverschiebung über Zustandswiederherstellung (b) Abschätzung Desynchronisationszeitpunkts nach [Hin08]

Abbildung 5.10: Lastverschiebungen über vorzeitige Aktivierung eines Zweipunktreglers

Bildlich gesprochen ist dies zu erreichen, in dem der originäre Temperaturverlauf wieder hergestellt wird. Wie in Abbildung 5.10(a) dargestellt, kann das durch die Initiierung ei-

nes erneuten Kühlvorgang bei dem ersten Schnittpunkt zwischen originärer und beeinflusster Temperaturkurve erreicht werden. Aufgrund des zweiten Kühlvorgangs erreicht das Gerät zum selben Zeitpunkt wie im unbeeinflussten Fall die untere Temperaturschwelle und hat damit ab diesem Zeitpunkt wieder sein ursprüngliches Verhalten angenommen. Die Zustandswiederherstellung hebt somit die Phasenverschiebung und die daraus resultierenden Oszillationen bei größeren Gerätepopulationen auf.

Zur Berechnung des Schnittpunkts wird in [Hin08] sowohl die Dauer der vorhergegangenen Kühlphase d^a sowie der aktuellen Aufwärmphase d_w aufgezeichnet als auch die Temperatur T zum Eingriffszeitpunkt gemessen (vgl. Abbildung 5.10(b)). Über eine lineare Extrapolation vom Signalzeitpunkt t wird zunächst der Zeitspanne d'_i des Phasenwechsels von *aktiv* zu *inaktiv* abgeschätzt. Zu diesem Zeitpunkt ist die Zeitspanne d'_a zu addieren, die der Kühlprozess benötigt, um die Temperatur am Schnittpunkt zu erreichen, um schließlich den Desynchronisierungszeitpunkt t_d zu ermitteln.

Wie in Gleichung 5.6 ersichtlich ist, findet die Bestimmung von d'_i über eine Extrapolation basierend auf aktueller Temperatur sowie unterer und oberer Temperaturschwelle statt.

$$t_d = t + \underbrace{\frac{T_{max} - T_{min}}{T - T_{min}} \cdot d^i}_{d'_i} + \underbrace{\frac{T_{min} - T}{T_{min} - T_{max}} \cdot d^a}_{d'_a} \quad (5.6)$$

Da Aufwärmprozesse in der Regel kein lineares Verhalten haben, ist diese Abschätzung des Desynchronisierungszeitpunkts t_d - wie in [Hin08] bereits festgestellt wurde - fehlerbehaftet. Abbildung 5.10(b) verdeutlicht den Fehler anhand der Signalzeitpunkte 54 bzw. 78. Da die Zeitspanne zum Phasenwechsel d'_i über eine lineare Fortschreibung der Aufwärmgeschwindigkeit zum Signalzeitpunkt abgeschätzt wird, findet keine Berücksichtigung eines gedämpften Aufwärmverhaltens statt. Die Zeitspanne d'_i wird demzufolge zu kurz eingeschätzt. Wie an der zweiten Kurve zum Signalzeitpunkt 78 zu erkennen ist, reduziert sich der Fehler allerdings je näher der Signalzeitpunkt t am Phasenwechsel liegt.

Durch eine kleine Änderung an der Methode kann der Abschätzungsfehler reduziert werden. Anstatt auf die Innentemperatur bei der Abschätzung des Desynchronisationszeitpunkts zurückzugreifen, werden dabei lediglich die Dauer der aktiven Phase d_a und die der inaktiven Phase d_i , sowie die Dauer der aktuellen inaktiven Phase d'_i benötigt. Die Abschätzung des Desynchronisierungszeitpunkt reduziert sich zu:

$$t_d = t + \underbrace{\left(1 - \frac{d'_i}{d_i}\right) \cdot d_i}_{d'_i} + \underbrace{\frac{d'_i}{d_i} \cdot d_a}_{d'_a} \quad (5.7)$$

Anstatt über eine Extrapolation wie in Gleichung 5.6 erfolgt die Abschätzung der Dauer bis zum nächsten Phasenwechsel hier direkt über die gemessene Dauer der inaktiven Phase. Die Herangehensweise beruht damit nicht mehr auf Annahmen des zugrunde liegenden Prozesses und schätzt den Zeitpunkt des Phasenwechsels genauer ab. Allerdings muss die Dauer der anschließenden aktiven Phase weiterhin über eine Linearisierung abgeschätzt werden. In Abbildung 5.11 sind die mit dieser Methode abgeschätzten Zeitspannen bei einem Signal zum Zeitpunkt 54 dargestellt.

Wie die Darstellung verdeutlicht, ist dieses Abschätzungsmodell trotz reduzierter Anforderungen (Kenntnis der Innentemperatur ist nicht erforderlich) genauer. Allerdings ist ebenfalls ersichtlich, dass über eine lineare Abschätzung der Dauer der aktiven Phase weiterhin

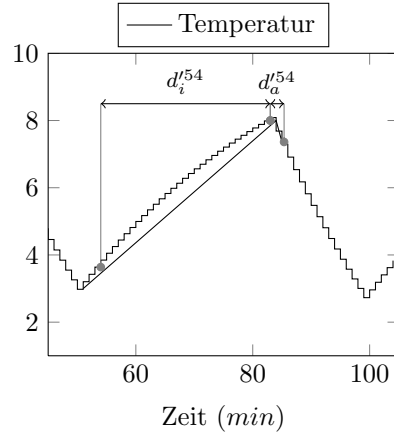


Abbildung 5.11: Modifizierte Zustandwiederherstellung

fehlerbehaftet ist. Um diesen Fehler zu minimieren, können gerätespezifische Verfeinerungen vorgenommen werden. Der folgende Abschnitt entwickelt eine Abschätzungsfunktion für die Dauer der aktiven Phase von Geräten mit thermischem Speicher.

Verfeinerung für Geräte mit thermischem Speicher

Für eine Verfeinerung des Phasenfortschritts von zweipunktgeregelten thermischen Speichern kann auf Gleichung 4.1 zurückgegriffen werden. Offensichtlich hängt der Aufwärmprozess aus dem Verhältnis zwischen Innen- und Außentemperatur und der Wärmeisolierung, als auch der thermischen Masse ab. Diese Faktoren wirken sich demnach auf die bereits bekannten Phasendauern aus, weshalb die Vermutung nahe liegt, dass sich auf Basis dieser eine bessere Prognose des thermischen Prozesses aufstellen lässt. Bei der Modellierung der Prognose ist dabei die Zielsetzung möglichst wenig Systemparameter - insbesondere keine dynamischen - zu verwenden, um die Anforderung einer technischen Umsetzung gering zu halten.

Bei Kenntnis aller Systemparameter können die Phasendauern leicht errechnet werden. Dazu wird die Differenzgleichung des thermischen Prozesses zunächst in eine zeitkontinuierliche Funktion überführt:

$$T_{i+1} = \epsilon \cdot T_i + (1 - \epsilon) \cdot \left(T^O - \eta \frac{q_i}{A} \right)$$

Wählt man eine Initialtemperatur T_0 , können die folgenden Zeitschritte durch Einsetzen errechnet werden. Im Falle von T_2 ergibt sich folgende Gleichung:

$$T_2 = \epsilon \cdot \left(\epsilon \cdot T_0 + (1 - \epsilon) \cdot \left(T^O - \eta \frac{q_i}{A} \right) \right) + (1 - \epsilon) \cdot \left(T^O - \eta \frac{q_i}{A} \right)$$

Wie man sieht, ist die Gleichung rekursiv. Durch Auflösen dieser lässt sich die Temperatur eines beliebigen Zeitschritts T_i berechnen:

$$T_i = \epsilon \cdot \left(\epsilon \cdot T_0 + (1 - \epsilon) \cdot \left(T^O - \eta \frac{q_i}{A} \right) \right) + (1 - \epsilon) \cdot \left(T^O - \eta \frac{q_i}{A} \right)$$

$$T_i = \epsilon^i \cdot T_0 + \sum_{j=0}^{i-1} \epsilon^j \cdot (1 - \epsilon) \cdot \left(T^O - \eta \frac{q_i}{A} \right)$$

Bei der Summe $\sum_{j=0}^{i-1} \epsilon^j$ handelt es sich um eine geometrische Reihe, die folgendermaßen umgeformt werden kann:

$$T_i = \epsilon^i \cdot T_0 + \frac{1 - \epsilon^i}{1 - \epsilon} \cdot (1 - \epsilon) \cdot \left(T^O - \eta \frac{q_i}{A} \right)$$

$$T_i = \epsilon^i \cdot T_0 + (1 - \epsilon^i) \cdot \left(T^O - \eta \frac{q_i}{A} \right)$$

Mit der letzten Gleichung ist die Formel gefunden, mit der sich der Temperaturverlauf (zumindest bei konstantem q_i) kontinuierlich berechnen lässt. Zur Berechnung der Kühldauer sind nun lediglich die Maximaltemperatur T_{max} als Initialtemperatur T_0 und T_{min} als Zieltemperatur, sowie die Leistung des Kühlaggregats q einzusetzen. Durch folgende Umformung kann die Kühldauer d^a errechnet werden:

$$T_{min} = T_{max} \cdot \epsilon^{d^a} + \left(T^O - \eta \frac{q}{A} \right) \cdot (1 - \epsilon^{d^a})$$

$$T_{min} = T_{max} \cdot \epsilon^{d^a} + T^O - \eta \frac{q}{A} - \epsilon^{d^a} \cdot \left(T^O - \eta \frac{q}{A} \right)$$

$$T_{min} - T^O + \eta \frac{q}{A} = T_{max} \cdot \epsilon^{d^a} - \epsilon^{d^a} \cdot \left(T^O - \eta \frac{q}{A} \right)$$

$$T_{min} - T^O + \eta \frac{q}{A} = \epsilon^{d^a} \cdot \left(T_{max} - \left(T^O - \eta \frac{q}{A} \right) \right)$$

$$\epsilon^{d^a} = \frac{T_{min} - T^O + \eta \frac{q}{A}}{T_{max} - T^O + \eta \frac{q}{A}}$$

Schließlich kann über den Logarithmus zur Basis ϵ die Kühldauer d^a bestimmt werden:

$$d^a = \log_{\epsilon} \left(\frac{T_{min} - T^O + \eta \frac{q}{A}}{T_{max} - T^O + \eta \frac{q}{A}} \right) \quad (5.8)$$

Durch Vertauschen der Temperaturen ist die Aufwärmdauer d^i auf analoge Art und Weise zu berechnen. Da das Kühlaggregat während des Aufwärmprozesses keine Energie bezieht, entfällt bei der Berechnung der Term $\eta \frac{q}{A}$:

$$d^i = \log_{\epsilon} \left(\frac{T_{max} - T^O}{T_{min} - T^O} \right)$$

Bei der Betrachtung der Gleichung fällt auf, dass ausgenommen der Außentemperatur T^O nur vergleichsweise statische Systemparameter im Logarithmus stehen. Die Kühlaggregatseffizienz η , der Energieverbrauch q und die Isolierung A , als auch Minimal- (T_{min}) und

Maximaltemperaturen (T_{max}) können im Vergleich zu ϵ , welches durch die thermische Masse beeinflusst wird, als konstant angesehen werden. Unter Kenntnis von T_{min} , T_{max} und T^O kann also der dynamische Parameter ϵ aus der Aufwärmdauer d^i folgendermaßen errechnet werden:

$$\begin{aligned} d^i &= \log_{\epsilon} \left(\frac{T_{max} - T^O}{T_{min} - T^O} \right) \\ \epsilon^{d^i} &= \left(\frac{T_{max} - T^O}{T_{min} - T^O} \right) \\ \epsilon &= \left(\frac{T_{max} - T^O}{T_{min} - T^O} \right)^{\frac{1}{d^i}} \end{aligned}$$

Problematisch ist dabei die Abhängigkeit von T^O . Dieser Parameter ist nicht bekannt und würde die Installation eines Temperatursensors erfordern. Allerdings ist mit d^a eine zweite Messung verfügbar, mit der Fehler durch falsche Außentemperaturen gut kompensiert werden können. Dazu wird das ϵ' gemäß der obigen Gleichung aus einer gemessenen Aufwärmdauer d^i bei einem festen T'^O abgeschätzt. Mit ϵ' kann nun gemäß Gleichung 5.8 eine Abschätzung für die Kühldauer ermittelt und mit der tatsächlich gemessenen Kühldauer d^a in Relation gesetzt werden:

$$s = \frac{1}{d^a} \log_{\epsilon'} \left(\frac{T_{min} - T'^O + \eta \frac{q}{A}}{T_{max} - T'^O + \eta \frac{q}{A}} \right)$$

Dadurch ergibt sich ein Korrekturfaktor s , mit dem mittels ϵ' errechnete Kühldauerabschätzungen korrigiert werden können.

Um nun die Kühldauer d'_i zu einer Aufwärmdauer von d'_a zu errechnen, wird zunächst die aktuelle Innentemperatur T' wie folgt abgeschätzt:

$$T' = T_{min} \cdot \epsilon^{d'_i} + \left(T'^O - \eta \frac{q}{A} \right) \cdot (1 - \epsilon^{d'_i})$$

Mit T' kann nun ebenfalls über Gleichung 5.8 und dem Korrekturfaktor s die Dauer einer Kühlphase abgeschätzt werden:

$$f_d(d'^i, d^i, d^a) = \log'_{\epsilon} \left(\frac{T_{min} - T'^O + \eta \frac{q}{A}}{T' - T'^O + \eta \frac{q}{A}} \right) \cdot s$$

Mit dieser Verfeinerung lässt sich eine Desynchronisation der *forced-statechange* Aktion erreichen. Abbildung 5.12 zeigt die Wirkung der Zustandswiederherstellung auf eine größere Population von Geräten mit einer Zweipunktregelung. Im Vergleich zu Abbildung 5.9 können Verbrauchssoszillationen nach dem Eingriff in die Regelung fast vollständig aufgehoben werden. Durch die Desynchronisation reduziert sich erwartungsgemäß die Lastverschiebung.

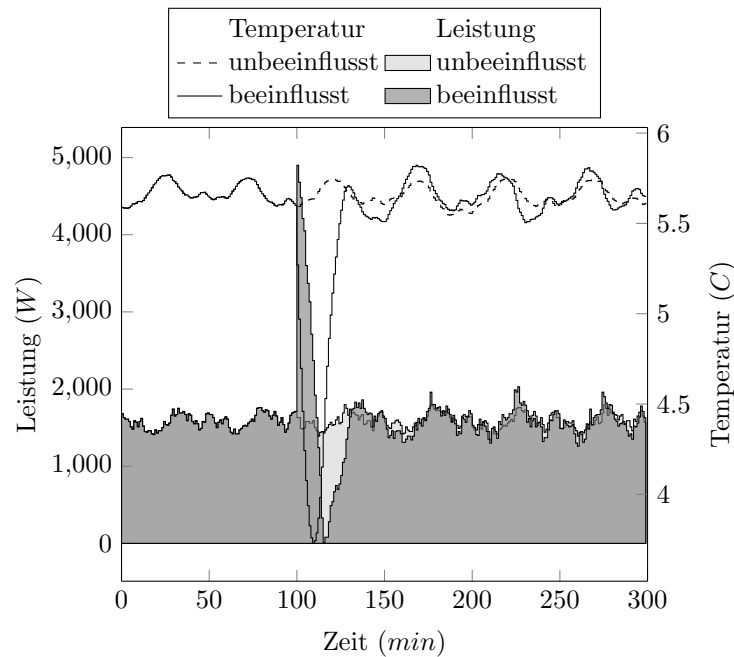


Abbildung 5.12: Steuerungseingriff mit Zustandwiederherstellung

5.4.2 Phasendauerabschätzung

Die bisherigen Überlegungen zum Eingriff in die Betriebsweise und deren Desynchronisierung basieren auf den Phasendauern, die zunächst als konstant angenommen wurden. Die Phasendauern variieren jedoch je nach Benutzung des Geräts. So richtet sich die Aktivität einer Wärmepumpe nach dem Wärmebedarf, welcher offensichtlich tageszeitlichen Schwankungen unterliegt. Um die oben genannte Annahme aufzuheben und diese Fluktuationen berücksichtigen zu können werden für jeden Zeitpunkt des Planungshorizonts H (entspricht also hier den 96 Viertelstundenintervallen eines Tages) separate Phasendauerabschätzungen aufgestellt.

Der Controller für den Laststeuerungsmechanismus muss also für alle Zeitpunkte $t \in H$ durch Überwachung des Schaltzustands des Zweipunktreglers Abschätzungen für die Phasendauern bereitstellen. Speichert man den Zeitpunkt des letzten Phasenwechsels, kann bei dem darauf folgenden die Dauer dieser Phase errechnet werden. Auf diese Weise würde die Phasenabschätzung allerdings zu langsam voranschreiten, da nur in den Zeitpunkten $t \in H$ eine Aktualisierung erfolgt, in denen auch ein Phasenwechsel stattfindet. Unter der Annahme, dass die Phasendauern einen stetigen Verlauf besitzen, lässt sich jedoch über eine lineare Interpolation auch eine Abschätzung für den Zeitraum zwischen zwei Phasenwechselzeitpunkten aufstellen.

Abbildung 5.13 zeigt einen exemplarischen Zweipunktregler mit periodisch schwankenden Aufwärm- bzw. Abkühlphasen innerhalb des Planungshorizonts H . Der untere Teil der Abbildung greift einen Zeitbereich heraus, in dem die Funktionsweise der Phasendauerabschätzung für die inaktive Phase erläutert werden soll.

Um Phasenlängen errechnen zu können, speichert der Controller die Zeitpunkte, an denen ein Phasenwechsel stattfindet. Für die Berechnung der Dauer einer inaktiven Phase wird dazu der Startzeitpunkt der inaktiven Phase t^i und der Startzeitpunkt der aktiven Phase t^a benötigt. Die Differenz $t^a - t^i$ entspricht der Dauer der aktiven Phase zum Zeitpunkt t^i .

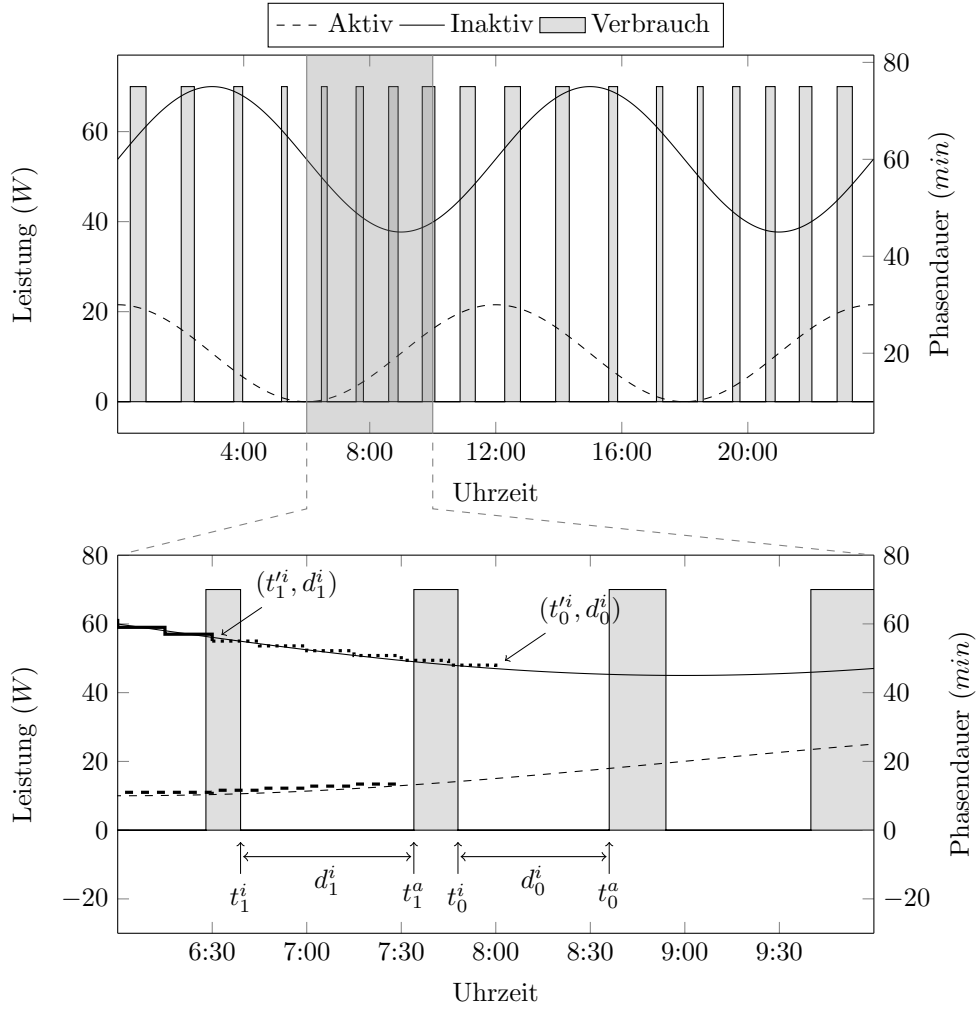


Abbildung 5.13: Phasenabschätzung

Für eine lineare Interpolation sind jedoch zwei Stützstellen notwendig, weshalb neben den aktuellen Zeitpunkten t_0^a bzw. t_0^i auch die beiden vorhergehenden Phasenwechselzeitpunkte t_1^a bzw. t_1^i zu speichern sind. Je nach Art des Phasenwechsels zu einem Zeitpunkt t aktualisiert der Controller die Zeitpunkte wie folgt:

- Aktiv $\rightarrow$ Inaktiv: $t_1^i := t_0^i$, $t_0^i := t$
- Inaktiv $\rightarrow$ Aktiv: $t_1^a := t_0^a$, $t_0^a := t$

Der untere Zeitbereich aus Abbildung 5.13 stellt eine Situation dar, in der der Phasenwechsel von aktiv zu inaktiv zum Zeitpunkt 9:00 bereits stattgefunden hat. t_0^a hat demzufolge bereits den Wert des aktuellen Zeitpunkts t angenommen, weshalb die Dauer der gerade abgeschlossenen inaktiven Phase d_0^i bestimmt werden kann. Zusammen mit der Dauer der vorhergehenden inaktiven Phase d_1^i kann nun eine Interpolation vorgenommen werden, um die Phasendauern zwischen den beiden Phasenwechselzeitpunkten t_1^i und t_0^i abzuschätzen. Zu beachten ist dabei, dass die Phasendauern immer für diskrete Zeitintervalle im Planungs-

horizont geschätzt werden. Deshalb ergibt sich die in der Abbildung gestrichelt dargestellte Diskretisierung der linearen Interpolation.

Auf diese Weise ergeben sich die Phasendauern für den gesamten Planungshorizont. Allerdings können singuläre Effekte die berechneten Phasendauern verfälschen. Im Falle eines Gefrierschranks kann bspw. die Beladung mit frischem Gefriergut eine unnormale lange aktive Kühlphase verursachen. Um diese Ausreißer zu vermeiden, überschreiben neu interpolierte Phasendauern nicht die vorherigen Werte, sondern werden mit diesen über eine exponentielle Glättung verschränkt. Auf diese Weise ergeben sich Schätzungen für die mittleren Phasendauern zu den jeweiligen Zeitpunkten des Planungshorizontes.

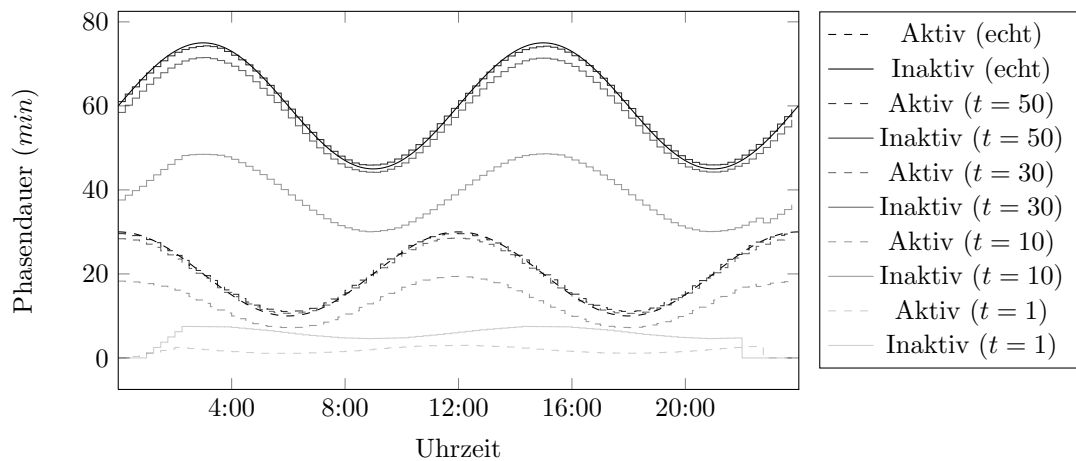


Abbildung 5.14: Adaptierungsprozess Phasenabschätzung

Abbildung 5.14 zeigt den zeitlichen Verlauf des Adaptierungsprozesses der Phasenabschätzung von einer Initialbelegung mit 0 hin zu den obigen Phasendauern. Der Glättungsfaktor α beträgt hier 0.1. Wie zu erkennen ist, erreicht die Phasenabschätzung bereits nach $t = 30$ Durchgängen durch den Planungshorizont gute Werte. Zum Zeitpunkt $t = 50$ decken sich die prognostizierten Phasendauern fast vollständig mit den tatsächlichen.

Die entwickelte Methode zur Phasendauerabschätzung ermöglicht es, die mittleren Phasendauern für Zweipunktregler abzuschätzen. Die Methode läuft parallel zum normalen Betrieb des Zweipunktreglers ab, wodurch die Phasendauern permanent dynamisch adaptiert werden. Der Vorteil dieser Herangehensweise ist, dass die Abschätzungen sich an dem tatsächlichen Verhalten des Zweipunktreglers orientieren und sich somit externen Einflüssen wie bspw. dem Benutzungsverhalten oder Temperaturschwankungen anpassen.

Die Kenntnis über die Phasendauern ist zunächst aus der Notwendigkeit der Desynchronisierung abgeleitet worden. Daneben findet sie auch Anwendung in der Abschätzung von Lastverschiebungszeitreihen.

5.4.3 Abschätzung von Lastverschiebungszeitreihen

Da bereits zur Desynchronisierung das zukünftige Verhalten eines Zweipunktreglers abgeschätzt wurde, können viele der dabei errechneten Informationen zur Abschätzung der Lastverschiebungszeitreihen wiederverwendet werden.

Abbildung 5.15 verdeutlicht die durch eine vorzeitige Aktivierung des Zweipunktreglers zu erreichende Lastverschiebung. Im Vergleich zum ungesteuerten Verhalten verursacht die vor-

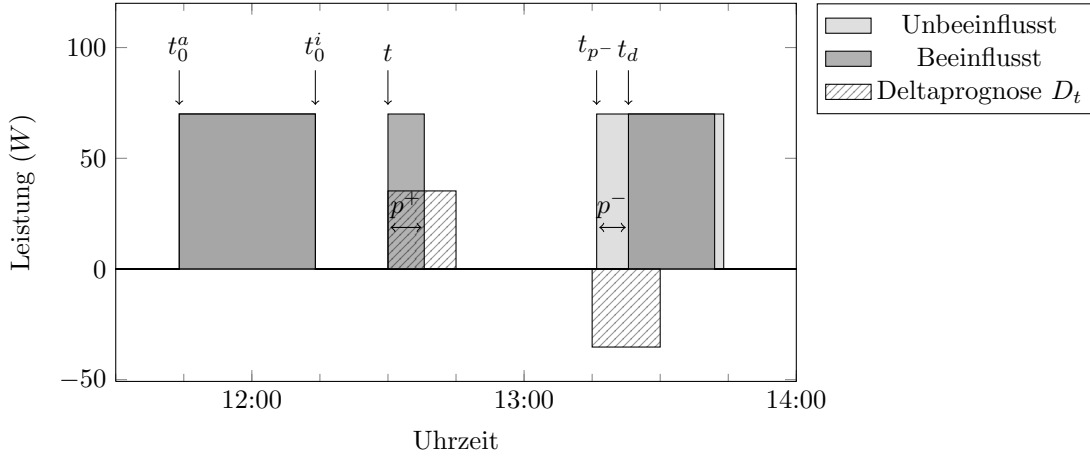


Abbildung 5.15: Lastverschiebungen über vorzeitige Aktivierung eines Zweipunktreglers

zeitige Aktivierung eine Verbrauchszunahme zum Zeitpunkt t , gefolgt von einer Verbrauchsabnahme vor dem Desynchronisierungszeitpunkt t_d .

Bei der Desynchronisation wurde über die Phasendauern sowohl das beeinflusste als auch das unbeeinflusste Verhalten des Zweipunktreglers prognostiziert, um den Desynchronisierungszeitpunkt zu ermitteln. Auf demselben Weg lässt sich Zeitpunkt und Dauer der Verbrauchszunahme bzw. -abnahme bestimmen.

Zur Abschätzung der Phasendauern werden die Zeitpunkte der Phasenwechsel t_0^i (inaktiv) bzw. t_0^a (aktiv) aufgezeichnet. Es soll nun zu einem Zeitpunkt $t \in H$ eine Deltaprognose ermittelt werden. Offensichtlich ist eine Lastverschiebung durch ein vorzeitiges Aktivieren nur möglich, sofern sich der Regler im aktiven Zustand befindet. Das ist dann der Fall, wenn gilt:

$$t_0^a < t_0^i$$

In diesem Fall kann die Dauer der Verbrauchszunahme p^+ zum Zeitpunkt t über eine Linearisierung mit der mittleren Phasendauer d^i bestimmt werden:

$$p^+ = f_d(t - t_0^i, d_{t_0^i}^i, d_t^a)$$

Mit der mittleren Phasendauer der aktuellen inaktiven Phasen $d_{t_0^i}^i$ kann darüber hinaus auch der Zeitpunkt der Verbrauchsabnahme t_{p-} errechnet werden:

$$t_{p-} = t_0^i + d_{t_0^i}^i$$

Durch die Desynchronisierung wird ein zweiter Kühlvorgang verursacht, mit dem die Phasenverschiebung aufgehoben wird. Da so das ursprüngliche Verhalten wiederhergestellt wird, stellt dieser Kühlvorgang das Ende der Lastverschiebung dar. Die Dauer der Verbrauchsabnahme p^- ergibt sich deshalb aus der Differenz zwischen Desynchronisierungszeitpunkt t_d und t_{p-} :

$$p^- = t_d - t_{p-}$$

Um die Lastverschiebungszeitreihe aufstellen zu können, ist nun nur die Leistung P des Geräts notwendig. Mit der Dauer der Verbrauchszunahme bzw. der Verbrauchsabnahme sowie der Leistung P kann jeweils über eine Rechteckfunktion der zeitliche Verlauf der Energieverschiebung dargestellt werden. Dieser Verlauf ist abschließend in den zeitlichen Abtastbereich des Planungshorizonts zu überführen. In Abbildung 5.15 ist die so entstehende auf 15 Minuten integrierte Lastverschiebungszeitreihe D'_t bereits dargestellt.

Das Prognosemodell errechnet aus den Lastverschiebungszeitreihen die Delta- und Fehlerprognosen. Wie in Abbildung 5.16(b) zu erkennen ist bildet sich aus den einzelnen Lastverschiebungszeitreihen in Abbildung 5.16(a) die Deltaprognose aus.

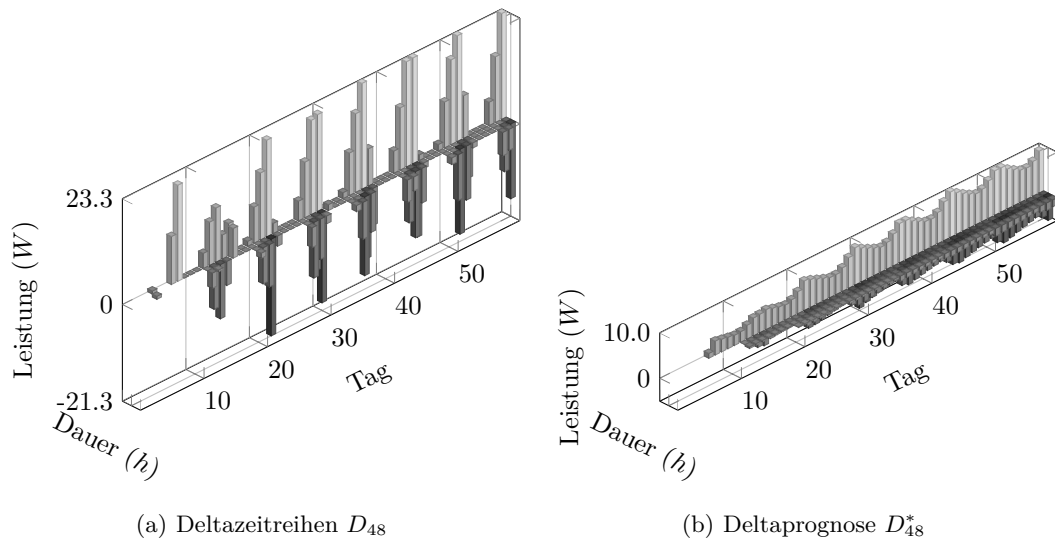


Abbildung 5.16: Zeitlicher Verlauf der Deltaprognosenabschätzung für den Zeitpunkt 48 (12:00 Uhr)

Diese Berechnungen werden für jeden Zeitpunkt des Planungshorizonts wiederholt, so dass sich in Summe 96 Deltaprognosen ergeben. Abbildung 5.17 zeigt abschließend die Deltaprognosen des obigen Beispielgeräts. Dabei lassen sich die Fluktuationen in der Phasenlängen wiedererkennen. Die Länge der aktiven Phase spiegelt sich in der Ausprägung der Verbrauchszunahme wider. Die Länge der inaktiven Phase bestimmt, mit welchem zeitlichen Versatz die Verbrauchsabnahme erfolgt. Demzufolge spiegelt sie sich in der Länge der einzelnen Deltaprognosen wider.

5.5 Evaluation der Prognosemodelle

Mit den beschriebenen Methoden ist ein Gerätecontroller eines physikalischen Geräts in der Lage, Delta- und Fehlerprognosen zu errechnen. Diese schätzen ab, welche Lastverschiebung und welche Abweichungen an einem Zeitpunkt des Planungshorizonts zu erwarten sind. Um die Güte der Prognoseverfahren unter Beweis zu stellen, wird im Folgenden ein experimentelles Evaluationsverfahren entwickelt.

Da die bei einem Prognoseverfahren zugrunde liegende Geräte unterschiedlich parametrisiert sein können (also eine unterschiedliche Benutzung, Betriebsparameter und externe

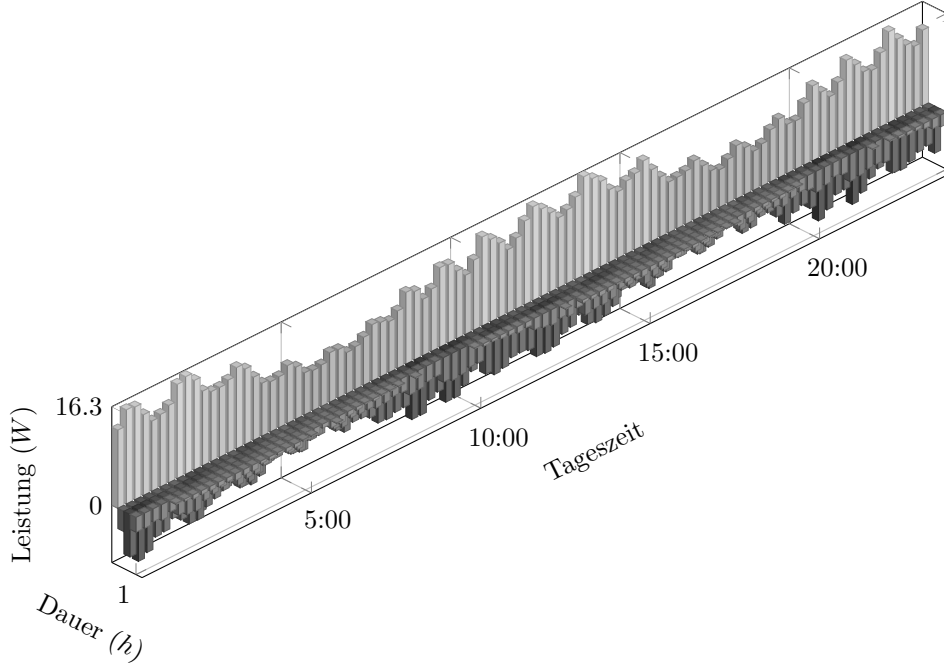


Abbildung 5.17: Deltaprognosen eines Zweipunktreglers mit variierenden Phasenlängen

Faktoren aufweisen können), muss das Prognoseverfahren auf einer breiten Masse von Geräteinstanzen evaluiert werden.

Die Validierung der Prognosemodelle findet also auf einer Menge P an unterschiedlich parameterisierten physikalischen Geräten statt. Um die Genauigkeit einer Prognose bestimmen zu können, muss eine Gegenüberstellung zwischen prognostiziertem und tatsächlichem Verbrauch erfolgen. Da für jeden Zeitpunkt im Planungshorizont H eigene Prognosen vorliegen, muss die Gegenüberstellung demzufolge auch für jeden Zeitpunkt durchgeführt werden.

Für einen Zeitpunkt $t \in H$ ist deshalb zunächst der tatsächliche Stromverbrauch C zu bestimmen. Für ein Gerät $p \in P$ wird dazu ein Fahrplan erstellt, der das zu validierende Steuersignal am Zeitpunkt t enthält. Über das Gerätemodell kann nun das Verhalten von p simuliert werden. Dabei werden neben dem tatsächlichen Stromverbrauch C_t^p auch die Lastverschiebungsprognose D_t^p und -fehler E_t^p errechnet.

Da die Prognosen jedoch die Verbrauchsänderung relativ zum ungesteuerten Verhalten abschätzen, muss die Gegenüberstellung der Prognose D_t^p also mit der Differenz des gesteuerten C_t^p und ungesteuerten Verbrauchs U_t^p erfolgen. Um den fehlenden ungesteuerten Verbrauch zu ermitteln, wird eine zweite Simulation des Geräts p angestellt. Diesmal jedoch ohne einen Fahrplan, so dass sich schließlich der ungesteuerte Verbrauch U_t^p einstellt.

Da das Prognosemodell über alle Geräteparameterisierungen zu evaluieren ist, muss sowohl der tatsächliche und ungesteuerte Verbrauch als auch die Delta- und Fehlerprognosen aufsummiert werden. Es gilt also:

$$C_t = \sum_{p \in P} C_t^p, U_t = \sum_{p \in P} U_t^p, D_t = \sum_{p \in P} D_t^p \text{ und } E_t = \sum_{p \in P} E_t^p$$

Mit den aufsummierten Verbräuchen lässt sich die tatsächliche Lastverschiebung D_t' wie

folgt definieren:

Definition 9 (Tatsächliche Lastverschiebung) Die tatsächliche Lastverschiebung D'_t ergibt sich aus der Differenz zwischen gesteuertem (C) und ungesteuertem Verbrauch (U).

$$D'_t = C_t - U_t$$

Weiterhin gibt die Fehlerprognose E_t Aufschluss darüber, mit welchen Variationen dabei zu rechnen ist. Eine gute Prognose ist dann erreicht, wenn die Abweichung zwischen tatsächlicher und prognostizierter Lastverschiebung dem erwarteten Fehler entspricht. Die Abweichung darf dabei zudem geringer sein als der erwartete Fehler. In diesem Fall ist die Prognose nämlich genauer als erwartet. Da sowohl Prognosen als auch die simulativ ermittelten Verbrauchsdaten in Form von Zeitreihen vorliegen, müssen die Abweichung in absoluter Summe addiert werden, um die Vergleichbarkeit herzustellen. Der tatsächliche Prognosefehler ist also wie folgt zu definieren:

Definition 10 (Tatsächlicher Prognosefehler) Der tatsächliche Prognosefehler ergibt sich aus der Differenz zwischen tatsächlicher Lastverschiebung D'_t und prognostizierter D_t und entspricht in etwa der Fehlerprognose.

$$E'_t = \sum_{d' \in D'_t, d \in D_t} |d' - d| \approx \sqrt{\sum_{e \in E_t} e}$$

Abbildung 5.18 verdeutlicht die Funktionsweise des Validationsverfahrens anhand eines Zeitpunkts t im Planungshorizont. Zunächst werden die tatsächlichen Stromverbrauchskurven U_t^p durch eine Simulation errechnet und zu U_t aufaddiert. Eine zweite Simulation mit denselben Gerätezuständen ergibt die tatsächliche ungesteuerte Verbrauchskurve C_t . Die Differenz dieser beiden Kurven entspricht der tatsächlichen Lastverschiebung D'_t . Analog werden die Delta- und Fehlerprognosen zu D_t und E_t aufaddiert und das Ergebnis von der tatsächlichen Lastverschiebung subtrahiert. Diese Differenz ist der tatsächliche Prognosefehler E'_t . Eine ausreichend genaue Prognose ist gegeben, wenn der tatsächliche Fehler dem prognostiziertem mittlerem Fehler $\sqrt{E_t}$ entspricht.

Ein so angestellte Validierung der Prognosemodelle deckt zwar viele unterschiedliche Parameterisierungen des zugrunde liegenden Gerätemodells ab, jedoch nur zu einem Zeitpunkt. Um sicherzustellen, dass die Prognosemodelle auch tatsächlich immer ausreichend genaue Ergebnisse liefern, muss die Validierung solange wiederholt werden, bis eine gesicherte Aussage abgeleitet werden kann. Dazu eignen sich Konfidenzintervalle.

Das Konfidenzintervall beschreibt den Wertebereich um den Schätzwert, innerhalb dessen sich mit einer zuvor festgelegten Wahrscheinlichkeit (dem Konfidenzniveau) der wahre Wert befindet. Handelt es sich bei dem Schätzwert um den Erwartungswert eines unbekannt verteilten Merkmals mit unbekannter Varianz, kann aufgrund des zentralen Grenzwertsatzes das Konfidenzintervall wie folgt bestimmt werden [HEK05]:

Definition 11 (Konfidenzintervall) Das Konfidenzintervall eines unbekannt verteilten Merkmals x mit unbekannter Varianz ist anhand einer Stichprobe der Größe n wie folgt definiert:

$$\left[\bar{x} - z(1 - \frac{\alpha}{2}) \frac{\sigma}{\sqrt{n}}; \bar{x} + z(1 - \frac{\alpha}{2}) \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right]$$

Wobei z der Normalverteilung entspricht.

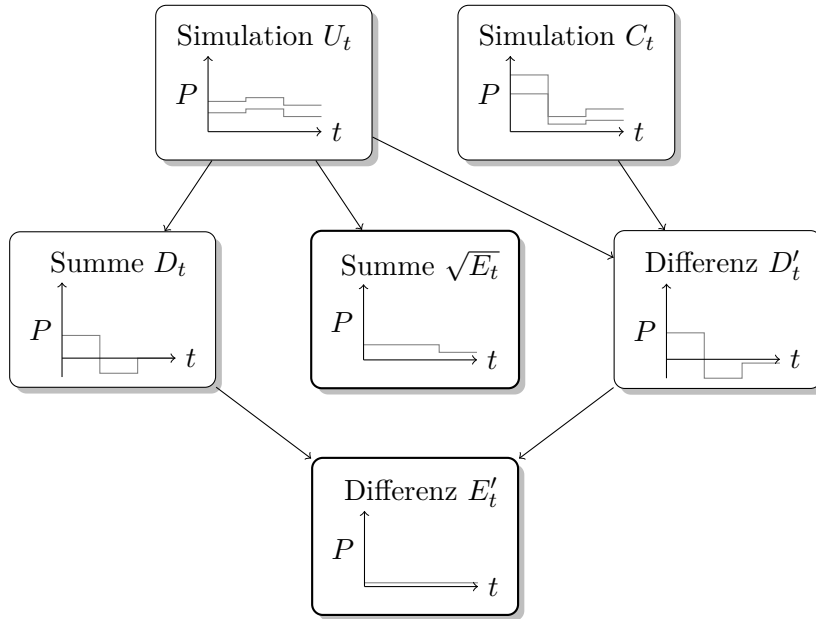


Abbildung 5.18: Ablauf des Validationsverfahrens

Das Validationsverfahren wird für jeden Zeitpunkt t mehrfach wiederholt, so dass sich Konfidenzintervalle sowohl für E'_t als auch E_t aufstellen lassen. Optimalerweise liegt E_t innerhalb des Konfidenzintervalls von E'_t . Eine ausreichend genaue Prognose ist allerdings auch dann gegeben, wenn der erwartete Fehler den tatsächlichen übersteigt, E_t also größer ist als E'_t .

Nach obigem Vorgehen wurden Simulationen für die jeweiligen Prognoseverfahren ange stellt. Dabei wurden jeweils 500 Geräte unter der Parameterisierung aus dem Szenario 2020 simuliert. Die Evaluationsergebnisse zum Szenario 2010 finden sich im Anhang A. Die Vorgehensweise wird am Beispiel der ersten Simulationen zur Validierung des Prognoseverfahrens bei Geschirrspülern im folgenden Abschnitt veranschaulicht. Die Präsentation der Ergebnisse zu den übrigen Ergebnissen fällt komprimierter aus.

5.5.1 Geschirrspüler

Zur Validation des Prognosemodells für die Lastverschiebung der *forced-start* Aktion bei Geschirrspülern wurden unter der in Abschnitt 4 angegebenen Parametrisierung zwei Gerätepopulationen U und C aus jeweils 500 Geräten zufällig erstellt. Die Geräte der Population U unterliegen keinen Lastverschiebungsaktionen und werden zur Errechnung sowohl der Lastverschiebungsprognosen D und dem dabei erwarteten Fehler E , als auch der tatsächlichen Lastverschiebungen D' benötigt. Die Gerätepopulation C unterliegt Lastverschiebungsaktionen und erlaubt damit die Errechnung der tatsächlichen Lastverschiebung. Letztere wird für jeden Zeitschritt t insgesamt 50 Mal wiederholt, damit eine qualitative Aussage zur Güte des Prognosemodells getroffen werden kann. Insgesamt ergeben sich so für D' und D jeweils 96 Zeitreihen.

Jedes Gerät aus U errechnet zu jedem Zeitpunkt des Planungshorizonts die erwartete Lastverschiebung in Form von 96 Prognosezeitreihen. Abbildung 5.19(b) zeigt die mittleren Prognosezeitreihen, die sich einstellen sollten, wenn alle Geräte der Population zum jeweiligen

Zeitpunkt eine *forced-start* Aktion durchführen würden.

Dieser Fall wurde in der zweiten Simulation der Gerätepopulation C forciert. Durch Subtraktion des resultierenden Stromverbrauchs von dem Stromverbrauch der Population U ergibt sich die tatsächliche Lastverschiebung D' , welche in Abbildung 5.19(a) dargestellt ist.

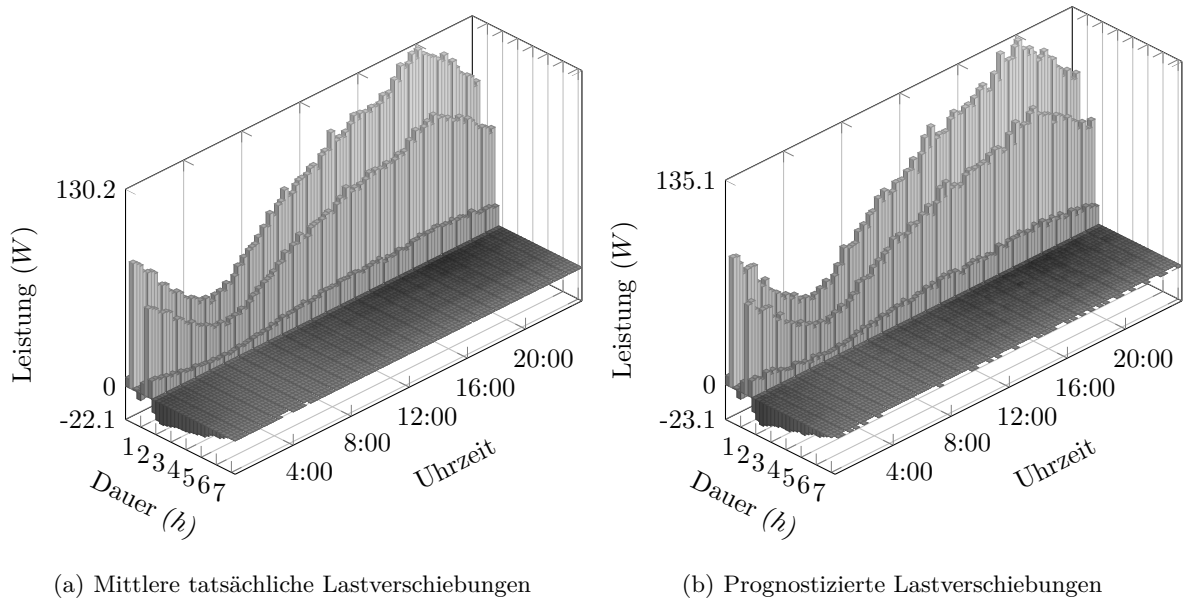


Abbildung 5.19: Vergleich tatsächlicher und prognostizierter Lastverschiebung bei Geschirrspülen

Programmbasierte Geräte wie Geschirrspüler werden durch den Nutzer aktiviert, weshalb sich deren Stromverbrauch ausschließlich am Benutzerverhalten orientiert. Demzufolge ist mit tageszeitlichen Fluktuationen bei Lastverschiebungen zu rechnen. Diese Annahme bestätigt sich in dem Simulationsergebnis (vgl. Abbildung 5.19(a)). Charakteristisch sind dabei die durch die Wassererhitzung entstehenden Stromverbrauchsspitzen, welche 15 bzw. 75 Minuten nach Durchführung der *forced-start* Aktion auftreten. Wie anhand der Gerätebenutzung zu erwarten ist, stellen sich die größten Lastverschiebungen während der Abendstunden ein. In den frühen Morgenstunden sind nur vereinzelt Geschirrspüler aktiv, die mit einer großen Startverzögerung aktiviert wurden.

Um die Güte der Prognose zu belegen, wurde zu jeder der 50 Wiederholungen der absolute Fehler der Prognosezeitreihe zu der tatsächlichen Lastverschiebung errechnet. Somit ergeben sich für jeden Zeitschritt 50 Abweichungswerte. Der Prognosefehler soll eine Abschätzung für die zu erwartende Abweichung liefern und muss demzufolge dem Mittelwert der Abweichungswerte entsprechen oder zumindest größer sein. Um diese Anforderung quantitativ zu belegen, wurde das Konfidenzintervall für die Abweichungswerte errechnet, innerhalb dessen sich mit 95% Wahrscheinlichkeit der tatsächliche Erwartungswert der Abweichung befindet.

Abbildung 5.20 stellt die Ergebnisse der Validierung für jeden Zeitschritt t dar. Zum Vergleich ist auch die insgesamt zu erreichende absolute Lastverschiebung abgebildet, damit die Größenordnung des Fehlers eingeordnet werden kann. Die Abweichungen zwischen prognostizierter und tatsächlicher Lastverschiebungen können in den frühen Morgenstunden bis zu 50% betragen. In den Abendstunden reduziert sich der Fehler auf bis zu 30%.

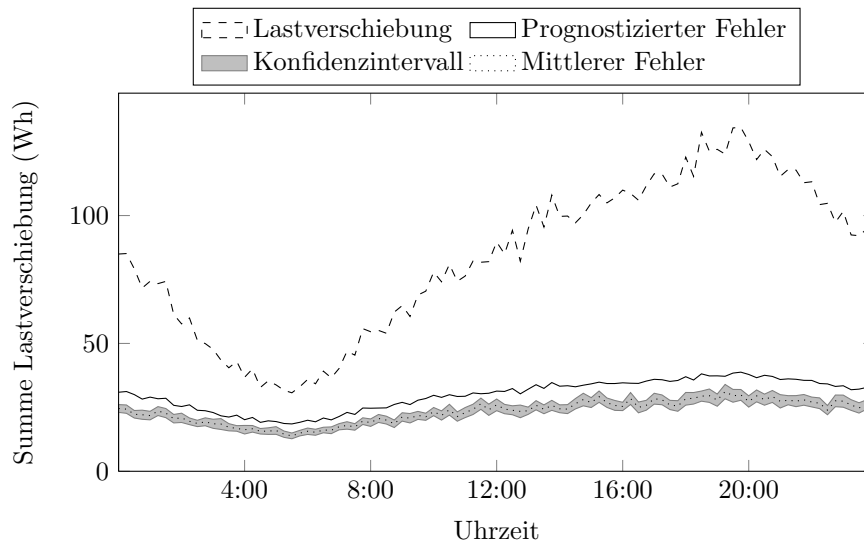


Abbildung 5.20: Fehlerkonfidenzintervalle der Deltaprognozen von Geschirrspülern

5.5.2 Waschmaschine

In der hier gewählten Modellierung einer Waschmaschine beansprucht ein Betriebszyklus im Vergleich zu Geschirrspülern besonders bei Programmen mit höheren Temperaturen mehr Zeit. Demzufolge sind auch längere Lastverschiebungseffekte bei der *forced-start* Aktion zu erwarten. Da außerdem die Startzeitverzögerungen im Mittel größer sind, ist mit einem glätteren tageszeitlichen Verlauf der Lastverschiebung zu rechnen.

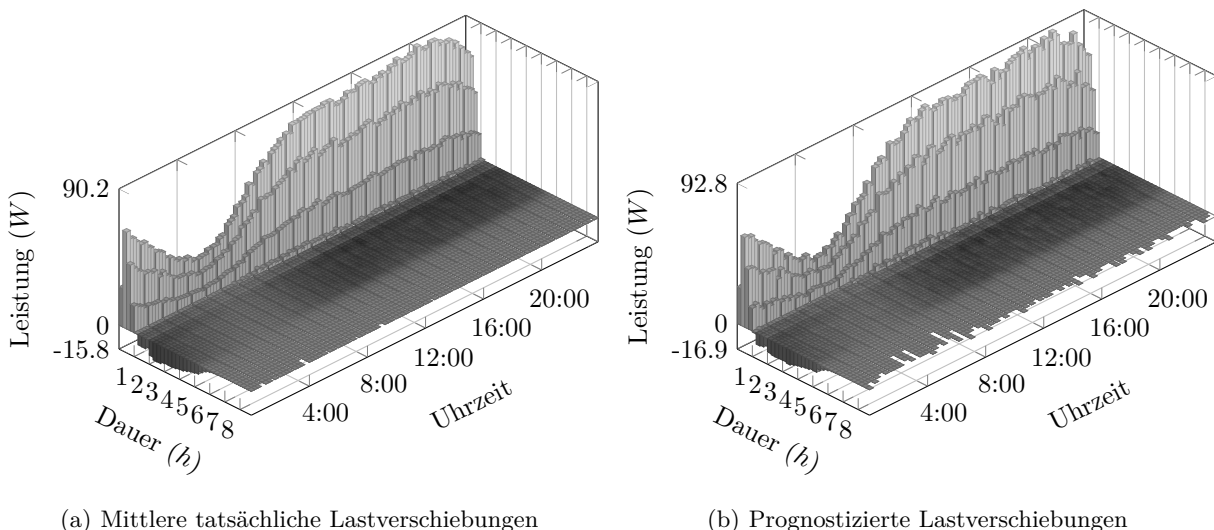


Abbildung 5.21: Vergleich tatsächlicher und prognostizierter Lastverschiebung bei Waschmaschinen

Die Vermutungen bestätigen sich anhand der tatsächlich eintretenden Lastverschiebungen in Abbildung 5.21. Im Vergleich zu der Lastverschiebung der *forced-start* Aktion bei

Geschirrspülern prägt sich bei Waschmaschinen nur eine Stromverbrauchsspitze aus. Diese resultiert auch hier aus der Wassererhitzung. Die geringe Lastspitze des Schleudergangs ist in der Lastverschiebung nicht mehr zu erkennen, da diese sich bereits mit dem negativen Anteil der Lastverschiebung überschneidet. Wie vermutet unterliegt die Lastverschiebung im tageszeitlichen Verlauf aufgrund der höheren Startzeitverzögerungen geringeren Fluktuationen. Während der früheren Morgenstunden ist zwar wie bei Geschirrspülern weniger Energie verschiebbar, eine Ausprägung in den Abendstunden entfällt jedoch.

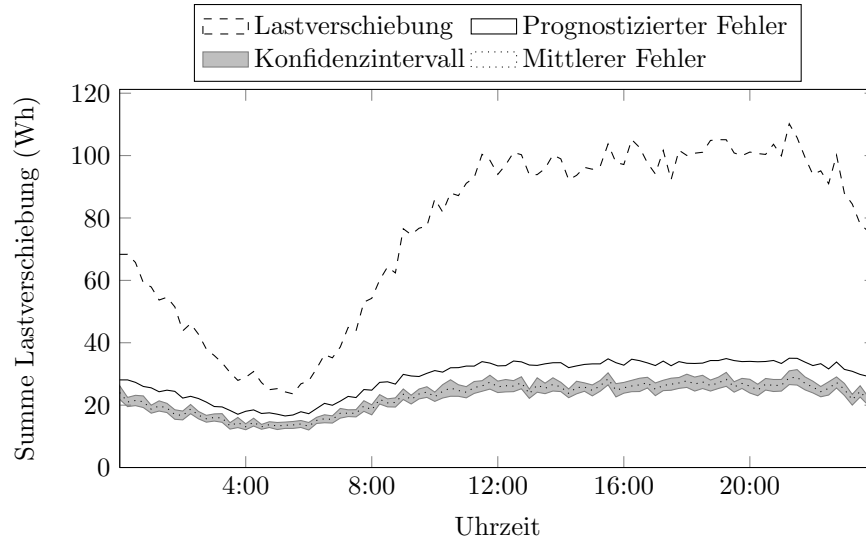


Abbildung 5.22: Fehlerkonfidenzintervalle der Deltaprognosen von Waschmaschinen

Da Waschmaschinen nur selten aktiviert werden, stellt sich im Vergleich zu Geschirrspülern ein geringeres Lastverschiebungsvolumen (im Maximum knapp 120 Wh) ein. Zudem ist bei Lastverschiebungen mit hohen Abweichungen zu rechnen, die selten unter 32% des Volumens fallen (vgl. Abbildung 5.22).

5.5.3 Wäschetrockner

Die Benutzungswahrscheinlichkeit von Wäschetrocknern folgt der von Waschmaschinen mit einem zeitlichen Versatz von zwei Stunden. Der tageszeitliche Verlauf der Lastverschiebungen sollte also in etwa dieselben Charakteristika aufweisen.

Abbildung 5.23 bestätigt die Vermutung. Über den Zeitraum von 10 bis 24 Uhr kann in etwa dieselbe Energiemenge mit der *forced-start* Aktion verschoben werden. Zwar fällt das Volumen in den Nachmittagsstunden geringfügig ab, der größte Einbruch stellt sich allerdings erwartungsgemäß in den frühen Morgenstunden ein.

Die Lastverschiebung der *forced-start* Aktion prägt sich bei Wäschetrocknern aufgrund des relativ konstanten Stromverbrauchs während der Trocknungsphase in Form von einer einstündigen Lastzunahme aus. Dieser folgt die aus der Verschiebung resultierende Lastabnahme, welche sich aufgrund der Startzeitverzögerung über einen Bereich von bis zu drei Stunden ausdehnen kann.

Die Abweichungen zur Deltaprognose fallen, wie Abbildung 5.24 zeigt, in Analogie zum Verhalten von Waschmaschinen hoch aus. Bei Wäschetrocknern ist mit einer Abweichung von etwa 40% des Lastverschiebungsvolumen zu rechnen.

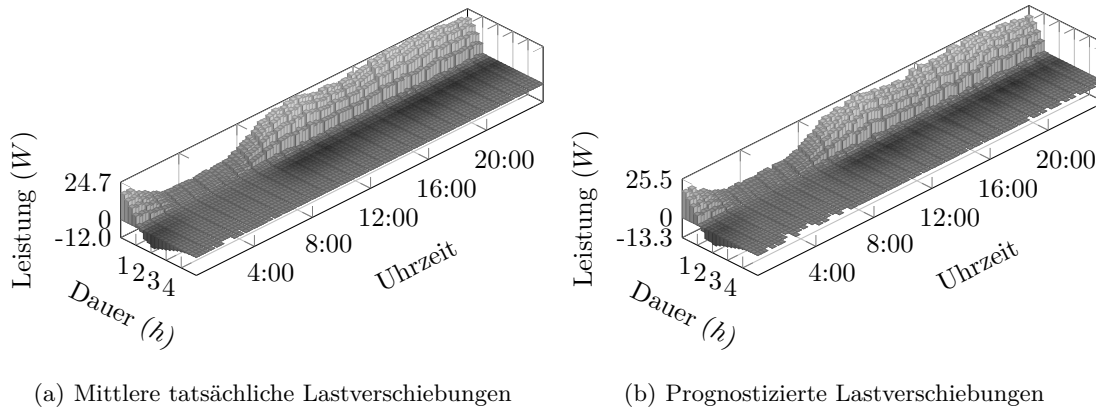


Abbildung 5.23: Vergleich tatsächlicher und prognostizierter Lastverschiebung bei Wäschetrocknern

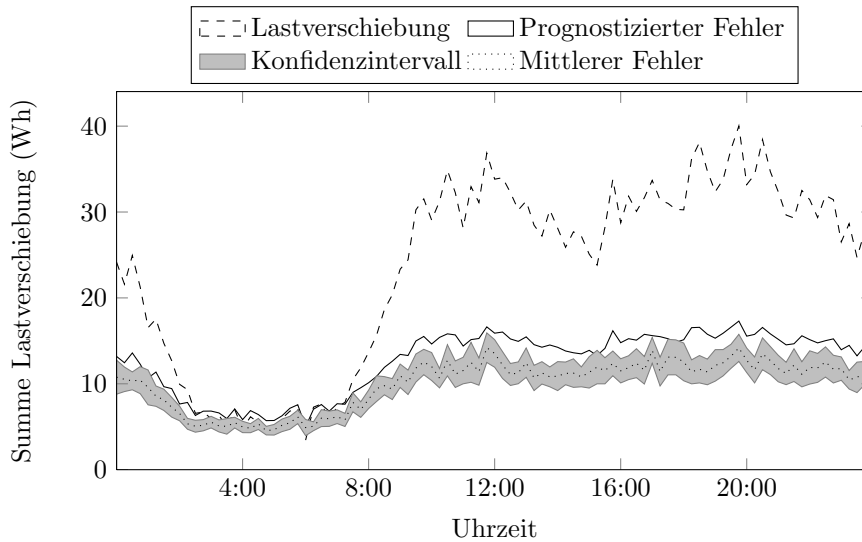


Abbildung 5.24: Fehlerkonfidenzintervalle der Deltaprososen bei Wäschetrocknern

5.5.4 Elektroauto

Die hier modellierte Lastverschiebungsaktion *forced-interrupt*, die für den Ladeprozess von Elektroautos entwickelt wurde, unterscheidet sich stark von den übrigen Lastverschiebungsaktionen. Durch die Unterbrechung des Ladevorgangs erfolgt zunächst eine Lastreduktion, an die sich eine Lastzunahme anschließt. Das Lastverschiebungsverhalten ist insofern invers zu den übrigen Lastverschiebungsstrategien.

Abbildung 5.25 zeigt das über die *forced-interrupt* erschlossene Lastverschiebungspotenzial von Elektroautos. Wie aus den Ankunfts- und Abfahrtswahrscheinlichkeiten gefolgert werden kann, stellt sich das größte Verschiebungspotenzial in den frühen Abendstunden ein.

Die Prognoseabweichungen der *forced-interrupt* Aktion werden durch das Prognosemodell, wie Abbildung 5.26 zeigt, ausreichend genau bestimmt.

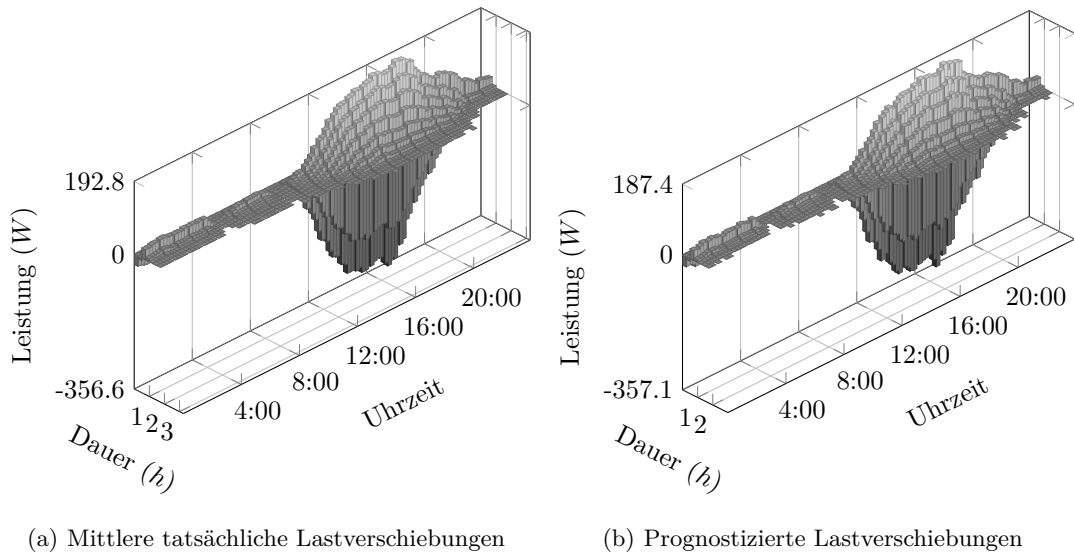


Abbildung 5.25: Vergleich tatsächlicher und prognostizierter Lastverschiebung bei Elektroautos

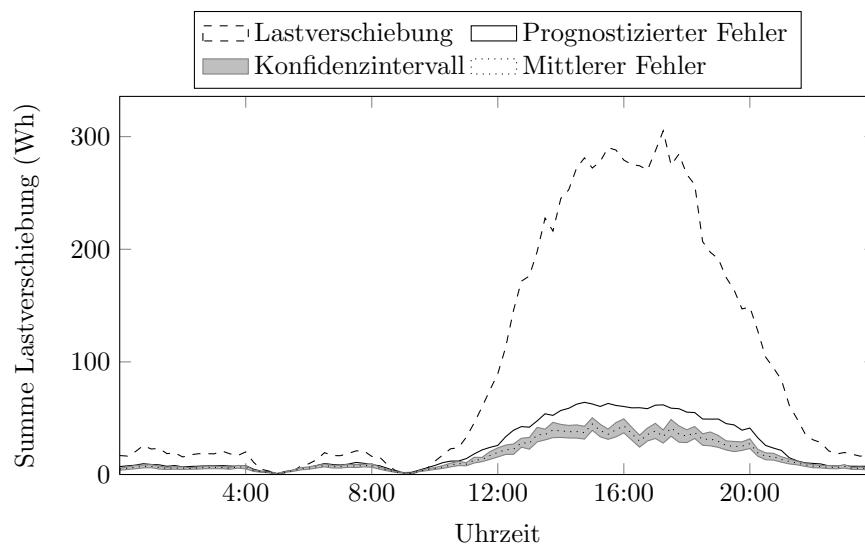


Abbildung 5.26: Fehlerkonfidenzintervalle der Deltaprognosen bei Elektroautos

5.5.5 Kühlschränke

Charakteristisch für die bei Kühlschränken verwendete *forced-statechange* Lastverschiebung ist ein kurzzeitiger Mehrverbrauch innerhalb der ersten 15 Minuten (vgl. Abbildung 5.27(a)). In dieser Phase sind viele Kühlaggregate aktiv und verbrauchen dementsprechend mehr Strom als unter normalen (also ungesteuerten) Bedingungen. Zu bemerken ist, dass sich nicht der maximale Stromverbrauch einstellt. Dieser liegt bei der gegebenen Parameterisierung etwa bei 140 W. Je nach Innentemperatur unterscheidet sich die Kühldauer, weshalb nicht alle Kühlschränke dieselbe Energie zum Erreichen der Minimaltemperatur benötigen. Demzufolge stellt

sich insgesamt ein Energieverbrauch unterhalb des Maximalverbrauchs ein.

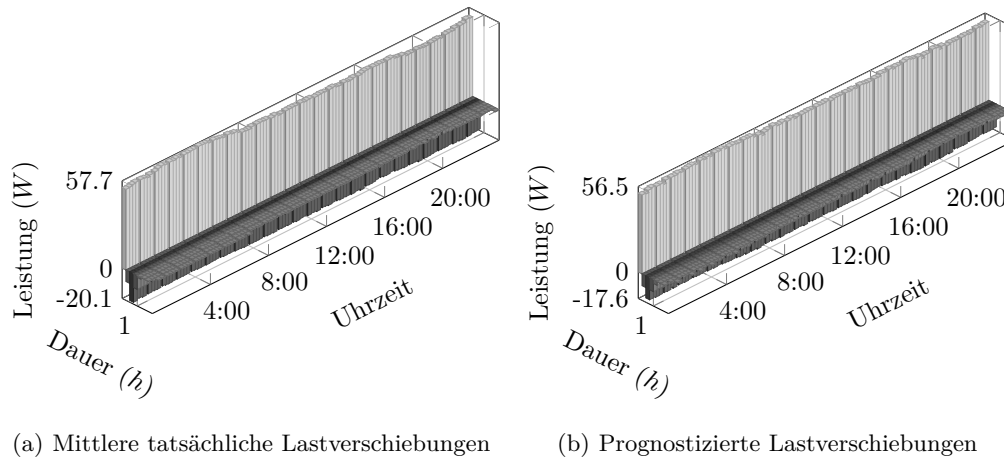


Abbildung 5.27: Vergleich tatsächlicher und prognostizierter Lastverschiebung bei Kühlschränken

Wie an Abbildung 5.27(b) zu erkennen ist, spiegelt die Prognose das tatsächliche Verhalten adäquat wieder. Offensichtlich unterliegt das *forced-statechange* Signal nur geringen tageszeitlichen Schwankungen. Bedingt durch die Benutzung des Kühlschranks stellen sich im Vergleich zu den frühen Morgenstunden erwartungsgemäß geringe Lastverschiebungen während der Mittags- und Abendstunden ein, was sich in den Zeitreihen durch eine geringe Lastspitze und eine geringfügig kürzere Lastverschiebungsdauer ausprägt. Beide Artefakte finden sich auch in der Prognose wieder.

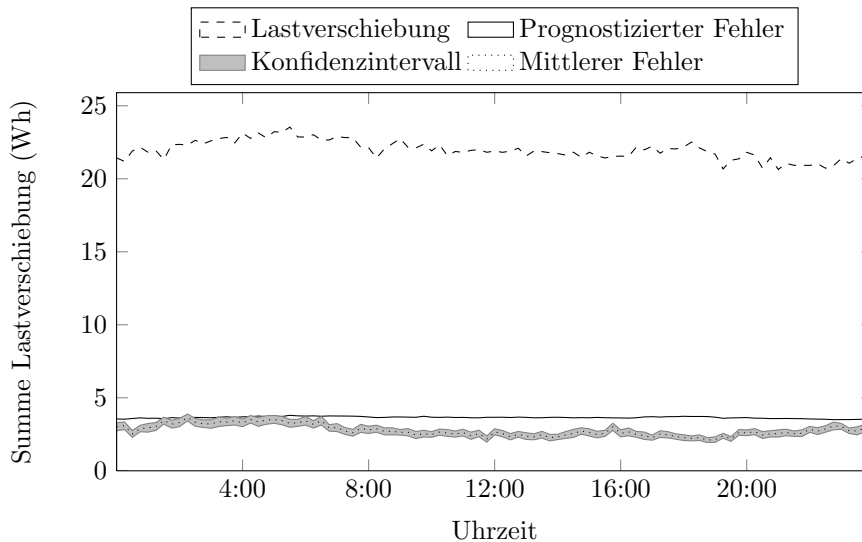


Abbildung 5.28: Fehlerkonfidenzintervalle der Deltaprognosen von Kühlschränken

Die Abweichungen zwischen prognostizierter und tatsächlicher Lastverschiebung fallen, wie Abbildung 5.28 zeigt, geringer aus als erwartet. Bei 500 Kühlschränken liegt diese unter 20% der insgesamt verschiebbaren Energie. Das Prognosemodell liefert also eine adäquate

Einschätzung der Lastverschiebungen und den dabei zu erwartenden Abweichungen.

5.5.6 Gefrierschrank

Da die Funktionsweise von Gefrierschränken dem selben Prinzip wie Kühlschränken folgt, die menschlichen Interaktionen jedoch wesentlich geringer ausfallen, ist zu erwarten, dass die Lastverschiebungen über den Tagesverlauf konstant ausfallen. Abbildung 5.29 bestätigt diese Annahme.

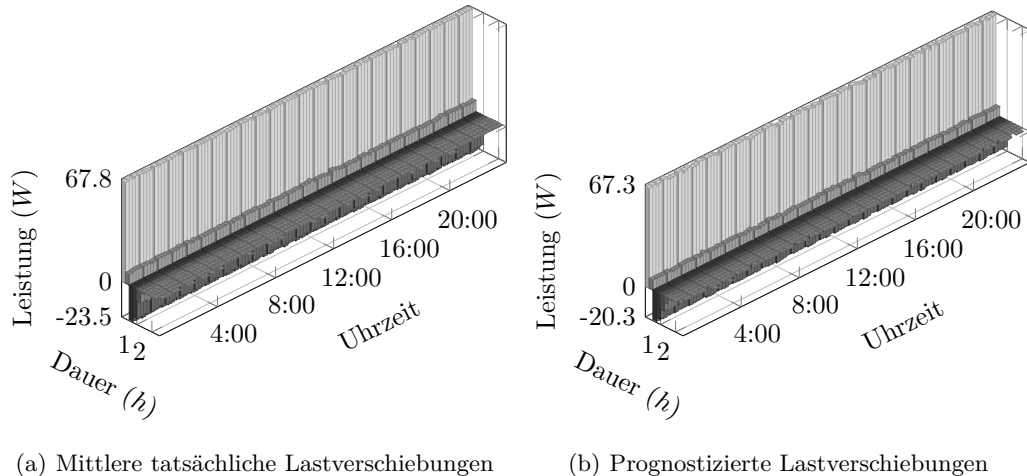


Abbildung 5.29: Vergleich tatsächlicher und prognostizierter Lastverschiebung bei Gefrierschränken

Im Vergleich zu den Lastverschiebungszeitreihen von Kühlschränken fällt auf, dass die anfängliche Lastzunahme von längerer Dauer ist. Insgesamt erhöht sich die Last durch eine *forced-statechange* Aktion für 30 Minuten (also zwei Zeitintervalle), wobei die Lastzunahme im zweiten Intervall deutlich geringer ausfällt. Die Begründung hierfür liegt in den längeren Kühlphasen eines Gefrierschranks, welche im Mittel 40 Minuten beträgt (vgl. Abbildung 4.15(b)). Da die Innentemperatur der Gefrierschränke über den gesamten Temperaturbereich verstreut ist, kann grob mit einer durchschnittlichen Kühldauer bei einer *forced-statechange* Aktion von etwa 20 Minuten ausgegangen werden. Damit erklärt sich auch die geringe Lastzunahme im zweiten Zeitintervall.

Das Prognosemodell liefert auch hier eine ausreichende Genauigkeit, wie anhand des erwarteten und des tatsächlichen Fehlers in Abbildung 5.30 zu erkennen ist. Aus der Darstellung wird ebenfalls ersichtlich, dass die Lastverschiebung keinen tageszeitlichen Schwankungen unterliegt, weshalb die absolute Lastverschiebung über den Tagesverlauf konstant bleibt.

5.5.7 Wärmepumpe

Die Leistungen von Wärmepumpen liegen im Kilowatt-Bereich und sind damit deutlich höher als bei Kühl- oder Gefrierschränken. Demzufolge ist auch eine höheres Lastverschiebungspotenzial zu erwarten. Der Vergleich zwischen gesteuertem und ungesteuertem Stromverbrauch in Abbildung 5.31 bestätigt diese Annahme. Die Zeiträume der Lastzu- und -abnahme sind mit denen von Gefrierschränken vergleichbar. Da der Betrieb von Wärmepumpen allerdings

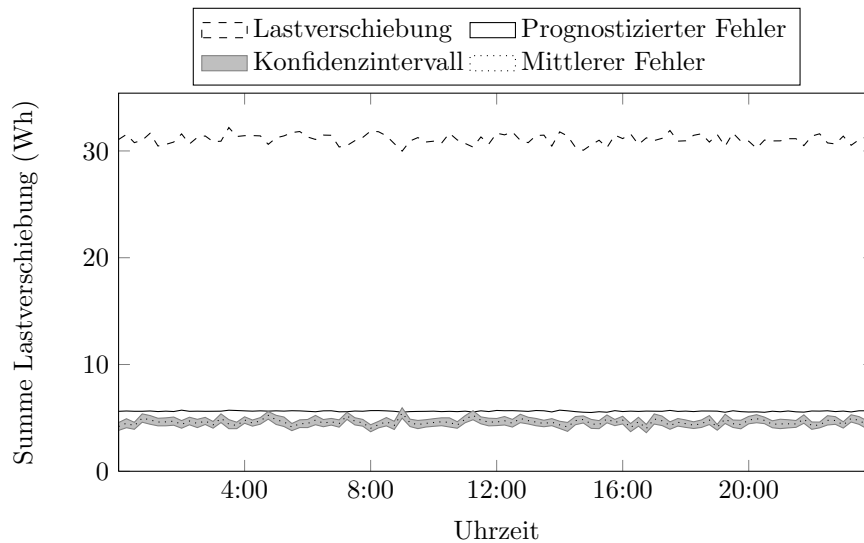
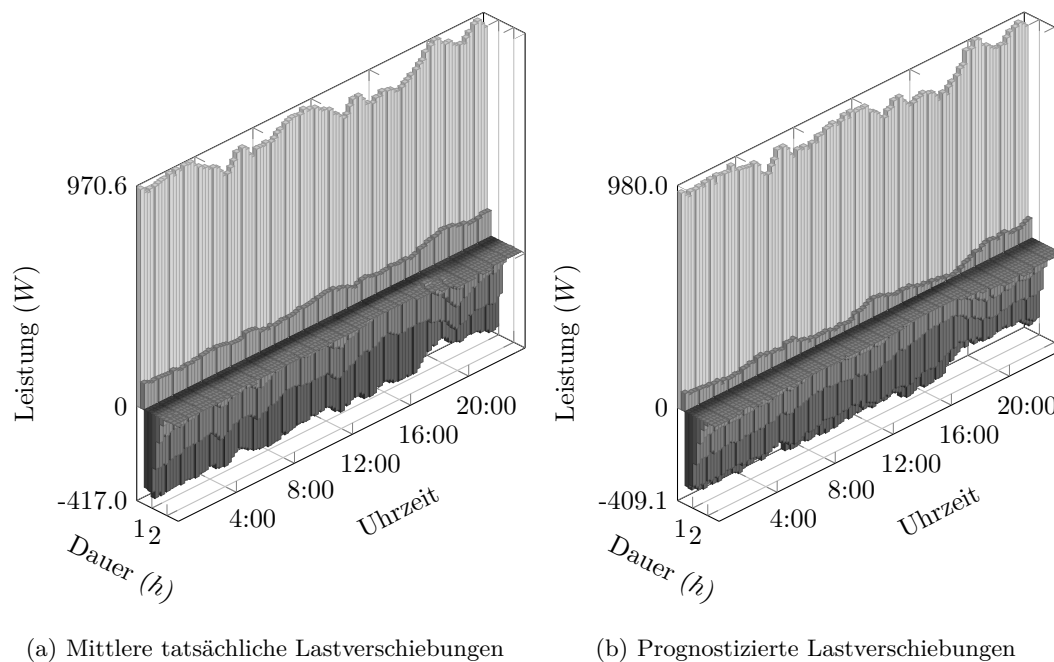


Abbildung 5.30: Fehlerkonfidenzintervalle der Deltaprognosen von Gefrierschränken

vom Wärmebedarf des Objekts abhängt, unterliegen die erreichbaren Lastverschiebungen im Gegensatz zu Gefrierschränken tageszeitlichen Variationen.



(a) Mittlere tatsächliche Lastverschiebungen

(b) Prognostizierte Lastverschiebungen

Abbildung 5.31: Vergleich tatsächlicher und prognostizierter Lastverschiebung bei Wärmepumpen

Die prognostizierten Lastverschiebungen spiegeln auch hier das tatsächliche Verhalten adäquat wider. Bei der Betrachtung des Fehlerkonfidenzintervalls in Abbildung 5.32 wird allerdings ersichtlich, dass die Abweichungen für Lastverschiebungen gegen etwa 17:00 Uhr

zu gering eingeschätzt werden.

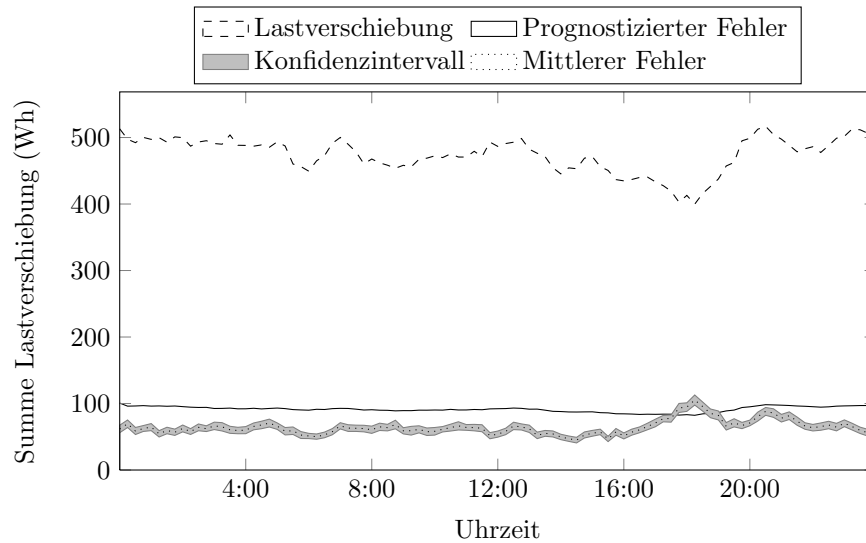


Abbildung 5.32: Fehlerkonfidenzintervalle der Deltaprognosen von Wärmepumpen

Dieser Fehler ist vermutlich auf die sprunghaften Änderungen des Wärmebedarfs in diesem Zeitraum zurückzuführen. Diese bewirken, wie in Abbildung 4.17(b) dargestellt, auch eine sprunghafte Änderung innerhalb der Phasenlängen. Bei solchen kurzfristigen Änderungen wird der Phasenfortschritt durch Linearisierung falsch eingeschätzt, wodurch sich der Fehler erklären lässt. Da diese Fehleinschätzung allerdings nur gering ausfällt, wird sie an dieser Stelle vernachlässigt.

5.6 Kommunikation

Gerätecontroller schätzen zu jedem Zeitpunkt aus dem Planungshorizont fortlaufend ab, wie sich die jeweilige Lastverschiebungsaktion bei einer Aktivierung ausprägen würde. Mit diesen Informationen wird über die exponentielle Glättung die Delta- und Fehlerprognose aktualisiert. Die Veröffentlichung der Prognoseaktualisierungen sollte sich an dem Planungshorizont orientieren, eine zwingende Vorgabe existiert allerdings nicht. Die Veröffentlichung der Prognoseaktualisierungen geschieht anhand der `attach` Nachricht, die an den Verbundbildungsagenten der übergeordneten Verbundbildungsebene gesendet wird. Neben der Veröffentlichung von Lastverschiebungsprognosen muss ein Gerätecontroller die über die `set schedule` Nachricht verschickten Fahrpläne entgegennehmen und dementsprechend zu den jeweiligen Zeitpunkten die Lastverschiebungsaktionen durchführen.

Die Kommunikation eines Gerätecontrollers beschränkt sich also auf die beiden in Tabelle 5.1 dargestellten Nachrichten.

5.7 Potenzialabschätzung

Aus der Prognosemodellevaluation können Hochrechnungen für das theoretische Lastverschiebungspotenzial der hier entworfenen Lastverschiebungsstrategien angestellt werden. Dazu werden die Deltaprognosen anhand ihres Durchdringungsgrades und der Anzahl der privaten

Nachricht	von	an	Beschreibung
attach	Controller	Agent	Informiert einen Agenten über ein neues Gerät oder über eine aktualisierte Delta- bzw. Fehlerprognose. Enthält neben letzteren die Id des Geräts.
set schedule	Agent	Controller	Setzt einen Fahrplan für das Gerät. Dieser besteht aus Zeitstempeln an denen eine Lastverschiebungsaktion durchzuführen ist.

Tabelle 5.1: Nachrichten zwischen Controller und Agenten

Haushalten in Deutschland skaliert. Letztere beträgt laut [Sta11] 40.301.000; die Durchdringungsgrade sind wie in Abschnitt 4.3 nach [SBP⁺08] gewählt.

Soll die Lastverschiebung direkt zu Regelungszwecken eingesetzt werden, also innerhalb von 15 Minuten abgerufen werden, kann anhand des ersten 15 Minutenintervalls der Delta-prognose die Regelleistung abgeschätzt werden. Auf diese Weise kann jedoch nicht das volle Potenzial der Lastverschiebungen genutzt werden. Bei Geschirrspülern oder Waschmaschinen stellt sich bspw. die größte Leistungsänderung erst 15 Minuten nach Beginn der Durchführung ein. Lastverschiebungen müssen folglich zeitlich koordiniert werden, damit sich der optimale Nutzen einstellt¹.

Tabelle 5.2 zeigt die nach Gerätetyp aufgeschlüsselten Ergebnisse der Hochrechnung für die direkte Regelleistung, die maximale Regelleistung sowie der aufsummierten Energie pro Lastverschiebungsaktion, die sich in dem Szenario 2010 ergeben (Evaluationsdaten zu diesem Szenario finden sich im Anhang A). Die Vorzeichen sind, wie für bei der Angabe von Regelleistung üblich, aus Sicht der Erzeugungsseite zu verstehen. Eine negative Leistung entspricht also einer Lastzunahme bzw. Energieabnahme; eine positive Leistung entspricht analog einer Lastabnahme bzw. Energiezufuhr.

Im Vergleich zu den Potenzialabschätzungen aus [Klo07] (vgl. Abschnitt 1.2) fallen diese Ergebnisse etwas größer aus. Die maximale Leistung von Kühl- und Heizungsanlagen ist dort zwar mit 3700 MW beziffert, während sich hier ca. 3600 MW ergeben. Allerdings schließen die Betrachtungen in [Klo07] zusätzlich Umwälzpumpen ein. Die Abweichung sind auf die unterschiedlich modellierte Lastverschiebungsstrategien zurückzuführen.

Tabelle 5.3 zeigt die Hochrechnungsergebnisse für das Szenario 2020. Aufgrund der Annahme einer konsequenten Nutzung von Zeitschaltuhren erhöht sich das Lastverschiebungspotenzial für programm-basierte Geräte erheblich. Die Effizienzsteigerungen der Kühlgeräte wirken sich ebenfalls positiv auf die Lastverschiebungen aus. Die daraus resultierenden kürzeren Kühlphasen erlauben es mehr Geräten an einer Lastverschiebungen teilnehmen, wodurch sich das Potenzial insgesamt erhöht.

5.8 Zusammenfassung

Lastverschiebungen stellen einen Eingriff in die Betriebsweise des Geräts dar. Demzufolge können Lastverschiebungen jeweils nur gerätetypspezifisch erfolgen. In den vorhergehenden

¹Die Koordination von Lastverschiebungen übernimmt der in Kapitel 7 beschriebene Einsatzplanungsagent.

Tageszeit	Geschirrspüler	Waschmaschine	Wäschetrockner	Kühlschrank	Gefrierschrank	Wärmepumpe
Regelleistung (MW)						
0-6h	-12.0	-54.9	-1.5	-2029.0	-1244.3	-315.2
6-12h	-14.2	-74.3	-1.5	-2038.0	-1245.5	-312.8
12-18h	-29.1	-232.7	-8.9	-2003.5	-1238.0	-295.1
18-24h	-35.3	-197.7	-17.5	-1940.1	-1240.8	-297.2
Maximalleistung negativ (MW)						
0-6h	-156.2	-133.4	-1.5	-2029.0	-1244.3	-315.2
6-12h	-185.0	-162.8	-1.5	-2038.0	-1245.5	-312.8
12-18h	-441.4	-581.3	-8.9	-2003.5	-1238.0	-295.1
18-24h	-519.2	-519.6	-17.5	-1940.1	-1240.8	-297.2
Maximalleistung positiv (MW)						
0-6h	105.2	108.0	20.9	705.2	483.3	138.7
6-12h	115.2	158.4	17.1	718.4	489.7	143.9
12-18h	174.3	186.6	29.3	716.5	489.4	151.7
18-24h	162.9	171.7	39.3	700.1	495.7	134.5
Energie negativ (MWh)						
0-6h	286.9	311.8	34.8	555.5	349.5	95.6
6-12h	286.1	390.1	33.5	548.0	351.5	93.2
12-18h	375.9	452.3	45.0	528.2	350.7	93.1
18-24h	441.2	482.5	56.2	516.1	349.0	96.7
Energie positiv (MWh)						
0-6h	284.0	305.4	34.7	363.7	248.1	94.6
6-12h	283.5	382.5	33.3	360.5	249.2	92.2
12-18h	372.1	442.6	44.9	345.9	249.6	91.7
18-24h	436.6	473.3	56.0	336.6	247.6	94.9

Tabelle 5.2: Lastverschiebungshochrechnungen für das Szenario 2010

Abschnitten wurden drei verschiedene Lastverschiebungsstrategien für die hier betrachteten Gerätetypen entwickelt.

Die Lastverschiebungsaktion *forced-start* bewirkt das Starten eines zeitlich verlagerten Betriebs und kann bei programm-basierten Geräten eingesetzt werden. Die *forced-interrupt* Aktion unterbricht den Betrieb eines Geräts kurzzeitig und kann bspw. beim Ladeprozess eines Elektroautos verwendet werden. Über die *forced-statechange* Aktion kann ein Wechsel in den aktiven Zustand eines Geräts mit Zweipunktregler erzwungen werden.

Der Effekt einer Lastverschiebung wird mittels eines statistischen Prognosemodells basierend auf einer exponentiellen Glättung vorhergesagt und kontinuierlich aktualisiert. Da die Prognosen über einen größeren Zeitraum angestellt werden, müssen Gerätecontroller nur in relativ großen Zeitabständen von etwa einem Tag mit dem Demand-Side Managementsystem Daten austauschen.

Tageszeit	Geschirrspüler	Waschmaschine	Wäschetrockner	Elektroauto	Kühlschrank	Gefrierschrank	Wärmepumpe
Regelleistung (<i>MW</i>)							
0-6h	-58.1	-285.8	-66.5	37.3	-2200.9	-1354.2	-877.1
6-12h	-60.5	-338.1	-48.1	92.7	-2206.0	-1351.5	-870.5
12-18h	-142.3	-1144.5	-347.1	351.0	-2208.4	-1352.5	-821.0
18-24h	-159.8	-1040.0	-332.6	310.7	-2119.9	-1352.2	-826.9
Maximalleistung negativ (<i>MW</i>)							
0-6h	-804.0	-781.0	-66.5	-1.0	-2200.9	-1354.2	-877.1
6-12h	-878.7	-910.5	-48.1	-0.4	-2206.0	-1351.5	-870.5
12-18h	-2021.9	-3025.1	-347.1	-75.7	-2208.4	-1352.5	-821.0
18-24h	-2279.0	-2510.9	-332.6	-24.6	-2119.9	-1352.2	-826.9
Maximalleistung positiv (<i>MW</i>)							
0-6h	385.6	428.2	161.5	37.3	657.4	416.9	385.8
6-12h	360.4	547.4	225.9	92.7	714.9	421.6	400.5
12-18h	551.1	631.9	227.2	351.0	718.3	416.4	422.0
18-24h	577.9	648.6	267.1	310.7	749.8	425.9	374.4
Energie negativ (<i>MWh</i>)							
0-6h	1069.1	1319.6	252.9	12.6	603.3	392.2	266.0
6-12h	1032.4	1933.9	373.1	36.8	589.9	387.7	259.4
12-18h	1459.4	2024.4	344.4	149.9	570.5	387.8	259.2
18-24h	1684.9	2122.2	405.1	130.8	574.2	386.1	269.2
Energie positiv (<i>MWh</i>)							
0-6h	1058.5	1297.1	249.7	12.7	402.4	282.4	263.3
6-12h	1021.8	1910.1	369.5	37.0	393.4	280.0	256.5
12-18h	1447.4	2000.6	340.6	150.1	379.3	280.9	255.1
18-24h	1673.9	2096.7	401.3	131.0	387.7	277.8	264.2

Tabelle 5.3: Lastverschiebungshochrechnungen für das Szenario 2020

Kapitel 6

Verbundbildung

Über die im vorangegangenen Kapitel entworfenen Lastverschiebungsstrategien kann der Stromverbrauch von Haushaltsgeräten adaptiert werden. Die Deltaprognosen beschreiben dabei den zeitlichen Verlauf einer Lastverschiebung und können durch deren Kombination in Form eines Fahrplans eine gezielte Verbrauchsanpassung herbeiführen. Ein Fahrplan besteht dabei aus einer Kombination von Lastverschiebungszeitpunkten für jedes zu steuernde Gerät. Aufgrund der großen Anzahl von Haushaltsgeräten stellt sich bei der direkten Planung für einzelne Geräte ein Komplexitätsproblem. Eine ähnliche Problemstellung ergibt sich ebenfalls bei der Einsatzplanung für kleine dezentrale Erzeugungsanlagen. Als Lösungsansatz für die Problemstellung auf Erzeugungsseite wird in der Literatur das Konzept eines virtuellen Kraftwerks vorgeschlagen. Bei virtuellen Kraftwerken handelt es sich im wesentlichen um die Bündelung und gemeinsame Ansteuerung von kleinen Erzeugungsanlagen. Dieser Ansatz wird im Folgenden auf die Verbraucherseite übertragen.

In Analogie zu einem virtuellen Kraftwerk wird dazu zunächst der Begriff *virtuelles Gerät* definiert. Im Anschluss wird eine Bewertungsfunktion entworfen, mittels derer entschieden werden kann, welche Geräte zu einem virtuellen Gerät zusammengeschlossen werden können. Die Betrachtungen der Komplexität des Verbundbildungsproblems schließt exakte Lösungsalgorithmen aus. Deshalb wird eine verteilte, selbstorganisierende Heuristik zur Verwaltung der virtuellen Geräte in Form von geschachtelten Protokollen vorgeschlagen. Kernstück ist ein Distributionsprotokoll, mit dem derer die Verbundbildungsagenten die Zuordnung von physikalischen zu virtuellen Geräten durchführen. Die dazu erforderliche Synchronisierung und der Nachrichtenaustausch werden durch ein Revisions- bzw. Routingprotokoll realisiert. Die Eigenschaften der Heuristik werden schließlich in einer experimentellen Evaluation untersucht.

6.1 Virtuelle Geräte

Wie im Abschnitt 3.2 beschrieben wurde, besteht ein Fahrplan eines Geräts aus einer Kombination von Zeitpunkten, an denen eine Lastverschiebungsaktion ausgelöst werden soll. Da Lastverschiebungen mehrerer Geräte unabhängig voneinander kombiniert werden können, potenziert sich die Anzahl der Möglichkeiten mit der Geräteanzahl. Eine Planung auf Basis einzelner Geräte stößt deshalb schnell an Berechenbarkeitsgrenzen, was im nächsten Kapitel detailliert untersucht wird.

Eine ähnliche Problemstellung ist auf Erzeugungsseite durch die Integration dezentraler Energiewandlungsanlagen gegeben. Solche Anlagen (wie etwa Blockheizkraftwerke, Photovol-

taikanlagen oder Windenergiewandlungsanlagen) speisen im Gegensatz zu konventionellen Kraftwerken mit einer geringeren Leistung ein. Um die konventionelle Erzeugung substituieren zu können, müssen deshalb sehr viele dezentrale Anlagen in das Stromnetz integriert werden. Dadurch erhöht sich nicht zuletzt auch die Planungskomplexität auf Erzeugungsseite.

Virtuelle Kraftwerke sind ein in der domänenspezifischen Literatur vorgeschlagenes Konzept, um einen Verbund aus dezentralen Energiewandlungsanlagen wie ein konventionell steuerbares Kraftwerk in ein Energieversorgungssystem zu integrieren. Laut [Trö10] ist dabei eine informations- und kommunikationstechnische Anbindung eine wesentliche Voraussetzung, mittels derer Prognosen über Systemzustände und Koordinationsinformationen zwischen Einsatzplanungssystem und Anlage ausgetauscht werden können. Die Koordination erfolgt dabei auf direkte Art und Weise, etwa in Form von Fahrplänen. Virtuelle Kraftwerke reduzieren die Planungskomplexität insofern, als dass sie über die Verbundbildung eine Hierarchisierungsebene einführen und so die Problemgröße einschränken.

Der Ansatz virtueller Kraftwerke kann auch auf die Kleinverbraucherseite übertragen werden. Dabei kann der Umstand genutzt werden, dass Geräte des gleichen Typs grundsätzlich ähnliche Lastverschiebungsprognosen aufweisen. Diese Geräte können in einem Verbund zusammengeschlossen werden und so mit nur einem Fahrplan angesteuert werden. Ein solcher Geräteverbund wird im Folgenden als virtuelles Gerät bezeichnet.

Definition 12 (Virtuelles Gerät) *Ein virtuelles Gerät V ist in Analogie zu virtuellen Kraftwerken ein Verbund aus einer Menge aus physikalischen Geräten P , die zwecks Komplexitätsreduktion gemeinsam angesteuert werden. Die Lastverschiebungen, die das virtuelle Gerät bereitstellt, sind wie bei physikalischen Geräten durch Delta- (D^V) und Fehlerprognosen (E^V) angegeben:*

$$V = (P, D^V, E^V)$$

Wobei P einer Menge aus N physikalischen Geräten entspricht:

$$P = \{p_i | i \in \{1, \dots, N\}\}$$

Neben der Reduktion der Planungskomplexität stellt sich durch die Bündelung vieler Geräte außerdem ein weiterer Effekt ein. Lastverschiebungen bei Haushaltsgeräten unterliegen stochastischen Einflüssen, die bspw. auf die Benutzung, Umgebungstemperaturen oder ähnliches zurückzuführen sind. Ein Geschirrspüler kann bspw. nur dann seinen Stromverbrauch verlagern, sofern der Benutzer ihn beladen und eingeschaltet hat. Die grundlegende Idee bei der Verbundbildung ist die sich in einem Geräteverbund einstellende Kompensation stochastischer Effekte. Die Vermutung ist, dass das Verhalten des Verbunds weniger stark von der Summe der Einzelerwartungswerte abweicht, als das Verhalten eines Geräts von seinem Erwartungswert. Ab einer genügend großen Verbundmenge ermöglicht sich dadurch eine sinnvolle Planung mit den Lastverschiebungspotenzialen von Haushaltsgeräten. Gestützt wird diese Vermutung durch das schwache Gesetz der großen Zahlen [Geo04]:

Definition 13 (Das schwache Gesetz der großen Zahlen) *Eine Folge von unkorrelierten Zufallsvariablen $X_1, X_2, X_3, \dots$ mit jeweils endlichen Varianzen unterliegt dem schwachen Gesetz der großen Zahlen:*

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} P(|\bar{X}_n| > \epsilon) = 0$$

Wobei $\bar{X}_n$ definiert ist als:

$$\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - E(X_i))$$

Um das Prinzip des schwachen Gesetzes der großen Zahlen zu verdeutlichen, ist in Abbildung 6.1 das Ergebnis von jeweils 20 Ausführungen eines Zufallsexperiments dargestellt. In diesem Experiment werden bis zu 100 normalverteilte Zufallszahlen mit $\mu = 1$ und $\sigma = 1$ aufaddiert.

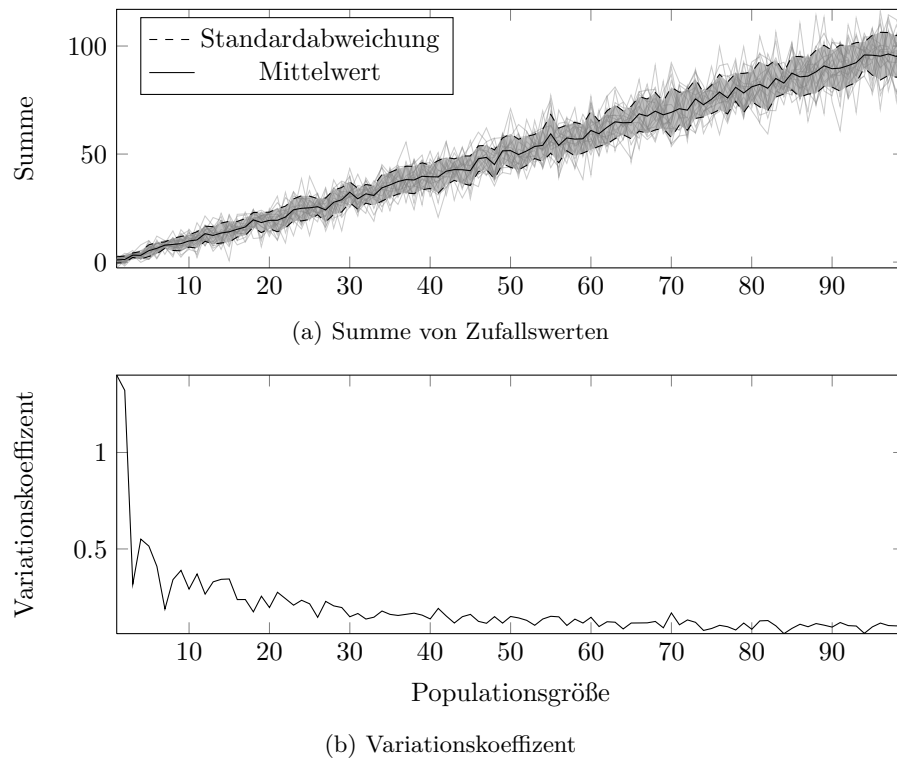


Abbildung 6.1: Zufallsexperiment

Zu jeder Populationsgröße wird außerdem der Mittelwert und der Fehler in Form der Standardabweichung der Experimente errechnet (vgl. Abbildung 6.1(a)). Wie ersichtlich ist, nimmt der Fehler mit zunehmender Schrittzahl zu. Durch die Aggregation vieler Zufallsvariablen kann Stochastizität also nicht aufgehoben werden. Allerdings steigt der Fehler bei zunehmender Populationsgröße langsamer an als der Mittelwert. Dieses Verhältnis drückt der Variationskoeffizient aus:

Definition 14 (Variationskoeffizient) Der Variationskoeffizient $VarK$ einer Zufallsvariablen X ergibt sich aus deren Standardabweichung σ und Erwartungswert E .

$$VarK(X) = \frac{\sigma_X}{E(X)}$$

Der Variationskoeffizient (oder auch relative Standardabweichung) sinkt mit zunehmender Anzahl an Zufallsvariablen, wie Abbildung 6.1(a) zu entnehmen ist.

Das schwache Gesetz der großen Zahlen lässt sich auf Lastverschiebungen von Haushaltsgeräten übertragen. Eine Zufallsvariable aus dem obigen Beispiel kann als Ausprägung einer Lastverschiebungsaktion von einem Haushaltsgerät aufgefasst werden. Während die prozentuale Abweichung vom Erwartungswert der Lastverschiebung (also der Deltaproggnose) bei einem Gerät hoch ausfallen kann, reduziert sich der prozentuale Anteil, je mehr Geräte gleichzeitig an der Lastverschiebung teilnehmen.

6.1.1 Aggregation

Bei der Aggregation vieler physikalischer Geräte in ein virtuelles Gerät wird obiger Umstand ausgenutzt. Damit eine Einsatzplanung für einen solchen Geräteverbund erfolgen kann, muss das gebündelte Lastverschiebungspotenzial beschrieben werden. Da eine Beschreibung für die einzelnen Lastverschiebungen der physikalischen Geräte bereits in Form von Delta- und Fehlerprognosen erfolgt, liegt es nahe, die gebündelten Lastverschiebungen ebenfalls in dieser Form anzugeben.

Das gemeinsame Ansteuern der physikalischen Geräte innerhalb eines virtuellen Geräts bewirkt, dass die Lastverschiebungen der Geräte gleichzeitig ausgeführt werden. Da sich die Stromverbrauchsänderungen addieren, ergibt sich die Deltaproggnose des virtuellen Geräts aus der Summe der Deltaproggnosen der physikalischen Geräte.

Die Fehlerprognose kann ebenfalls über eine einfache Addition errechnet werden. Der Fehler ist in Definition 8 als eine Schätzung der Varianz beschrieben. Unter der Voraussetzung, dass die Lastverschiebungen verschiedener Geräte paarweise unkorreliert sind, entspricht die Varianz der aggregierten Lastverschiebungen der Summe der Einzelvarianzen. Diese Voraussetzung kann als gegeben angesehen werden, da der wesentliche Einflussfaktor auf die sich ausprägenden Lastverschiebungen die menschliche Interaktion ist und diese in der Regel nicht korreliert¹.

Die Addition von Zeitreihen lässt sich wie folgt definieren:

Definition 15 (Lastverschiebungsarithmetik) *Zwei Lastverschiebungszeitreihen a und b lassen sich durch Addition ihrer Elemente aggregieren:*

$$\oplus : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^k, a \oplus b \mapsto (a_1 + b_1, \dots, a_k + b_k)$$

Analog definiert sich die Subtraktion zweier Lastverschiebungszeitreihen:

$$\ominus : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^k, a \ominus b \mapsto (a_1 - b_1, \dots, a_k - b_k)$$

Bei beiden Definitionen gilt:

$$k = \max(n, m), \forall n < j \leq k : a_j = 0, \forall m < j \leq k : b_j = 0$$

Im Wesentlichen entspricht diese Operation der Vektoraddition. Allerdings können die Prognosezeitreihen aus unterschiedlich vielen Elementen bestehen. Da sich nach Ablauf einer Lastverschiebung wieder der ursprüngliche Stromverbrauch einstellt, müssen die jeweils fehlenden Elemente mit 0 ergänzt werden.

¹Der Betrieb von Waschmaschinen und Wäschetrocknern ist zwar offensichtlich korreliert. Da diese Geräte aber nicht in einen Verbund aggregiert werden (vgl. Abschnitt 6.3.6), kann dieser Umstand hier vernachlässigt werden.

Mit der Lastverschiebungsarithmetik aus Definition 15 können Prognosen von gebündelten Lastverschiebungen errechnet werden. So lassen sich die Delta- und Fehlerprognosen - D^V und E^V - eines virtuellen Geräts V durch die Aufsummierung der jeweiligen Zeitreihen der physikalischen Geräte errechnen:

$$D^V = D^{p_1} \oplus D^{p_2} \oplus \dots \oplus D^{p_n}$$

$$E^V = E^{p_1} \oplus E^{p_2} \oplus \dots \oplus E^{p_n}$$

Über die Addition und Subtraktion der jeweiligen Prognosezeitreihen können beliebige physikalische Geräte zu einem virtuellen Gerät zusammengeschlossen werden. Allerdings ist nicht jede Kombination von physikalischen Geräten sinnvoll, da sich bspw. Lastverschiebungen gegenseitig aufheben können. Im Folgenden wird deshalb ein Maß entworfen, das die Ähnlichkeit von Geräten anhand ihrer Lastverschiebungen bewertet und damit die Grundlage für den Verbundbildungsprozess liefert.

6.1.2 Aggregationsmaß

Die Aggregation von physikalischen Geräten in virtuelle Geräte verfolgt zwei gegenläufige Zielsetzungen. Zum einen ist die Komplexität zu verringern, indem die Anzahl an einzuplanenden Geräten reduziert wird. Zum anderen muss eine Grundmenge an Geräten erhalten bleiben, um genügend Freiheitsgrade bei der Planung zu garantieren. Dabei ist zudem sicherzustellen, dass durch die Aggregation die Lastverschiebungen und deren Abrufmöglichkeiten so wenig wie möglich eingeschränkt werden. Die Problemstellungen werden im Folgenden anhand von Beispielen verdeutlicht und ein Aggregationsmaß abgeleitet.

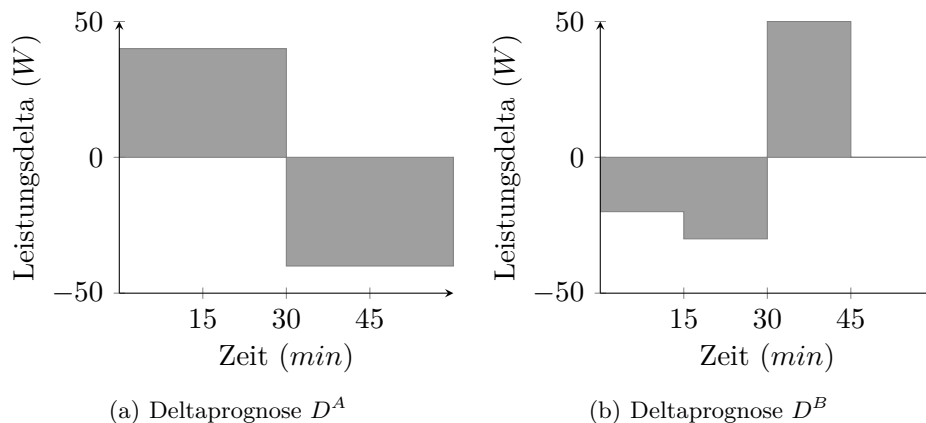


Abbildung 6.2: Exemplarische Lastverschiebungen

Abrufbarkeit

Um zunächst die Auswirkungen der Aggregation auf die Abrufbarkeit von Lastverschiebungen zu verdeutlichen, stellt Abbildung 6.2 zwei Deltaprognozen D^A und D^B dar.

Die Lastverschiebungen von Geräten wirken je nach Typ über einen unterschiedlich großen Zeitraum. Werden mehrere Geräte in einem Verbund aggregiert, entspricht die Wirkungsdauer

einer gebündelten Lastverschiebung von mehreren Geräten nach Definition der Lastverschiebungsarithmetik der des Geräts mit der am längsten wirkenden Lastverschiebung.

Nachteilig bei einem Verbund aus Geräten mit unterschiedlich langen Lastverschiebungen ist deshalb die Reduktion der Abrufmöglichkeiten. Geräte, deren Lastverschiebungen von kurzer Wirkungsdauer sind, können häufiger abgerufen werden, sind jedoch durch die langen Lastverschiebungen einzelner Geräte blockiert.



(a) Beispielfahrplan A



(b) Beispielfahrplan B

Abbildung 6.3: Beispielfahrpläne

Abbildung 6.3 verdeutlicht dies anhand eines Planungszeitraums bestehend aus 12 Zeitschritten. In diesem Beispiel wird angenommen, dass die Ausprägung der Lastverschiebungen von Gerät A und B jeweils zu jedem Zeitpunkt identisch ist. Demzufolge kann für Gerät A ein Fahrplan aufgestellt werden, in dem das Lastverschiebungssignal D^A insgesamt 3 mal durchgeführt wird. Für Gerät B ergeben sich aufgrund der kürzeren Lastverschiebung jedoch insgesamt 4 mögliche Abrufe. Eine Bündelung von Gerät B mit Gerät A reduziert demzufolge die Planungsgranularität.

Es gilt daher sicherzustellen, dass die Lastverschiebungen aller Geräte in einem Verbund möglichst über denselben Zeitraum wirken. Eine Komponente des zu entwerfenden Aggregationsmaßes ist deshalb das Wirkungsdauermaß aus Definition 16:

Definition 16 (Wirkungsdauermaß r_d) Zum Zeitpunkt t berechnet r_t^d das Verhältnis zwischen der mit der Anzahl $|P|$ der physikalischen Geräte im Verbund multiplizierten Dauer der gebündelten Lastverschiebung $|D_t^V|^2$ und der aufsummierten Dauer der Einzellastverschiebungen $|D_t^{p_i}|$ eines physikalischen Geräts p_i . Diese Berechnung muss für jeden Zeitschritt $t \in H$ durchgeführt werden, um schließlich über den Mittelwert das Zeitmaß r^d bilden zu können:

$$r^d(V) = \frac{1}{|H|} \sum_{t \in H} r_t^d(V)$$

Wobei r_t^d definiert ist als:

$$r_t^d(V) = \frac{\sum_{p_i \in P} |D_t^{p_i}|}{|D_t^V| \cdot |P|}, \text{ falls } |D_t^V| > 0, \text{ sonst } 0$$

Im optimalen Fall, wenn alle physikalischen Geräte P Lastverschiebungen mit derselben Wirkungsdauer aufweisen, entspricht der Zähler dem Nenner, wodurch sich der Wert 1 einstellt. Da die Wirkungsdauer der gebündelten Lastverschiebung immer der maximalen Wirkungsdauer der Einzellastverschiebung D^{p_i} entspricht, nimmt der Zähler bei unterschiedlichen

²Unter $|\cdot|$ wird hier wie auch bei Mengen die Mächtigkeit, also die Anzahl der Elemente eines Vektors verstanden.

Wirkungsdauern der Einzellastverschiebung kleinere Werte an. Die minimale Wirkungsdauer einer Lastverschiebung beträgt 0, womit der Wertebereich von r^d auf $0 \dots 1$ eingeschränkt ist.

Lastverschiebungspotenzial

Bei der Aggregation physikalischer Geräte ist weiterhin sicherzustellen, dass das Lastverschiebungspotenzial erhalten bleibt und sich die physikalischen Lastverschiebungen nicht gegenseitig reduzieren oder gar aufheben.

Bei der gleichzeitigen Auslösung der beiden Lastverschiebungen aus Abbildung 6.2 würde sich die in Abbildung 6.4(a) dargestellte Lastverschiebung einstellen. Da D^A innerhalb der ersten beiden 15-Minuten Intervalle positive Regelenergie bereitstellt, D^B jedoch negative, reduziert sich die Lastverschiebung in der Summe. Im dritten 15-Minuten Intervall sind die Vorzeichen der Lastverschiebungen ebenfalls vertauscht. Da D^B nur einen Effekt über insgesamt 45 Minuten besitzt, wird nur im vierten 15-Minuten Intervall die maximal mögliche Lastverschiebung erreicht. Das Lastverschiebungspotenzial lässt sich über die Summe der absoluten Werte beider Zeitreihen $abs(D^A) + abs(D^B)$ ³ errechnen, wie in Abbildung 6.4(b) dargestellt. Da das Lastverschiebungspotenzial $65Wh$ beträgt, in Summe aber nur $20Wh$ erreicht werden, reduziert sich durch die Aggregation das Volumen der Lastverschiebung um ca. 69%.

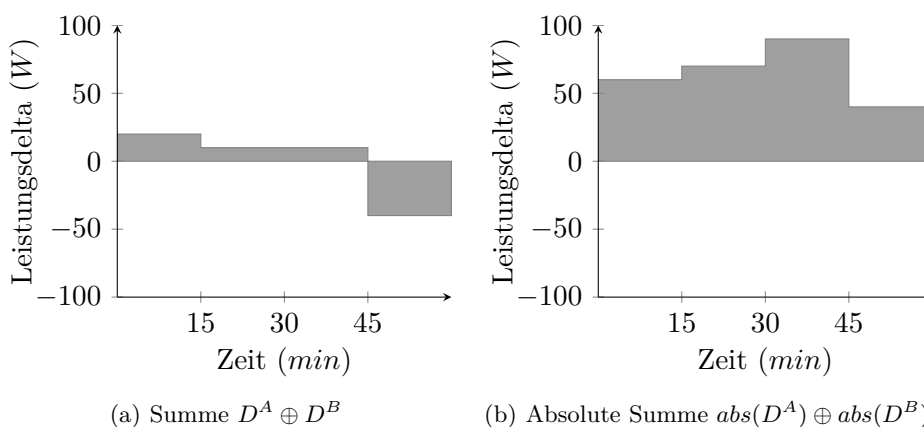


Abbildung 6.4: Lastverschiebungsvolumen

Bei der Aggregation von Geräten in einen Verbund muss deshalb sichergestellt sein, dass die Lastverschiebungszeitreihen sich ergänzen und das Volumen nahe am Lastverschiebungspotenzial bleibt. Zu diesem Zweck kann der Prognosefehler E herangezogen werden. Dieser ist in absoluter Form angegeben und steigt deshalb unabhängig von Lastverschiebungsverlusten bei der Aggregation stetig an. Setzt man den Prognosefehler mit der gebündelten Lastverschiebung in ein Verhältnis können bei der Bündelung entstehende Verluste bewertet werden.

Darüber hinaus erlaubt der Prognosefehler die oben geforderte Limitierung der Bündelung von physikalischen Geräten. Nach Definition 14 gibt der Variationskoeffizient das Verhältnis zwischen der Standardabweichung, also dem erwarteten Fehler, und dem Erwartungswert selbst an. Der Variationskoeffizient bietet sich daher als Sollwert an, mit dem sichergestellt werden kann, dass der Prognosefehler einem festen Anteil der Lastverschiebung entspricht.

³ $abs(X)$ liefert den absoluten Wert jeder Komponente des Vektors X zurück.

Überschreitet der Variationskoeffizient eines virtuellen Geräts den Sollwert, so müssen weitere physikalische Geräte aggregiert werden. Beim Unterschreiten müssen physikalische Geräte aus dem virtuellen Gerät abgestoßen werden.

Das Fehlermaß r^e stellt eine Möglichkeit dar, mit der die Überlegungen zu dem Aggregationsverlust sowie dem Fehlerschwellenwert kombiniert werden können:

Definition 17 (Fehlermaß r^e) Zum Zeitpunkt t berechnet c_t aus der gebündelten Lastverschiebung D_t^V und dem erwarteten Fehler E_t^V den Variationskoeffizienten:

$$c_t(V) = \frac{\sum_{e \in E_t^V} \sqrt{e}}{\sum_{d \in D_t^V} d}$$

Der Koeffizient wird in r_t^e mit dem Sollwert ϵ ins Verhältnis und über die Exponentialfunktion auf einen Bereich von $0 \dots 1$ normiert:

$$r_t^e(V) = e^{-|c_t(V) - \epsilon|}$$

Das Fehlermaß r^e errechnet sich nun aus Mittelwert von r_t^e über alle $t \in H$ des Planungshorizontes:

$$r^e(V) = \frac{1}{|H|} \sum_{t \in H} r_t^e(V)$$

Der Fehlerschwellenwert ϵ kann dabei zur Skalierung der Verbundgröße verwendet werden. Je kleiner die tolerierbare Abweichung eingestellt wird, umso größere Verbünde müssen ausgebildet werden, um diese Schwelle zu erreichen. Von einer detaillierten Untersuchung der Auswirkungen des Fehlerschwellenwerts auf die Verbundbildung wird hier abgesehen und ein Wert von $\epsilon = 0.2$ gewählt. Unter dieser Parameterisierung ist nach dem Fehlermaß r^e ein optimaler Verbund bei einer erwarteten Abweichung von 20% des Lastverschiebungsvolumens gegeben.

Das Fehlermaß r^e ist wie das Zeitmaß r^d auch auf den Wertebereich $0 \dots 1$ normiert. Da beide Funktionen von derselben Relevanz sind und außerdem sicherzustellen ist, dass keine einen Wert von 0 annimmt, werden die Funktionswerte über eine Multiplikation in die Verbundbewertungsfunktion r überführt.

Definition 18 (Bewertungsfunktion r) Die Funktion r bewertet ein virtuelles Gerät über das Fehlermaß r^e und das Zeitmaß r^d sowohl hinsichtlich Aggregationsverlusten und Fehlerschwellenwert als auch der einheitlichen Wirkungsdauer:

$$r(V) = r^e(V) \cdot r^d(V)$$

Mit der Funktion r kann ein Verbund gemäß der oben gestellten Kriterien bewertet werden. Somit ist entscheidbar, ob die Aufnahme eines physikalischen Geräts in ein virtuelles Gerät sich positiv oder negativ auswirkt.

6.1.3 Analyse der Bewertungsfunktion

Abbildung 6.5 versucht einen Eindruck der Bewertungsfunktion anhand verschiedener Gerätetypkombinationen zu vermitteln. Dabei wurden 10 Geräte eines jeden Typs ausgewählt und sowohl untereinander als auch mit Geräten der übrigen Typen paarweise verglichen. Ein solches Gerätepaar wurde über die Lastverschiebungsarithmetik aggregiert und die Bewertung errechnet.

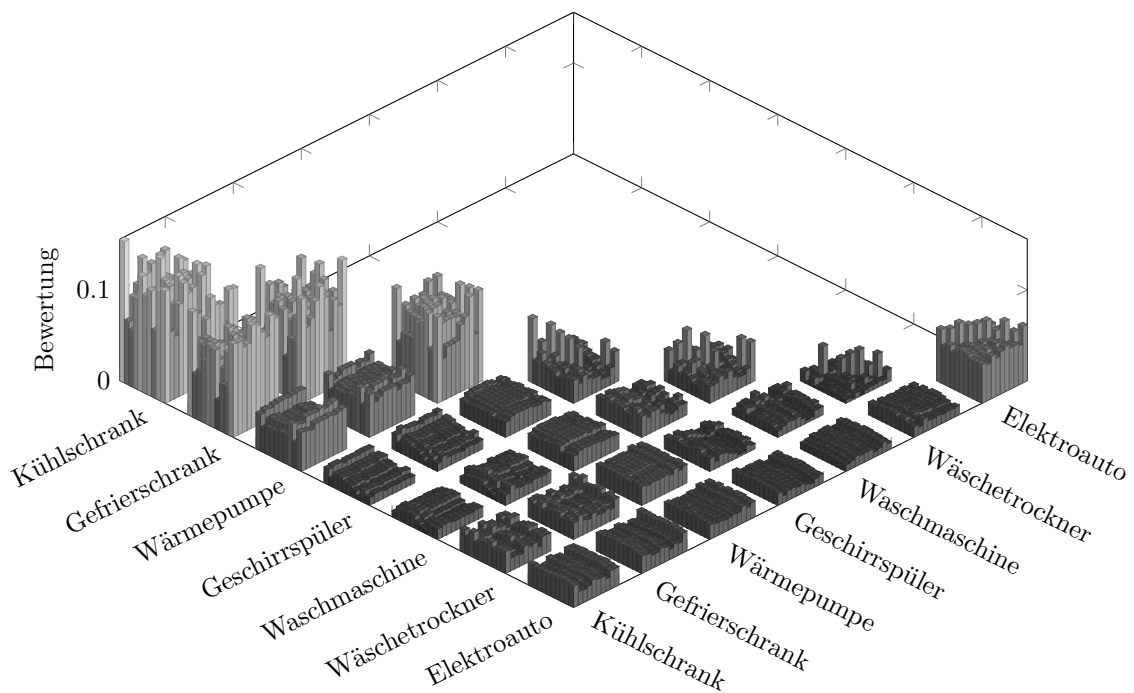


Abbildung 6.5: Ähnlichkeitsbewertungen verschiedener Gerätetypen

Wie aus der Abbildung ersichtlich wird, weisen die Aggregationen von Geräten desselben Typs in der Regel eine höhere Bewertung auf. Kühl- und Gefrierschränke sind sich in ihren Lastverschiebungseigenschaften allerdings sehr ähnlich, weshalb Aggregationen von Geräten dieser beiden Typen eine hohe Bewertung aufweisen. Ähnlich verhält es sich bei Waschmaschinen, Geschirrspülern und Wäschetrocknern. Bei Wärmepumpen und Elektroautos bieten sich hingegen keine Kombinationsmöglichkeiten mit anderen Gerätetypen.

Tabelle 6.1 fasst die Ergebnisse aus einer umfangreicheren Kreuzvalidierung mit jeweils 100 Geräten zusammen. Die Werte in der Tabelle geben den Mittelwert sowie die Standardabweichung aller möglichen Typkombinationen an.

6.1.4 Komplexität

Mit der Bewertungsfunktion r können Kombinationen von physikalischen Geräten hinsichtlich ihrer Lastverschiebungen bewertet werden. Das Ziel der Verbundbildung ist es nun, eine Partition von physikalischen Geräten in virtuelle Geräte zu finden, in der die Bewertung der virtuellen Geräte möglichst optimal ist. Dieser Sachverhalt lässt sich über eine Kostenfunktion ausdrücken.

	Kühlschrank	Gefrierschrank	Wärmepumpe	Geschirrspüler	Waschmaschine	Wäschetrockner	Elektroauto
Kühlschrank	0.090 (0.019)	0.067 (0.018)	0.036 (0.006)	0.010 (0.004)	0.010 (0.003)	0.017 (0.004)	0.018 (0.004)
Gefrierschrank		0.074 (0.012)	0.037 (0.004)	0.011 (0.003)	0.012 (0.004)	0.015 (0.003)	0.015 (0.003)
Wärmepumpe			0.074 (0.013)	0.019 (0.002)	0.018 (0.002)	0.019 (0.002)	0.014 (0.002)
Geschirrspüler				0.019 (0.007)	0.015 (0.005)	0.009 (0.004)	0.009 (0.003)
Waschmaschine					0.017 (0.006)	0.010 (0.004)	0.009 (0.003)
Wäschetrockner						0.007 (0.004)	0.010 (0.003)
Elektroauto							0.042 (0.006)

Tabelle 6.1: Mittlere Bewertung von paarweisen Gerätebündelungen

Definition 19 (Partitionierung physikalischer Geräte) Gegeben sei eine Partitionierung V von physikalischen Geräten P , wobei gilt:

$$\bigcup V = P \wedge A \cap B = \emptyset \forall A \in V, B \in V, A \neq B$$

Die Elemente $v \in V$ entsprechen dabei einem virtuellen Gerät. Die Funktion f berechnet die Kosten der Partitionierung:

$$f(V) = \frac{1}{|V|} \sum_{v \in V} (1 - r(v))$$

Mit anderen Worten ist also eine Partitionierung der Menge der physikalischen Geräte P in Mengen von virtuellen Geräten V zu finden, die die Abweichung zur Idealbewertung 1 minimiert.

Ein verwandtes Optimierungsproblem, in dem ebenfalls eine optimale Partitionierung gesucht ist, findet sich in der Synthese von Hardwaresystemen. Dabei ist für eine Menge von Funktionen F eine Partitionierung P auf m Komponenten zu finden, so dass eine Kostenfunktion $f(P)$ minimiert wird [Hau08].

Definition 20 (Partitionierung Systemsynthese) Gegeben sind eine Menge von Funktionen $F = \{f_1, \dots, f_n\}$ für die eine Partitionierung P der Größe m gesucht wird. Es gilt also:

$$\bigcup P = F \wedge A \cap B = \emptyset \forall A \in P, B \in P, A \neq B \wedge |P| = m$$

Es ist die Partition P aus der Menge aller Partitionen $\mathbf{P}_m$ der Größe m zu finden, bei der eine Kostenfunktion f einen Minimalwert annimmt:

$$\operatorname{argmin}_{P \in \mathbf{P}_m} f(P)$$

Das sich ergebende Partitionierungsproblem lässt sich auf das Graphenpartitionierungsproblem zurückführen, ist somit NP-vollständig und kann nicht in polynomieller Zeit gelöst werden. Exakte Partitionierungsalgorithmen wie bspw. über die ganzzahlige lineare Programmierung können daher nur bei kleinen Problemgrößen angewendet werden. Dies verdeutlicht die Mächtigkeit der möglichen Partitionen $|\mathbf{P}_m|$, die sich über die Stirling-Zahl zweiter Art berechnen lässt und bei $m = 4$ und $|F| = 10$ bereits einen Wert von 34105 annimmt. Bei umfangreichen Problemstellungen eignen sich nur approximative Heuristiken, wie etwa der Kernigan-Lin Algorithmus zur Graphenpartitionierung oder auch probabilistische Ansätze wie Simulated Annealing.

Im Unterschied zum Partitionsproblem bei der Systemsynthese ist bei der Partitionierung von physikalischen Geräten die Anzahl der virtuellen Geräte (also die Anzahl der Partitionen) nicht gegeben. Um eine optimale Partitionierung zu finden, muss bei der Verbundbildung das Partitionierungsproblem nicht nur für eine Partitionsgröße m , sondern für alle möglichen Partitionsgrößen gelöst werden.

Es ergibt sich die folgende Definition für das Optimierungsproblem beim Verbundbildungsprozess:

Definition 21 (Verbundbildungsoptimierungsproblem) *Bei der Verbundbildung von physikalischen Geräten P ist die Partition von virtuellen Geräten V aus der Menge aller Partitionen $\mathbf{V}$ mit minimalen Kosten $f(V)$ zu finden.*

$$\operatorname{argmin}_{V \in \mathbf{V}} f(V)$$

Da das Verbundbildungsoptimierungsproblem eine höhere Komplexität als das Partitionsproblem besitzt, lässt sich ebenfalls kein effizienter (polynomieller) Algorithmus finden. Die Mächtigkeit der möglichen Partitionen $|\mathbf{V}|$ wird durch die Bellsche Zahl angegeben und beträgt bei einer Anzahl von $|P| = 13$ physikalischen Geräten 27644437. Zur Approximation des Problems wurde deshalb eine Heuristik basierend auf einfachen Regeln entworfen.

6.2 Selbstorganisierende Verbundbildungsheuristik

Die Lastverschiebungsarithmetik aus Definition 15 und das Aggregationsmaß stellen die grundlegenden Instrumente für eine Verbundbildung von Haushaltsgeräten dar. Die Herleitung einer Verbundbildungsheuristik basiert ebenfalls auf Ansätzen aus dem Bereich virtueller Kraftwerke.

Die Zuordnung von Erzeugungsanlagen zu erfolgt in der Regel statisch und permanent (vgl. [Bit06], [Bit00], [BEZ01]), wie etwa im Rahmen von Verträgen. Der Aufwand dieser manuellen Zuordnung ist aufgrund der im Vergleich zu Haushaltsgeräten geringen Anzahl von dezentralen Erzeugungsanlagen und der deutlich höheren Leistungskennzahlen vertretbar. Eine manuelle Verbundbildung wäre bei Haushaltsgeräten allerdings mit einem nicht vertretbarem Aufwand verbunden. Die Lösung dieses Problems liegt in einer Automatisierung. In

neueren Arbeiten zu virtuellen Kraftwerken, wie etwa in [TNA08], wird ebenfalls eine automatische Verbundbildung vorgeschlagen. Ein virtuelles Kraftwerk wird in diesem Ansatz durch einen Softwareagenten repräsentiert, welcher dezentrale Erzeugungsanlagen anhand ihrer Freiheitsgrade bündelt.

Die Funktionsweise der Verbundbildungsagenten ist analog. Diese bilden auf Basis der Lastverschiebungsprognosen und anhand der über das Aggregationsmaß bestimmten Ähnlichkeit virtuelle Geräte aus. Die Verbundbildungsagenten müssen autonom auf Aktualisierungen der Lastverschiebungsprognosen reagieren und die Zuordnung der entsprechenden physikalischen Geräte anpassen. Insofern ist der Verbundbildungsprozess insgesamt als selbstorganisierend zu bezeichnen. In [MSSU11] ist ein selbstorganisierendes System bestehend aus einer Menge von m Elementen mit einem großen Grad an Autonomie und k verteilten Kontrollmechanismen charakterisiert:

Definition 22 (Selbstorganisation) *Sei S ein adaptives System bestehend aus m Elementen mit einem großen Grad an Autonomie und k voll oder partiell verteilten Kontrollmechanismen, die den Grad der Selbstorganisation bestimmen:*

1. S wird als stark selbstorganisierend bezeichnet, sofern $k \geq m$.
2. S wird als selbstorganisierend bezeichnet, sofern $k > 1$.
3. S wird als schwach selbstorganisierend bezeichnet, sofern $k = 1$.

Der Grad der Autonomie beschreibt dabei den Ursprung von Kontrollaktionen; stammen letztere aus dem System selbst, wie hier der Fall, ist eine volle Autonomie gegeben. Die Menge m entspricht hier der Anzahl an Verbundbildungsagenten, die jeweils den Verbundbildungsprozess ausführen. Für die Anzahl der verteilten Kontrollmechanismen entspricht damit k der Größe der Menge m . Mit dieser Eigenschaft ist die Definition eines stark selbstorganisierenden Systems erfüllt.

Für die Zuordnung physikalischer Geräte benötigt ein Agent Kenntnis über die in seiner Nachbarschaft vorhandenen virtuellen Geräte. Auf Basis dieses lokalen Wissens optimieren die Verbundbildungsagenten über das Distributionsprotokoll die Zuordnung der physikalischen Geräte. Um das lokale Wissen aktuell zu halten, ist das Distributionsprotokoll in das Revisionsprotokoll eingebettet, welches die Synchronisierung von Zuständen übernimmt. Das Revisionsprotokoll ist wiederum in das Routingprotokoll eingebettet, welches die Nachbarschaft eines Agenten ausbildet und Nachrichten weiterleitet. Insgesamt ergibt sich so die in Abbildung 6.6 dargestellte Verschachtelung der Kommunikationsprotokolle.

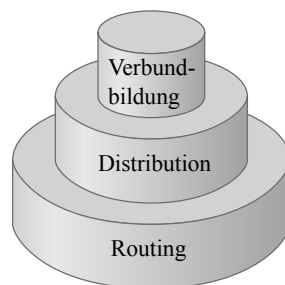


Abbildung 6.6: Verschachtelte Kommunikationsprotokolle des Verbundbildungsprozesses

Die Kommunikationsprotokolle werden in den folgenden Abschnitten beginnend mit dem Distributionsprotokolle beschrieben.

6.2.1 Distributionsprotokoll

Um einen Algorithmus für die Zuordnung von physikalischen Geräten zu virtuellen Geräten zu entwickeln, wird zunächst ein Verbundbildungsagent (im Folgenden kurz Agent) isoliert betrachtet. Ein Agent i verwaltet eine Menge an physikalischen Geräten P_i und eine Menge an virtuellen Geräten V_i und steht mit weiteren Agenten j direkt oder indirekt in einer Nachbarschaftsbeziehung ($j \in N(i)$). Die Aufgabe des Agenten ist es, jedes physikalische Gerät $p \in P_i$ virtuellen Geräten von Agenten in seiner Nachbarschaft (sich selbst eingeschlossen) zuzuordnen, so dass sich die Bewertung für die virtuellen Geräte maximiert (wodurch sich die Kostenfunktion aus Definition 21 minimiert). Die Zuordnung oder auch Distribution der physikalischen Geräte findet dabei iterativ statt, da sowohl physikalische Geräte als auch virtuelle Geräte prinzipiell jederzeit Aktualisierungen unterliegen.

Der Distributionsprozess wird von jedem Agenten parallel durchgeführt, weshalb sich wie in vielen verteilt ablaufenden Prozessen das Terminierungsproblem [Mat89] stellt. Im vorliegenden Fall muss bspw. sichergestellt werden, dass durch die bei den Distributionsprozessen anfallenden Änderungen keine Endlosschleifen entstehen und der verteilte Distributionsprozess nach endlicher Zeit zum Erliegen kommt. Das Beispiel in Abbildung 6.7 verdeutlicht, dass durch die Gleichzeitigkeit von Neuordnungen theoretisch endlose Oszillationen entstehen und der Distributionsprozess so niemals terminieren kann. Ein Kreisviertel entspricht in der Abbildung einem physikalischen Gerät.

Eine einfache Lösung für das Terminierungsproblem ist das sogenannte Momentum. Dieser Wert beschreibt die Zuordnungsfähigkeit eines physikalischen Geräts und ist an die Temperatur aus der als „simulierte Abkühlung“ (Simulated Annealing) bekannten Optimierungsheuristik angelehnt. In dieser gibt die Temperatur die Wahrscheinlichkeit an, mit der ein Zustandswechsel akzeptiert wird. Zu Beginn der Suche ist die Temperatur hoch und ein Zustandswechsel sehr wahrscheinlich. Während jeder Iteration kühlt das System ab, wodurch Zustandswechsel immer unwahrscheinlicher werden und das System schließlich in einen Zustand terminiert. Das Momentum m , das der Agent jedem physikalischen Gerät zugeweiht, arbeitet in ähnlicher Art und Weise; solange es einen Wert größer als 0 besitzt, kann sich die Zuordnung des physikalischen Geräts ändern. Da sein Wert mit jeder Iteration verringert wird, ist die Zuordnung ab einem gewissen Zeitpunkt fest. Sobald das Momentum eines jeden physikalischen Geräts 0 erreicht hat, findet keine Neuordnung mehr statt und der Distributionsprozess terminiert. Veröffentlicht der Controller eines physikalischen Geräts jedoch eine Aktualisierung der Lastverschiebungsprognosen, kann sich eine andere Zuordnung als optimal herausstellen. Deshalb startet der Distributionsprozess in diesem Fall durch das Rücksetzen des Momentums auf den Wert 1 von neuem.

Die zentrale Überlegung bei der Entwicklung der Distributionsheuristik ist, dass die Wahrscheinlichkeit physikalische Geräte mit ähnlichen Lastverschiebungseigenschaften zu finden mit der Menge der Auswahlmöglichkeiten zunimmt. Demzufolge sind Zuordnungen zu virtuellen Geräten bei Agenten mit einer großen Anzahl von physikalischen Geräten in ihrer Nachbarschaft zu bevorzugen.

Da Agenten autonome Prozesse sind, können sie die Distribution nur auf Basis von lokalem Wissen durchführen. Für die Distribution sind nach obigen Überlegungen neben einer Beschreibung der virtuellen Geräte auch Kenntnis der Anzahl der lokalen als auch der globa-

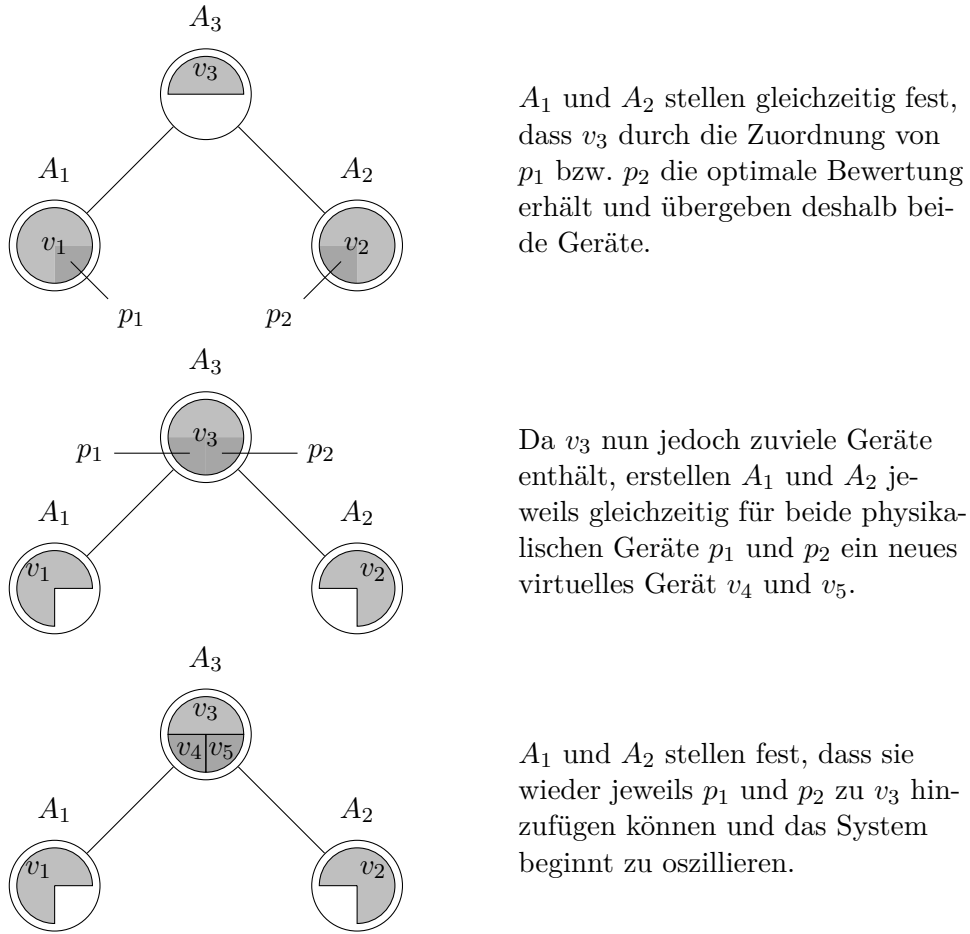


Abbildung 6.7: Oszillationen in der Verbundbildung

len physikalischen Geräte von jedem Agenten in seiner Nachbarschaft notwendig. Das lokale Wissen eines Agenten besteht also aus einer Liste, in der zu jedem Nachbaragenten j ein Eintrag mit folgenden Elementen enthalten ist:

- Der Menge der virtuellen Geräte V_j .
- Der Anzahl der lokal verwalteten physikalischen Geräte c_j^l .
- Der Anzahl der physikalischen Geräte in der Nachbarschaft c_j^g .

Mittels der Anzahl lokaler physikalischer Geräte seiner Nachbarn kann ein Agent i die Anzahl der physikalischen Geräte in seiner Nachbarschaft errechnen:

$$c_i^r = \sum_{j \in N(i)} c_j^l + c_i^l$$

Im Folgenden sei angenommen, ein Agent i verfüge über das vollständige Wissen über seine Nachbarn. Auf Basis der Anzahl der physikalischen Geräte in der Nachbarschaft kann nun die oben skizzierte Priorisierung der Agenten vorgenommen werden. Dies geschieht über

eine Einschränkung des Suchraums. Jedes physikalische Gerät $p \in P_i$ wird dazu mit dem Momentum m_p attribuiert. Initial beträgt das Momentum 1 und wird bei jeder Distributionsiteration um einen festgelegten Wert reduziert. Das Momentum grenzt die Menge der untersuchten Nachbarn wie folgt ein:

$$S = \{V_j | j \in N(i) \cup \{i\} \wedge c_j^r \geq \max(c^r) \cdot m_p\}$$

Mit anderen Worten: Bei einem Wert von $m_p = 1$ werden nur die virtuellen Geräte des Agenten mit den meisten physikalischen Geräten in seiner Nachbarschaft untersucht. Bei kleineren Werten vergrößert sich der Suchraum bis schließlich bei einem Wert von $m_p = 0$ die gesamte Nachbarschaft durchsucht wird. Erreicht das Momentum eines physikalischen Geräts den Wert 0, wird es von weiteren Distributionsiterationen ausgeschlossen.

Darüber hinaus gibt das Momentum die Wahrscheinlichkeit an, mit der das physikalische Gerät p bei einer Distributionsiteration betrachtet wird. Diese Modellierung bewirkt, dass sich physikalische Geräte mit einem geringen Momentum träger verhalten und seltener neu zugeordnet werden. Auf diese Weise können Oszillationen wie in Abbildung 6.7 gedämpft werden.

Die Suche nach einer optimalen Zuordnung für p beginnt damit, dass p aus seiner aktuellen Zuordnung zu dem virtuellen Gerät v' entfernt wird, um einen Ausgangszustand herzustellen. Handelt es sich bei p um ein neues physikalisches Gerät, entfällt dieser Schritt natürlich.

Die Suche besteht nun aus dem Durchlaufen aller $v \in S$ und der Berechnung der Bewertungsfunktion jeweils vor und nach der Hinzunahme von p zu v . Virtuelle Geräte, die durch die Hinzunahme von p eine Verringerung der Bewertung erfahren, werden ignoriert. Aus den virtuellen Geräten, die eine Erhöhung erfahren, wird schließlich dasjenige mit der höchsten Bewertung gewählt. Falls kein virtuelles Gerät gefunden wurde, wird ein neues virtuelles Gerät beim Nachbarn mit der größten Anzahl an physikalischen Geräten erzeugt. Es gilt also:

$$v^* = \begin{cases} \underset{v \in S'}{\operatorname{argmax}} r(v \oplus p) & , \text{ falls } S' \neq \emptyset \\ p & , \text{ sonst} \end{cases}$$

Wobei:

$$S' = \{v | v \in S \wedge r(v) < r(v \oplus p)\}$$

Da der Suchraum S bei einem hohen Momentum klein ist, ist die Wahrscheinlichkeit hoch, dass kein virtuelles Gerät gefunden wird und ein neues virtuelles Gerät beim Nachbarn mit der größten Anzahl an physikalischen Geräten erzeugt wird. Das neue virtuelle Gerät ist damit für alle Nachbarn sichtbar, die nun ihrerseits untersuchen können, ob eines ihrer physikalischen Geräte von einer Neuordnung profitiert. Auf diese Weise prägen sich virtuelle Geräte vorrangig bei Agenten mit einer großen Anzahl an physikalischen Geräten in ihrer Nachbarschaft aus.

Nachdem ein Agent die Zuordnungen seiner physikalischen Geräte aktualisiert hat, endet die Distributionsiteration. Die beim Distributionsprozess anfallenden Änderungen an virtuellen Geräten müssen den jeweiligen Agenten in Form von Nachrichten mitgeteilt werden, damit diese ihr lokales Wissen aktualisieren können.

Die Kommunikation zwischen Agenten besteht aus zwei Kategorien von Nachrichten. Nachrichten der ersten Kategorie fallen während des Distributionsprozesses an und enthalten

Name	Von	An	Beschreibung
add physical	Agent	Agent	Ein physikalisches Gerät ist in ein virtuelles Gerät aufzunehmen. Dabei kann der Empfänger auch dazu veranlasst werden, ein neues virtuelles Gerät zu erzeugen.
remove physical	Agent	Agent	Ein physikalisches Gerät ist von einem virtuellen Gerät zu entfernen.

Tabelle 6.2: Nachrichten für die Änderung von Gerätezuordnung

Anweisungen (`add physical` und `remove physical`) zur Modifikation von virtuellen Geräten benachbarter Agenten (vgl. Tabelle 6.2).

Die in Tabelle 6.3 aufgelisteten Nachrichten gehören der zweiten Kategorie an und dienen der Aktualisierung des lokalen Wissens benachbarter Agenten. Diese Nachrichten werden nach Abschluss einer Distributionsiteration verschickt und beinhalten die Änderungen, die während der Iteration an den lokalen virtuellen Geräten des Agentens angefallen sind.

Name	Von	An	Beschreibung
virtual added	Agent	Agent	Ein virtuelles Gerät wurde neu erzeugt.
virtual updated	Agent	Agent	Ein virtuelles Gerät unterlag einer oder mehreren Änderungen, wie etwa durch Hinzunahme, Entfernung oder Aktualisierung eines physikalischen Geräts.
virtual removed	Agent	Agent	Ein virtuelles Gerät wurde entfernt.

Tabelle 6.3: Nachrichten zur Pflege des lokalen Wissens benachbarter Agenten

Der Distributionsprozess basiert auf aktuellem lokalem Wissen eines Agentens über seine Umgebung und verändert diese durch die Neuordnung von physikalischen Geräten. Für den korrekten Ablauf des Distributionsprozesses ist folglich sicherherzustellen, dass alle Agenten über ein konsistentes Wissen ihrer Umgebung verfügen. Der dazu entwickelte Synchronisierungsmechanismus ist das Revisionsprotokoll.

6.2.2 Revisionsprotokoll

Ein Agent optimiert basierend auf lokalem Wissen über seine Nachbarschaft die Zuordnung von physikalischen Geräten zu virtuellen Geräten. Das lokale Wissen besteht in diesem Fall aus den sich in der Nachbarschaft des Agenten befindlichen virtuellen Geräten. Bei der Optimierung versucht ein Agent seine physikalischen Geräte dem virtuellen Gerät zuzuordnen, bei dem sich die höchste Bewertung einstellt. Die Zuordnung eines physikalischen Geräts stellt also einen Zugriff auf ein virtuelles Gerät dar, weshalb ein virtuelles Gerät als eine Art gemeinsame Resource zwischen den Agenten zu betrachten sind, auf die keine gleichzeitigen Zugriffe erlaubt werden dürfen.

Abbildung 6.8 stellt eine Situation dar, in der ein Zugriff auf ein nicht mehr existentes virtuelles Gerät erfolgt. An den Agenten A_1 und A_3 hat sich jeweils ein neues physikalisches Gerät angemeldet, die den virtuellen Geräten v_1 bzw. v_2 zugeordnet sind. Agent A_2 wurde in

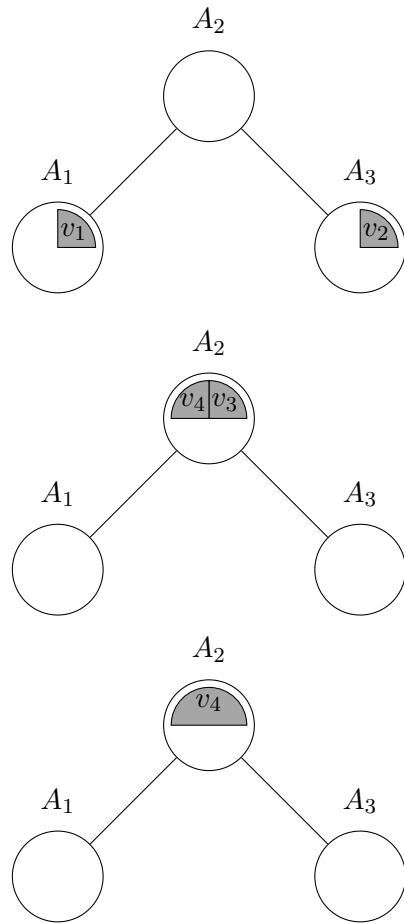


Abbildung 6.8: Zugriffsfehler bei unsynchronisierter Aktivität

dem Beispiel von beiden Agenten über die neuen physikalischen Geräte informiert, wodurch A_2 die Anzahl der physikalischen Geräte in seiner Nachbarschaft aktualisieren muss. Diese Aktualisierung wird anschließend an A_1 und A_3 weitergeleitet. Da weder A_1 noch A_3 mehr physikalische Geräte in ihrer Nachbarschaft als A_2 besitzen, geben sie ihre beiden Geräte an A_2 ab und veranlassen diesen, jeweils ein neues virtuelles Gerät zu erzeugen (v_3 und v_4). Nachdem A_2 nun beide Nachbarn über die neuen virtuellen Geräte informiert, stellen A_1 und A_3 jeweils fest, dass sie ihr physikalisches Gerät jeweils zu v_4 bzw. v_3 hinzufügen können und teilen A_2 dies in Form einer Nachricht mit. Je nachdem, welche Nachricht von A_2 zuerst empfangen wird, kann entweder v_3 oder v_4 entfernt werden, da es keine physikalischen Geräte mehr enthält. Genau dieses virtuelle Gerät wird aber in der zweiten Nachricht referenziert.

Um solche Situationen zu vermeiden, müssen die Zustände der Agenten synchronisiert werden. Ein Agent kann seinen Bestand an virtuellen Geräten nur exklusiv modifizieren, d.h. kein benachbarter Agent darf zeitgleich mit seinem Distributionsprozess beschäftigt sein.

Aus diesem Grund wurde das Revisionsprotokoll entwickelt, mit welchem die Agenten ihre Aktivitäten untereinander koordinieren⁴. Ein Agent kann in dem Protokoll zwei Zustän-

⁴Das Protokoll findet darüber hinaus in 7 eine weitere Anwendung

de annehmen: inaktiv und aktiv. Der aktive Zustand ist dabei exklusiv; befindet sich ein Agent in diesem Zustand sind alle übrigen Agenten in seiner Nachbarschaft inaktiv. Im inaktiven Zustand ist der Agent passiv und nimmt Informationen zwar entgegen, verarbeitet diese jedoch nicht. Letzteres geschieht erst, wenn der Agent in den aktiven Zustand wechselt. Anschließend führt der Agent die lokale Optimierung seiner physikalischen Geräte durch und informiert alle Nachbarn über etwaige Änderungen. Erst nachdem alle Nachbarn den Empfang der Änderungen bestätigt haben, wechselt der Agent zurück in den inaktiven Zustand. Auf diese Weise werden ungültige Zugriffe wie in dem obigen Beispiel verhindert und ein konsistentes Wissen der Agenten gewährleistet. Ein Agent muss also bei anliegenden Änderungen immer aktiv werden, um das Wissen zu verbreiten. Das ist auch dann der Fall, wenn der Distributionsprozess eines Agenten bereits terminiert ist.

Eine ähnliche Problemstellung wurde in [HVS11] untersucht und das Activity Restriction Protocol als Lösung vorgeschlagen. Das Activity Restriction Protocol gewährleistet unter anderem den hier geforderten gegenseitigen lokalen Ausschluss.

Ein Nachteil des Activity Restriction Protocol ist jedoch, dass die Aktivierung der Agenten nach einem Round-Robin Schema erfolgt und die Aktivierung insofern fair erfolgt. Virtuelle Geräte können jedoch jederzeit externe Änderungen erfahren, wie etwa durch eine Aktualisierung eines physikalischen Geräts oder Übergaben von einem Nachbarn. Demzufolge können sich viele Änderungen bei zentralen Agenten anhäufen, die Zwecks Bearbeitung der Änderungen bevorzugt aktiviert werden müssen.

Das Revisionsprotokoll erfüllt diese Anforderung und räumt Agenten mit vielen Änderungen eine Vorrangstellung bei der Aktivierung ein. Jede Änderung, die ein Agent erfährt, erhöht seine Revision, wobei das Protokoll Agenten mit hohen Revisionen bevorzugt aktiviert. Dadurch ist eine Fairness hinsichtlich der Änderungsbearbeitung gegeben. Agenten, bei denen viele Änderungen auflaufen, werden häufiger aktiv als Agenten mit geringeren Aktivierungsfrequenzen.

Das Revisionsprotokoll weist die folgenden Eigenschaften auf:

Gegenseitiger, lokaler Ausschluss Ein Agent ist innerhalb seiner Nachbarschaft exklusiv aktiv.

Deadlockfreiheit Es gibt keine Situation, in der Agenten sich gegenseitig hindern, in den aktiven Zustand zu wechseln.

Wie der Name andeutet, basiert das Revisionsprotokoll auf Revisionen, mittels derer ein Agent entscheiden kann, ob er aktiv werden darf oder nicht. Eine Revision ist dabei eine natürliche Zahl. Jeder Agent erstellt für jeden seiner Nachbarn einen Revisionseintrag. Dieser besteht aus der dem Nachbarn bekannten eigenen Revision und der des Nachbarn selbst.

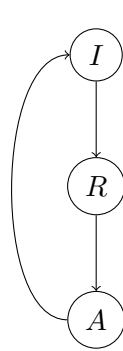
Definition 23 (Revisionsliste) Die Revisionsliste R_i eines Agenten a_i besteht aus den Revisionsinformationen, die seine Nachbarn a_j veröffentlicht haben. l_j^i ist dabei die Revision von a_i , die a_j kennt, r_j^i ist die Revision, die a_j von a_i kennt.

$$R_i = \{(l_j^i, r_j^i) | a_j \in N_i\}$$

Nebenbemerkung: Die Revision a_i selbst ist auch Bestandteil dieser Liste. Da hier die lokale und die entfernte Revision dieselbe Semantik besitzen, gilt:

$$l_i^i = r_i^i$$

Ein Agent befindet sich in einem von drei Zuständen, die, wie in Abbildung 6.9 dargestellt, über den Wert seiner Revision identifiziert werden.



Inaktiv: ($r_i^i = 0$)

Der Agent hat keine Änderungen, die es zu verarbeiten gilt.

Wartend: ($0 < r_i^i < \infty$)

Der Agent hat genau r_i^i Änderungen und wartet darauf, in den aktiven Zustand wechseln zu können.

Aktiv: ($r_i^i = \infty$)

Der Agent befindet sich im aktiven Zustand und kann seine Änderungen abarbeiten.

Abbildung 6.9: Zustände des Revisionsprotokolls und deren Transitionen

Initial befindet sich jeder Agent im Zustand I mit einer Revision $r_i^i = 0$. Bevor ein Agent Änderungen abarbeiten kann, muss er in den Zustand A gewechselt haben. Dazu erhöht er zunächst seine Revision und benachrichtigt seine Nachbarn, wie im folgenden Pseudocode dargestellt:

```

1  def update_revision(self):
2      self.revision += 1
3      for neighbor in self.rev_list:
4          if neighbor == self:
5              # Eigenen Eintrag aktualisieren.
6              self.rev_list[neighbor] = (self.revision, self.revision)
7              continue
8
9      local_rev, remote_rev = self.rev_list[neighbor]
10
11      # Nachbarn über neue Revision informieren.
12      neighbor.revision_changed(self, remote_rev, self.revision, True)
13
14      self.check_revision_list()
```

Listing 1: Revisionserhöhung

Zu beachten ist dabei, dass die Benachrichtigung asynchron erfolgt und nicht auf die Bestätigung des Nachbarn gewartet wird. Ein Agent aktualisiert die Revisionseinträge seiner Nachbarn niemals selbst, sondern nur bei einer Mitteilung des entsprechenden Nachbarn.

Bei der Aktualisierung eines Revisionseintrags werden die übermittelten Revisionsdaten übernommen und die aktuelle eigene Revision zurückgeliefert (vgl. Listing 2).

```

1 def revision_changed(self, neighbor, local_rev, remote_rev, confirm):
2     known_local_rev, known_remote_rev = self.rev_list[neighbor]
3     if known_remote_rev == infinity and remote_rev != 0: return
4
5     self.rev_list[neighbor] = (local_rev, remote_rev)
6
7     self.check_revision_list()
8
9     if confirm:
10         # Revision des Nachbarn bestätigen.
11         neighbor.revision_changed(self, remote_rev, self.revision, False)

```

Listing 2: Aktualisierung eines Revisionseintrags

Sowohl bei der Revisionserhöhung als auch der -aktualisierung überprüft ein Agent, ob die Bedingungen für seine Aktivierung erfüllt sind.

```

1 def check_revision_list(self):
2     if self.revision == 0: return
3     for neighbor in self.rev_list:
4         local_rev, neighbor_rev = self.rev_list[neighbor]
5
6         if remote_rev == infinity: return
7         if remote_rev > local_rev: return
8         if remote_rev == local_rev and id < self.id: return
9
10    self.revision = infinity
11    self.activate()

```

Listing 3: Überprüfung der Revisionsliste

Wie im Pseudocode 3 dargestellt, durchläuft ein Agent dabei alle Einträge seiner Revisionsliste. Um aktiv werden zu können, müssen alle Nachbarn a_j bestätigt haben, dass ihre eigene Revision kleiner ist, als die von Agent a_i bekannte. Im Falle von identischen Revisionen entscheidet eine eindeutige Identifikationsnummer. Diese Bedingung lässt sich wie folgt formalisieren.

$$\forall a_j \in N_i : f_{mutex}(i, j) < 0 \quad (6.1)$$

Wobei f_{mutex} wie folgt definiert ist.

$$f_{mutex}(i, j) = \begin{cases} r_j^i - l_j^i & , \text{ wenn } l_j^i \neq r_j^i \\ i - j & , \text{ andernfalls} \end{cases} \quad (6.2)$$

Um die Funktionsweise des Revisionsprotokolls zu verdeutlichen, stellt Abbildung 6.10 den Ablauf einer Revisionserhöhung da.

Das lokale Wissen eines Agenten entspricht in der Abbildung der jeweiligen Zeile. Erfährt ein Agent a_i im Zustand I oder R eine Änderung, erhöht sich seine Revision r_i^i . Diese Information wird in dem Tupel (r_i^i, r_j^i) an alle Nachbarn a_j weitergeleitet. Ein Agent a_j aktualisiert seinen Eintrag für a_i wie folgt:

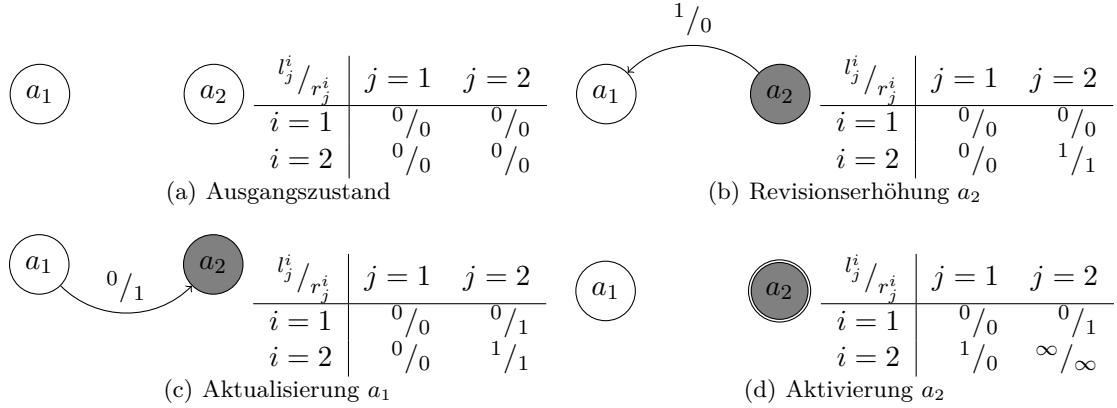


Abbildung 6.10: Ablauf Revisionserhöhung

$$(l_i^j, r_i^j) = \begin{cases} (l_i^j, r_i^j), & \text{falls } r_i^j = \infty \wedge r_i^i \neq 0 \\ (r_i^j, r_i^i), & \text{sonst} \end{cases} \quad (6.3)$$

Anschließend antwortet a_j mit seiner aktuellen Revision sowie der Bestätigung der Revision von a_i in Form des Tupels (r_i^j, r_j^j) . Bei Erhalt der Antwort aktualisiert schließlich a_i seinen Eintrag gemäß:

$$(l_j^i, r_j^i) = (r_i^j, r_j^j) \quad (6.4)$$

Zu bemerken ist dabei, dass l_j^i dem ursprünglichen r_i^i entspricht. Dieser Wert wurde zuerst von a_j und anschließend von a_i übernommen. Da Revisionen im Zustand R nur zunehmen können, gilt also folgende Eigenschaft:

$$\forall a_j \in N_i : l_j^i \leq r_i^j \quad (6.5)$$

Mit anderen Worten: Die Revision von a_i , die a_j seinem Nachbarn a_i bestätigt hat, ist niemals größer als die Revision, von der a_j annimmt, es sei die Revision von a_i . Diese Eigenschaft muss ebenfalls bei dem Übergang von aktiviertem zu inaktivem Zustand erhalten bleiben. Verlässt a_i den aktiven Zustand, teilt er dies seinen Nachbarn in Form des Tupels $(0, r_j^i)$ mit. Nun ist sicherzustellen, dass alle Nachbarn über seinen neuen Zustand in Kenntnis gesetzt wurden. Dazu setzt a_i in seinem lokalen Wissen die Revision seiner Nachbarn auf $r_j^i = \infty$. Nach der Bedingung aus Gleichung 6.3 kann der Wert ∞ erst durch die Bestätigung der Revision 0 zurückgesetzt werden.

Sofern keine Revisionsänderungen mehr erfolgen, verschärft sich die Eigenschaft aus Gleichung 6.5:

$$\forall a_j \in N_i : l_j^i = r_i^j \quad (6.6)$$

Diese Überlegungen sind für die Beweise der Eigenschaften des Revisionsprotokolls von entscheidender Bedeutung. Die Beweisführung ist analog zu [HVS11]:

Definition 24 (Lokaler gegenseitiger Ausschluss) Zwei benachbarte Agenten a_i und a_j befinden sich niemals gleichzeitig im aktiven Zustand. Es gilt also:

$$\forall (a_i, a_j) \in A : (r_i^i = \infty \Rightarrow r_j^j < \infty) \wedge (r_j^j = \infty \Rightarrow r_i^i < \infty) | i \neq j$$

Zum Beweis des lokalen gegenseitigen Ausschluss sei angenommen, es wären zwei benachbarte Agenten gleichzeitig aktiv. Folglich gilt:

$$\exists (a_i, a_j) \in A : r_i^i = r_j^j = \infty \quad (6.7)$$

Da alle Agenten initial im inaktiven Zustand und mit der Revision 0 starten, muss für a_i und a_j mindestens einmal die Bedingung 6.2 erfüllt gewesen sein. Es gibt zwei Fälle, in denen diese Situation eintreten kann:

1. Die Bedingung 6.2 ist für a_i und a_j *nacheinander* erfüllt gewesen. Demzufolge gilt:

$$r_j^i < l_j^i \quad (6.8)$$

Durch Einsetzen der Gleichung 6.5 ergibt sich:

$$l_i^j \leq r_j^i < l_j^i \leq r_i^j \quad (6.9)$$

Da $l_i^j < r_i^j$ ist die Bedingung 6.2 für a_j nicht erfüllt. a_j kann also nicht wie angenommen in den aktiven Zustand wechseln.

2. Die Bedingung 6.2 ist für a_i und a_j *gleichzeitig* erfüllt gewesen. Demzufolge gilt:

$$(r_j^i < l_j^i) \wedge (r_i^j < l_i^j) \quad (6.10)$$

Durch Einsetzen der Ungleichung 6.5 für l_j^i und l_i^j ergibt sich:

$$(r_j^i < l_j^i \leq r_i^j) \wedge (r_i^j < l_i^j \leq r_j^i) \quad (6.11)$$

Diese Ausdruck ist nicht erfüllbar, also stimmt die Annahme nicht.

Die gleichzeitige Aktivierung zweier benachbarter Agenten ist also ausgeschlossen.

Definition 25 (Keine Deadlocks) *Es gibt keine Teilmenge L der Agenten A , in der keiner der Agenten den Zustandsübergang von R nach A durchführen kann. Zum Beweis sei angenommen, dem wäre so.*

$$\begin{aligned} & \exists L \subseteq A, |L| > 0 : \forall a_i \in L : \\ & 0 < r_i < \infty \wedge \forall a_j \in N_i : f_{mutex}(i, j) \geq 0 \end{aligned}$$

Sei a_i ein Agent aus L . Nach Voraussetzung gilt:

$$\forall a_j \in N_i : r_j^i \geq l_j^i$$

Nun sind zwei Fälle zu betrachten:

1. $r_j^i = l_j^i$. In diesem Fall greift das zweite Kriterium aus 6.2 und folglich gilt:

$$f_{mutex}(i, j) < 0, \text{ wenn } i > j \wedge f_{mutex}(j, i) < 0, \text{ wenn } j > i$$

2. $r_j^i > l_j^i$. Unter der Voraussetzung, dass keine Revisionsänderungen mehr erfolgen, gilt die Gleichung 6.6, also folgt:

$$l_i^j = r_j^i > l_j^i = r_i^j$$

Da $l_i^j > r_i^j$ ist $f_{mutex}(j, i) < 0$.

Aus beiden Fällen folgt:

$$\exists (a_k, a_l) \in \{a_i, a_j\} : f_{mutex}(k, l) < 0, k \neq l$$

Dies widerspricht der Annahme.

Mit dem Revisionsprotokoll ist ein geeignetes Instrument gefunden, um gleichzeitige Zugriffe auf gemeinsame Ressourcen wie virtuelle Geräte zu verhindern und eine Priorisierung des Informationsaustausches zu gewährleisten. Die Zustandssynchronisierung über das Revisionsprotokoll benötigt nur die in Tabelle 6.4 dargestellte Nachricht.

Name	Von	An	Beschreibung
revision changed	Agent	Agent	Erfährt ein Agent eine Änderung, teilt er dies seinen Nachbarn in Form einer Revisionserhöhung mit.

Tabelle 6.4: Nachricht des Revisionsprotokolls

6.2.3 Routingprotokoll

Verbundbildungsagenten sind in der Topologie des Stromnetzes angeordnet. Die direkte Nachbarschaft eines Agenten ergibt sich also aus den Verbindungen dieser Topologie. Die Verbundbildung soll jedoch nicht auf die direkte Nachbarschaft beschränkt werden. Über das Routingprotokoll können Agenten Kommunikationspfade (Routen) zu indirekt benachbarten Agenten aufbauen und Nachrichten bspw. aus dem Revisions- oder Distributionsprotokoll mit diesen austauschen.

Die direkten Verbindungen zwischen zwei Agenten sind mit einem abstrakten Entfernungsmaß versehen, über welches bspw. Leitungsverluste oder auch Bilanzkreisgrenzen modelliert werden können. Das Routingprotokoll basiert auf dem Election-Algorithmus aus [Mat89] und erforscht die indirekte Nachbarschaft, indem an alle direkten Nachbarn sogenannte *explore*-Nachrichten versendet werden. Die *explore*-Nachrichten enthalten allerdings anders als im Election-Algorithmus die bisher besuchte Route an Agenten. Stellt ein von einer *explorer*-Nachricht besuchter Agent fest, dass die Route der Nachricht kürzer als die bisher bekannte ist, speichert der Agent diese Route und benachrichtigt auch den Ursprungsagent der Nachricht. Anschließend leitet der Agent die *explorer*-Nachricht an alle direkten Nachbarn weiter, die von der Nachricht noch nicht besucht wurden.

```

1 def explore(self, distance, route):
2     # Überprüfen, ob der Sender dieser Explore-Nachricht bereits bekannt
3     # ist.
4     neighbor = route[-1]
5     if not neighbor in self.neighbors:
6         # Der Sender ist unbekannt, es handelt sich also um einen neuen
7         # Nachbarn.
8         self.neighbors[neighbor] = distance
9
10    # Bekannte Routen zur Quelle überprüfen.
11    origin = route[0]
12    known_distance, known_route = self.routes.get(origin, (None, None))
13    if known_route is not None and distance >= known_distance:
14        # Es ist bereits eine kürzere Route bekannt. Diese Nachricht
15        # kann verworfen werden.
16        return
17
18    # Die von der Nachricht besuchte Route ist kürzer als die bisher
19    # bekannte.
20    self.routes[origin] = (distance, reversed(route))
21
22    # Explore-Nachricht an Nachbarn weiterleiten.
23    route.append(self)
24    for neighbor_distance, neighbor in self.neighbors.values():
25        # Bereits von der Nachricht besuchte Nachbarn können ignoriert
26        # werden.
27        if neighbor in route: continue
28        new_distance = neighbor_distance + distance
29        # Zu lange Routen werden ebenfalls ignoriert.
30        if new_distance > 1: continue
31        neighbor.explore(new_distance, route)
32
33    # Eigene Explore-Nachricht an die Quelle weiterleiten, um weitere
34    # kürzere Pfade zu entdecken.
35    reversed(route)[0].forward(
36        reversed(route[1:]), explore(distance, reversed(route)[:1]))

```

Listing 4: Routingprotokoll

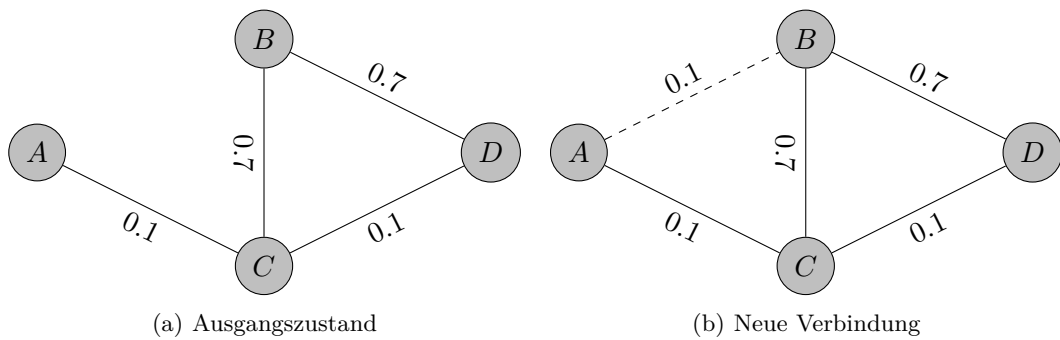
In Listing 4 ist der Pseudo-Code zur Behandlung einer *explore*-Nachricht dargestellt. Die Nachricht enthält die besuchten Agenten in Form der Liste `route` und die zurückgelegte Distanz `distance`⁵. Zunächst ist festzustellen, ob es sich um eine neue Verbindung handelt; also der zuletzt besuchte Agent in der Liste `route[-1]` in der direkten Nachbarschaft `self.neighbors` vorhanden ist. Anschließend wird überprüft, ob bereits eine Route zum Ursprungsagenten `origin` bekannt ist. Ist das der Fall und die bekannte Route ist kürzer, kann die Explorer-Nachricht verworfen werden. Andernfalls wird die neue Route in die Routingtabelle `self.routes` übernommen und an alle Nachbarn weitergeleitet. Abschließend wird eine eigene Explorer-Nachricht über die `forward` Nachricht an den Ursprungsagenten gesendet werden, um diesen über die kürzere Route zu informieren. Da der Ursprungsagent diese neue Explorer-Nachricht seinerseits weiterleitet, können so auch kürzere Routen zu dessen Nachbarn erforscht werden.

⁵Die maximale Distanz ist hier auf 1 normiert.

	<i>A</i>	<i>B</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>A</i>		0.8 $C \rightarrow B$	0.1 <i>C</i>	0.2 $C \rightarrow D$
<i>B</i>	0.8 $C \rightarrow A$		0.7 <i>C</i>	0.7 <i>D</i>
<i>C</i>	0.1 <i>A</i>	0.7 <i>B</i>		0.1 <i>D</i>
<i>D</i>	0.2 $C \rightarrow A$	0.7 <i>B</i>	0.1 <i>C</i>	

Tabelle 6.5: Initiale Routingtabellen

Die Funktionsweise des Routingprotokolls soll im Folgenden anhand eines einfachen Beispiels mit vier Agenten erläutert werden.


Abbildung 6.11: Erstellung einer Verbindung in einem Kommunikationsnetzwerk

In Abbildung 6.11(a) ist das Ausgangsnetzwerk bestehend aus den vier Agenten *A*, *B*, *C* und *D*, sowie die existierenden Nachbarschaftsbeziehungen inklusive Distanzen dargestellt. Die initialen Routingtabellen der Agenten mit den jeweiligen kürzesten Routen sind in Tabelle 6.5 dargestellt.

Wie Abbildung 6.11(b) zeigt, wird das Kommunikationsnetzwerk durch die Hinzunahme einer weiteren Verbindung zwischen den Agenten *A* und *B* mit einer Distanz von 0.1 verändert.

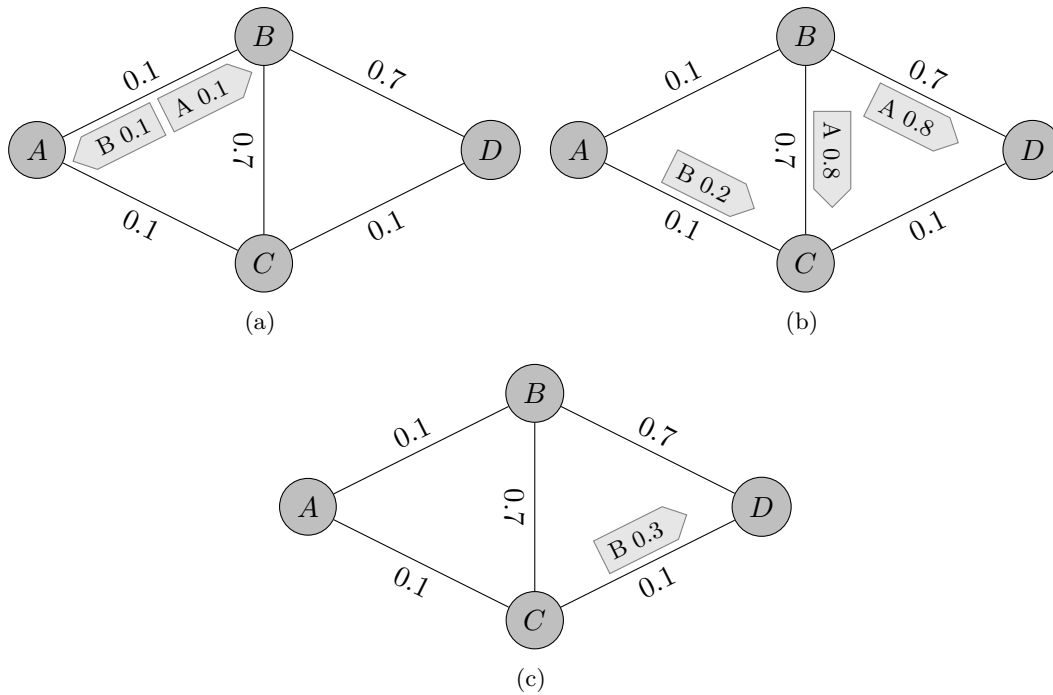
Agent *A* und *B* schicken jeweils eine *explore*-Nachricht über die neue Verbindung, um neue Routen zu entdecken (vgl. Abbildung 6.12(a)). Diese Nachrichten enthalten die bisher besuchten Routen (initial jeweils nur bestehend aus dem Ursprungsagenten der Nachricht) als auch die aufsummierte Distanz.

Ist die von der *explorer*-Nachricht besuchte Route länger als die bekannte, wird die Nachricht ohne weitere Bearbeitung verworfen. Andernfalls kann die alte Route durch die neue ersetzt werden. Letzteres ist sowohl für Agent *A* und *B* der Fall. Beide verfügen bereits über eine Route zum jeweiligen Partner, allerdings mit dem Umweg über Agent *C*. Die direkte Verbindung stellt eine kürzere Route dar und ersetzt somit die alte bekannte Route.

Nachdem die Routingtabellen mit kürzeren oder neuen Routen aktualisiert wurden, leitet ein Agent die *explorer*-Nachricht an seine Nachbarn weiter, da diese ebenfalls von der neuen Route profitieren können. Nachbarn, die sich bereits in der besuchten Route der Nachricht befinden, werden dabei ignoriert.

Agent *A* leitet demzufolge die *explorer*-Nachricht von *B* nur an Agent *C* weiter, während Agent *B* die Nachricht von *A* sowohl an *C* und *D* weiterleitet (vgl. Abbildung 6.12(b)).

Agent *C* verfügt bereits über eine kürzere Route zu *A* als die von der *explorer*-Nachricht von *A* besuchte, weshalb diese Nachricht verworfen wird. Die *explorer*-Nachricht von *B* hat

Abbildung 6.12: Ausbreitung von *explorer*-Nachrichten

	A	B	C	D
A		0.1 B	0.1 C	0.2 C → D
B	0.1 A		0.2 A → C	0.3 A → C → D
C	0.1 A	0.2 A → B		0.1 D
D	0.2 C → A	0.3 C → A → B	0.1 C	

Tabelle 6.6: Routingtabellen nach Hinzunahme einer Verbindung

jedoch eine kürzere Route besucht. Diese Route wird in die Routingtabelle von Agent *C* eingetragen und anschließend an alle Nachbarn weitergeleitet. Agent *A* und *B* werden dabei ignoriert, da beide bereits von der *explorer*-Nachricht besucht worden sind. Agent *D* erhält als letzter Agent die *explorer*-Nachricht von Agent *B* (vgl. Abbildung 6.12(c)). Wie *C* aktualisiert auch Agent *D* seine Routingtabelle aufgrund der Nachricht. Es ergeben sich schließlich die in Tabelle 6.6 dargestellten Routen.

Wie bereits aus dem Pseudocode hervorging, umfasst das Routingprotokoll zwei Nachrichten, die in Tabelle Tabelle 6.7 zusammengefasst sind.

Das Routingprotokoll stellt den letzten Baustein des Verbundbildungsprozesses dar. Über die Erforschung der indirekten Nachbarschaft können die Verbundbildungsagenten in beliebigen Topologien angeordnet werden. Über die Gewichtung direkter Verbindungen kann der Einzugsbereich bei der Verbundbildung an Leitungsmerkmale oder Bilanzkreisgrenzen angepasst werden.

Name	Von	An	Beschreibung
explore	Agent	Agent	Erforscht die indirekte Nachbarschaft und ermittelt neue Routen.
forward	Agent	Agent	Leitet Nachrichten über eine Route an indirekt benachbarte Agenten weiter.

Tabelle 6.7: Nachricht des Routingprotokolls

6.3 Evaluation

Die Validierung des Verbundbildungsprozesses gestaltet sich aufgrund der vielen Einflussgrößen als schwierig. Wie bereits in Abschnitt 6.1.4 gezeigt, ergeben sich bereits bei wenigen physikalischen Geräten sehr viele Kombinationsmöglichkeiten für die Verbundbildung.

Die Evaluation unterteilt sich in einen statischen und einen darauf aufbauenden dynamischen Teil. Bei ersterem ist die Geräteparameterisierung fest und dient der Überprüfung der Verbundbildungsgüte.

Die Evaluation der Verbundbildungsgüte erfolgt deshalb in einem ersten Schritt auf konstruierten, statischen Referenzszenarien, in denen die optimale Lösung bekannt ist. Die Szenarien werden dabei von einem parameterisierbarem Generator erzeugt, so dass zumindest in diesem stark eingegrenzten Parameterraum eine Analyse erfolgen kann. Das Ziel ist dabei, das Verhalten des Verbundbildungsprozesses bei variabler Stromnetzgröße und Geräteanzahl zu untersuchen.

Bei der Konstruktion eines Szenarios sind drei Generatoren beteiligt:

- Der Gerätegenerator d erzeugt Geräte und deren Deltaprognosen auf Basis einer einfachen Funktion.
- Der Topologiegenerator t erzeugt eine Stromnetztopologie.
- Der Referenzlösungsgenerator s erzeugt aus einer gegebenen Menge an Geräten und einer Topologie eine Referenzlösung.

In einem zweiten Schritt werden die dynamischen Aspekte des Systems untersucht. Dazu werden Szenarien mit den Gerätemodellen aus Kapitel 4 erstellt und das Systemverhalten bei zur Laufzeit aktualisierten Deltaprognosen untersucht.

Im Folgenden wird zunächst die Funktionsweise der einzelnen Generatoren erläutert, bevor der statische bzw. dynamische Evaluationsschritt erfolgt.

6.3.1 Gerätegenerator

Aus der Betrachtung der Deltaprognosen aus Abschnitt 5.5 lassen sich einige Eigenschaften ableiten:

- Da ein Steuerungseingriff eine zeitlich variable Aktivität zu einem Zeitpunkt vorzieht bzw. von diesem wegschiebt, entsteht in der Regel eine kurzzeitige Lastaufnahme bzw. -abnahme mit großer Leistung, gefolgt von einer längeren Phase der Lastabnahme bzw. -aufnahme mit geringer Leistung.

- Da es sich bei den Steuerungseingriffen um Lastverschiebungen handelt, in der Energie nur zeitlich bewegt wird, summiert sich eine einzelne Deltaprognose ungefähr zu 0 auf⁶.
- Je nach Einsatzwahrscheinlichkeit zu einem Zeitpunkt aus dem Planungshorizont ist der Effekt eines Steuerungseingriffs sowohl in Wirkungsdauer als auch Amplitude skaliert.

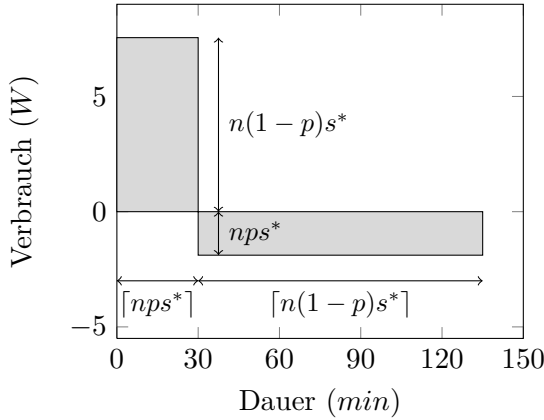
Aufbauend auf diesen Beobachtungen wurde eine Prototypfunktion für eine Deltaprognose entworfen. Grundlegende Idee ist dabei, eine Lastverschiebung über eine positive und eine negative Rechteckfunktion nachzubilden. Der Parameter n legt die maximale Länge der Deltazeitreihe fest. Breite und Höhe sowohl des positiven als auch des negativen Rechtecks sind relativ zur Länge n über den Inversionsfaktor p angegeben. Breite und Höhe sind bei positivem und negativem Rechteck vertauscht, so dass die Summe der Deltazeitreihe 0 entspricht. Die Skalierung über den Planungshorizont wird über die Parameter s und t reguliert. Dabei gibt t den Zeitpunkt im Planungshorizont an und s den Faktor, mit der die Deltazeitreihe gemäß einer Exponentialfunktion zu skalieren ist.

Definition 26 (Prototyp Deltazeitreihe) Die Funktion d erzeugt eine Deltazeitreihe mit der maximalen Wirkungsdauer n , wobei p dem Inversionsfaktor, s der Horizontskalierung und t dem Zeitpunkt entspricht:

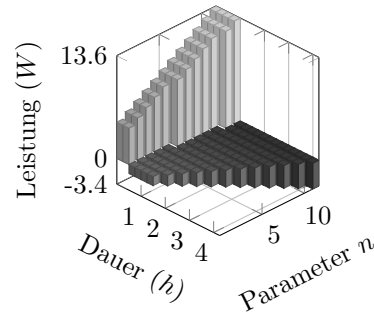
$$d(n, p, s, t) : i \mapsto \begin{cases} n \cdot (1 - p) \cdot s^* & , \text{ falls } i \leq \lceil n \cdot p \cdot s^* \rceil \\ n \cdot p \cdot s^* & , \text{ falls } \lceil n \cdot p \cdot s^* \rceil < i \leq \lceil n \cdot s^* \rceil \end{cases}$$

wobei

$$s^* = e^{-\frac{s}{10}(t-48)^2}$$



(a) $d(10, 0.1, 0.3, 24)$



(b) $d(n, 0.2, 0, 48)$, wobei $n \in [6; 18]$

Abbildung 6.13: Deltazeitreihen der Prototypfunktion d

Abbildung 6.13(a) verdeutlicht die Effekte der Parameter auf eine Deltaprognose, die über die Prototypfunktion erzeugt wurde. Die Breite des positiven bzw. des negativen Rechtecks ist durch $\lceil n \cdot p \cdot s^* \rceil$ bzw. $\lceil n \cdot (1 - p) \cdot s^* \rceil$ festgelegt. Wie in Abbildung 6.13(b) dargestellt,

⁶Eine Summe von 0 wird aufgrund von Rundungsfehlern bei der Diskretisierung nicht exakt erreicht

sind die Längen der positiven und negativen Rechtecke einer durch d erzeugten Deltaproggnose linear abhängig von n . Zu bemerken ist dabei, dass keine der so erzeugten Deltazeitreihen verlustfrei aggregierbar ist, da die Wirkungsdauer jeweils unterschiedlich ist.

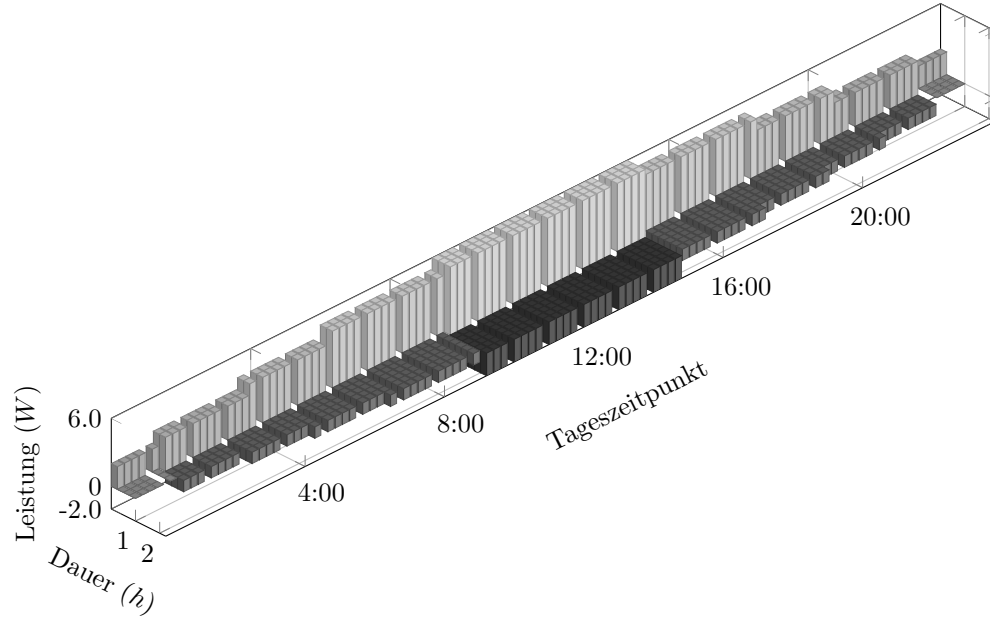


Abbildung 6.14: Konstruiertes Gerät bei $d(10, 0.2, 0.3, t)$, wobei $t \in [0; 95]$

Der Faktor s^* skaliert sowohl die Breiten als auch die Höhen beider Rechtecke und variiert durch die Abhängigkeit von t über den Planungshorizont. Durchläuft t den gesamten Planungshorizont (in der Regel also das Intervall $[0; 95]$), kann über die Prototypfunktion d ein Gerät erzeugt werden. Bei $s = 0.3$ entstehen die in Abbildung 6.14 dargestellten Deltazeitreihen für ein so konstruiertes Gerät.

6.3.2 Topologiegenerator

Mit dem Gerätegenerator d kann eine beliebige Anzahl an Geräten erzeugt werden. Ein vollständiges Szenario benötigt eine Topologie, in der diese Geräte anzuordnen sind. Diese Aufgabe übernimmt der Topologiegenerator.

Da die Verbundbildung über Niederspannungsgrenzen hinweg in der Mittelspannungsebene stattfindet, ist eine Topologie zu generieren, die sich an typischen Strukturen von Mittelspannungsnetzen orientiert. Nach [HDS07] bestehen Mittelspannungsnetze überwiegend aus verzweigten Ringleitungen, in denen jeweils etwa 5 bis 10 Ortsnetzstationen angeschlossen sind. Eine Ringleitung ist an eine Schwerpunktstation angeschlossen, die ihrerseits direkt mit einer Umspannstation verbunden ist.

Der Topologiegenerator t erzeugt nach diesen Beobachtungen eine Stromnetztopologie variabler Größe, welche über die folgenden Parameter beeinflusst wird:

- c : Anzahl der Schwerpunktstationen.
- r : Anzahl der Ringleitungen.

- l : Anzahl der Ortsnetzstationen.

Der Generator besteht aus zwei Schleifen, in denen die jeweiligen Komponenten des Mittelspannungsnetzes wie folgt erstellt werden:

- Wähle die Anzahl der Schwerpunktstationen l_c aus $[c - 1, c + 1]$.
- Erzeuge Schwerpunktstationen $C = \{c_1, \dots, c_{l_c}\}$.
- Für jedes $c \in C$:
 - Wähle die Anzahl der Ringleitungen l_r aus $[r - 1, r + 1]$.
 - Für jedes $r \in \{1, \dots, l_r\}$:
 - * Wähle die Anzahl der Ortsnetzstationen l_l aus $[l - 1, l + 1]$.
 - * Erzeuge Ortsnetzstationen $L = \{l_1, \dots, l_{l_l}\}$
 - * Verbinde $l_1, \dots, l_{l_l}$ in Reihe.
 - * Verbinde l_1 und l_{l_l} mit c .
- Verbinde $c_1, \dots, c_{l_c}$ paarweise.

Die Anzahl der jeweiligen Komponenten wird dabei in den angegebenen Bereichen zufällig gewählt, damit sich keine vollständige Symmetrie in der Topologie ausbildet. Die Distanzen zwischen den jeweiligen Verbindungen betragen in allen Fällen 0.5, so dass sich bei einer maximalen Distanz von 1 eine indirekte Nachbarschaft ausbilden kann.

In einem auf diese Weise generierten Netz sind Schwerpunktstationen paarweise miteinander verbunden und bilden die Wurzelebene. An jeder Schwerpunktstation sind jeweils die beiden Stränge der Ringleitungen angeschlossen. Abbildung 6.15 zeigt eine von d generierte Stromnetztopologie.

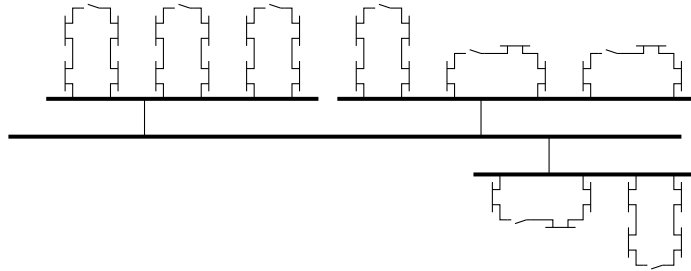


Abbildung 6.15: Generierte Stromnetztopologie bei $c = 3$, $r = 3$ und $l = 4$

6.3.3 Referenzlösungsgenerator

Um die Güte des Verbundbildungsprozesses zu evaluieren, ist eine optimale Referenzlösung notwendig. Da gemäß Abschnitt 6.1.2 das Aggregationsmaß einen Maximalwert von 1 besitzt und gemäß Abschnitt 6 der Mittelwert aller virtuellen Geräte die Zielfunktion bildet, hat eine optimale Lösung den Wert von 1. Demzufolge ist eine Referenzlösung zu generieren, in der eine Partitionierung von physikalischen in virtuelle Geräte mit einer Bewertung von 1 existiert.

Der Lösungsgenerator verteilt dazu Gruppen von physikalischen Geräten auf einer Stromnetztopologie, die zu optimalen virtuellen Geräten aggregiert werden können. Die Idee ist dabei, physikalische Geräte mit identischen Deltaprognosen zu erzeugen und durch Anpassung der Fehlerprognose zu garantieren, dass die Aggregation dieser Geräte in einem optimalen Verbund resultiert. Der Lösungsgenerator arbeitet dabei in zwei Schritten. Zunächst aus einer Deltaprognose, welche als Vorlage dient, die Fehlerprognose für eine Gruppe an physikalischen Geräten so angepasst, dass diese sich optimal in einen Verbund aggregieren lassen. Die physikalischen Geräte werden anschließend im zweiten Schritt zufällig in der Nachbarschaft einer Ortsnetzstation verteilt. Durch Wiederholung dieser Schritte können Referenzlösungen unterschiedlicher Größe für beliebige Stromnetztopologien erzeugt werden. Beide Schritte werden im Folgenden erläutert.

Zur Erstellung eines optimalen Verbunds $V = \{p_1, \dots, p_n\}$ aus n physikalischen Geräten, wird die Deltaprognose D' als Vorlage benötigt. Diese kann beispielsweise aus dem obigen Gerätegenerator stammen. Die Deltaprognose D' wird für jedes Gerät $p \in V$ gesetzt. Durch die Verwendung von identischen Deltaprognosen beträgt das Wirkungsdauermaß $r^d(V)$ offensichtlich 1. Folglich muss nur die Fehlerprognose E der physikalischen Geräte angepasst werden, damit schließlich bei einem Fehlermaß von $r^e(V) = 1$ auch $r(V) = r^d(V) \cdot r^e(V) = 1$ folgt.

Wie in Abschnitt 6.1.2 beschrieben, errechnet sich das Fehlermaß aus dem Variationskoeffizienten $c_t(V)$ und einem Zielwert ϵ und nimmt bei deren Übereinstimmung den gewünschten Wert 1 an. Durch Umformung lässt sich eine Fehlerprognose E_t^V errechnen, die zu $c_t(V) = \epsilon$ für alle Zeitpunkte t im Planungshorizont H führt. Aus dieser kann anschließend durch eine entsprechende Skalierung die Einzelfehlerprognose E_t^p für physikalische Geräte berechnet werden. Durch Einsetzen der Definition des Variationskoeffizienten (vgl. 17) ergibt sich:

$$c_t(V) = \frac{\sum_{e \in E_t^V} \sqrt{e}}{\sum_{d \in D_t^V} d} = \epsilon$$

Dabei entspricht D_t^V den aufsummierten Deltaprognosen der einzelnen physikalischen Geräte des virtuellen Geräts. Nach Voraussetzung entsprechen diese jeweils der Vorlage D'_t . Also ergibt sich durch Umformungen:

$$\begin{aligned} \frac{\sum_{e \in E_t^V} \sqrt{e}}{|V| \cdot \sum_{d \in D'_t} d} &= \epsilon \\ \sum_{e \in E_t^V} \sqrt{e} &= \epsilon \cdot |V| \cdot \sum_{d \in D'_t} d \end{aligned}$$

Wird nun derselbe Wert e' für alle Elemente der Fehlerprognose E_t^V gewählt, reduziert sich die Summe zu:

$$\begin{aligned}
 \dim(D'_t) \cdot \sqrt{e'} &= \epsilon \cdot |V| \cdot \sum_{d \in D'_t} d \\
 \sqrt{e'} &= \frac{\epsilon \cdot |V|}{\dim(D'_t)} \cdot \sum_{d \in D'_t} d \\
 e' &= \left(\frac{\epsilon \cdot |V|}{\dim(D'_t)} \cdot \sum_{d \in D'_t} d \right)^2
 \end{aligned}$$

Der Wert e' muss sich durch Aufsummierung der Fehlerprognosen E_t^p eines jeden physikalischen Geräts in V ergeben. Demzufolge ist E_t^p folgendermaßen zu wählen:

$$E_t^P = \underbrace{\left(\frac{e'}{|V|}, \dots, \frac{e'}{|V|} \right)}_{\dim(D'_t) \text{ mal}} \quad (6.12)$$

Die Fehlerprognose E_t^p wird nun wie die Deltaprognose D'_t auch einheitlich für jedes $p \in V$ gesetzt. Unter dieser Wahl nimmt das Bewertungsmaß r für den Verbund V den Wert 1 an.

In dem zweiten Schritt verteilt der Lösungsgenerator die einzelnen physikalischen Geräte aus V auf einer vorgegebenen Stromnetztopologie G . Dazu wird zunächst eine Ortsnetzstation i ausgewählt und dessen Nachbarschaft $N(i)$ bestimmt. Jedes $p \in V$ wird nun einer zufällig gewählten Ortsnetzstation j aus $N(i) \cup \{i\}$ zugewiesen.

Durch die Wiederholung dieser Schritte kann für eine gegebene Stromnetztopologie G die Anzahl der virtuellen Geräte und damit auch die Anzahl der physikalischen Geräte in der Referenzlösung beliebig skaliert werden. Der Lösungsgenerator verfügt über insgesamt 5 Parameter, mit denen die Größe des Szenarios skaliert werden kann:

- $G = (G_V, G_E)$: Topologie des Stromnetzes, zu der eine Lösung generiert werden soll, wobei G_V der Menge der Ortsnetzstationen entspricht und G_E deren Verbindungen.
- ϵ : Angestrebte relative Standardabweichung der virtuellen Geräte.
- q_V : Bestimmt die durchschnittliche Anzahl an Gruppen pro Ortsnetzstation.
- q_P, n_P : Bestimmt die mittlere Anzahl physikalischer Geräte pro Gruppe (q_P). n_P entspricht dabei einem Verrauschfaktor.
- T : Menge an Vorlagen für Deltaprognosen.

Mit diesen Parametern verteilt der folgende Algorithmus eine Menge an physikalischen Geräten in der Stromnetztopologie:

- Wähle die Anzahl der Verbünde c_V über $|G_V| \cdot q_V$.
- Erzeuge für jeden Verbund eine Menge an physikalischen Geräten:
 - Wähle eine Vorlage D' zufällig aus T .

- Wähle eine Ortsnetzstation s zufällig aus G_V .
- Bestimme die (indirekte) Nachbarschaft N_s von s (inklusive s).
- Wähle eine zufällige Anzahl an physikalischen Geräten c_P aus $[q_P - n_P, q_P + n_P]$.
- Erzeuge eine Menge an physikalischen Geräten $P = \{p_1, \dots, p_{c_P}\}$.
- Errechne Fehlerprognose E' über $|P|$ und der Vorlage D' .
- Für jedes $p \in P$:
 - * Wähle D' und E' als Delta- bzw. Fehlerprognose für p .
 - * Wähle zufällig eine Ortsnetzstation aus $n \in N_s$.
 - * Füge p zur Ortsnetzstation n hinzu.

Eine optimale Lösung von 1 ergibt sich, wenn die physikalischen Geräte eines Verbunds an den jeweiligen Zielortsnetzstationen in einem virtuellem Gerät gebündelt werden.

6.3.4 Szenarioparameterisierung

Mit den Generatoren kann eine Analyse des Verbundbildungsprozesses in verschiedenen Szenariogrößen erfolgen. Dazu wird zunächst über den Gerätegenerator d eine Menge an Delta-prognosen konstruiert, die als Vorlage für physikalische Geräte dienen. Mit diesen Vorlagen findet anschließend eine Analyse des Verbundbildungsprozesses bei variierender Stromnetztopologie und Geräteanzahl statt.

Die über den Gerätegenerator d zu erzeugenden Deltaprognosen sollen sich grob an den Lastverschiebungspotenzialen realer Geräte orientieren. Dazu werden die Parameter der Prototypfunktion auf die Wertebereiche in Tabelle 6.8 festgelegt. Die erste Gruppe an Geräten besitzt relativ kurze Deltazeitreihen und orientiert sich grob an den Eigenschaften regelungsgetriebener Geräte wie etwa eines Kühlschranks. Die letzte Gruppe ist programmgetriebenen Geräten nachempfunden, die sich durch ihre langen Deltazeitreihen und Tageszeitabhängigkeit auszeichnen.

Parameter	Gruppen				
	1	2	3	4	5
Lastverschiebungsdauer n	6	9	12	15	18
Inversionsfaktor p	0.1	0.125	0.15	0.175	0.2
Horizontskalierung s	0	0.25	0.5	0.75	1

Tabelle 6.8: Parameter zur Erzeugung künstlicher Geräte

Die Parameter des Topologiegenerators t und des Lösungsgenerators s werden auf zwei Skalierungsgrößen reduziert. Der Skalierungsfaktor s_G bestimmt dabei die Größe des Stromnetzes, während s_V die Anzahl der Verbünde und damit auch die Anzahl der physikalischen Geräte in dieser Topologie festlegt. Beide Faktoren können Werte aus dem Bereich $[0, 1]$ annehmen.

Durch s_G werden die Parameter des Topologiegenerators t gemäß Tabelle 6.9 skaliert. Bei einem Wert von 0 entsteht so beispielsweise ein minimales Stromnetz aus durchschnittlich 2 Schwerpunktstationen mit jeweils 2 Ringleitungen, an die wiederum jeweils 2 Ortsnetzstationen angeschlossen sind.

Parameter	Minimum	Maximum
Anzahl Schwerpunktstationen	1	4
Anzahl Ringleitungen	2	4
Anzahl Ortsnetzstationen	2	7

Tabelle 6.9: Parameter zur Erzeugung einer Stromnetztopologie

Die Parameter des Lösungsgenerators g werden nach demselben Skalierungsprinzip durch s_V festgelegt. Die Wertebereiche der Parameter sind in Tabelle 6.10 dargestellt.

Parameter	Minimum	Maximum
Durchschnittliche Anzahl virtueller Geräte q_V	0.5	3
Anzahl physikalischer Geräte pro virtuellem Gerät q_P	<i>fest</i> 75	
Verrauschfaktor für physikalische Geräte n_P	<i>fest</i> 25	
Relative Standardabweichung ϵ	<i>fest</i> 0.2	

Tabelle 6.10: Parameter zur Erzeugung der Referenzlösung

6.3.5 Statische Evaluation

Über die beiden Skalierungsfaktoren s_V und s_G können Szenarien definiert und die Güte des Verbundbildungsprozesses evaluiert werden. Die statische Evaluation des Verbundbildungsprozesses findet zunächst anhand von zwei kleineren Szenarien statt, bevor das Ergebnis über einer umfangreicheren Auswahl an Szenarien präsentiert wird.

Szenario $s_V = s_G = 0$

Abbildung 6.16 stellt das kleinste mögliche Szenario mit $s_V = s_G = 0$ dar. Das Stromnetz besteht aus zwei Schwerpunktstationen mit jeweils 2-3 Ringstationen, in denen wiederum jeweils 2-3 Ortsnetzstationen angeschlossen sind. Insgesamt ergeben sich so 11 Ortsnetzstationen, auf die physikalische Geräte verteilt werden können. Bei 11 Ortsnetzstationen und einer Lösungsskalierung von $s_V = 0$ werden nach Tabelle 6.10 durchschnittlich 0.5 Verbünde pro Ortsnetzstation in der optimalen Lösung erzeugt (in diesem Szenario also insgesamt 5). Abbildung 6.16(a) stellt dabei die durch den Lösungsgenerator im ersten Schritt erzeugte optimale Aufteilung der Geräte dar. Ein Verbund ist durch ein Segment im Tortendiagramm repräsentiert. Die Größe des Segments ist dabei relativ zu der Anzahl an physikalischen Geräten, die in diesem Verbund aggregiert sind.

Die physikalischen Geräte eines Verbunds werden durch den Lösungsgenerator auf benachbarte Ortsnetze verteilt. So ergibt sich die in Abbildung 6.16(b) dargestellte initiale Zuordnung der physikalischen Geräte.

Ziel des Verbundbildungsprozesses ist es, ausgehend von der initialen Verteilung eine Aufteilung der physikalischen Geräte in virtuelle Geräte zu finden, die identisch mit den Verbünden aus der Referenzlösung ist. Dazu tauschen die Agenten physikalische Geräte untereinander aus und optimieren gemäß der im Abschnitt 6.2.1 erläuterten Strategie die virtuellen Geräte. Abbildung 6.17 versucht den zeitlichen Verlauf dieser Optimierung darzustellen. Die

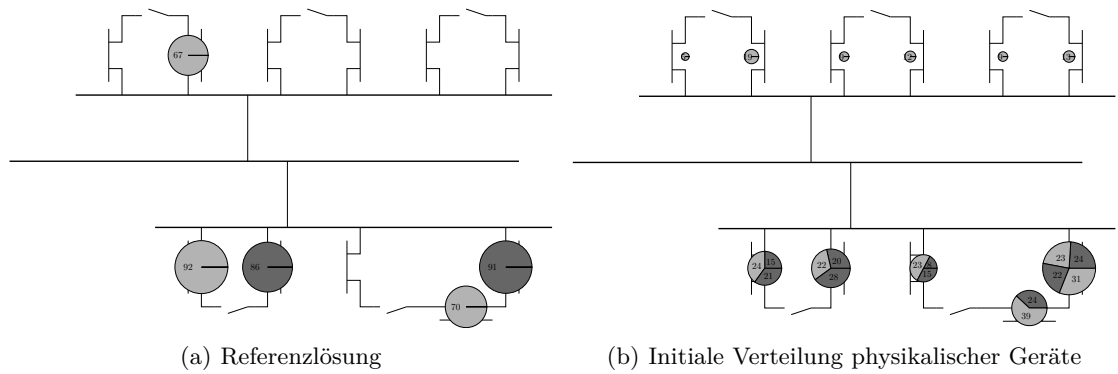


Abbildung 6.16: Szenario bei $s_V = s_G = 0$

y-Achse soll dabei einen Eindruck der Größe der virtuellen Geräte vermitteln und entspricht der Anzahl an physikalischen Geräten in einem virtuellen Gerät. Ein virtuelles Gerät selber ist durch eine gestrichelte Linie begrenzt, während Agenten mit einer durchgezogenen Linie voneinander getrennt sind. Die Schattierung gibt erneut den Typ des Geräts an.

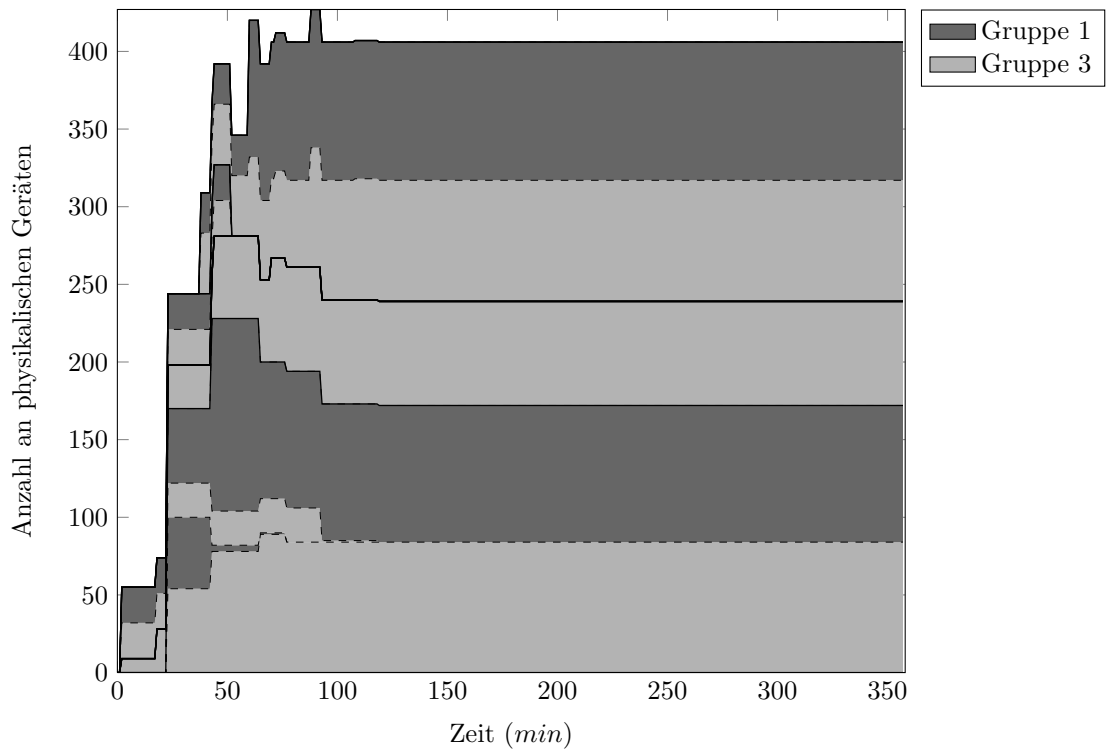


Abbildung 6.17: Zeitlicher Verlauf des Verbundbildungsprozesses

Diese Darstellung ist orthogonal zu den Topologieabbildungen aus Abbildung 6.16 zu sehen, die die Aufteilung physikalischer Geräte in virtuelle Geräte zu einem Zeitpunkt darstellen. So gibt Abbildung 6.18 die resultierende Verteilung wieder, die in Abbildung 6.17 dem vertikalen Schnitt zum Zeitpunkt 350 entspricht.

Zu Beginn der Simulation registrieren sich alle physikalischen Geräte mittels der **attach**

Nachricht bei ihrem jeweiligen Agenten. Ein Agent kann physikalische Geräte jedoch nur im aktiven Zustand zuordnen, weshalb sich die virtuellen Geräte im System schrittweise ausbilden. Durch die Verbreitung der Informationen über Aktualisierungen von virtuellen Geräten nähern sich die Agenten nach einiger Zeit dem optimalen Ergebnis an. Auffällig ist dabei, dass die Anzahl der zugeordneten physikalischen Geräte fluktuiert, wie an der Höhe des Gesamtgraphens erkennbar ist. Teilweise sind sogar mehr physikalische Geräte zugeordnet, als tatsächlich existieren. In diesen Zeiträumen hat ein Agent physikalische Geräte von einem Nachbarn an einen zweiten Nachbarn abgegeben. Aufgrund von Nachrichtenlatenzen hat der Erste die Anfrage noch nicht erhalten, während der Zweite diese bereits bearbeitet hat. Dieser Umstand stellt zwar kein Problem dar, da ein Agent seinen Verteilungsprozess erst dann beendet, sofern alle Nachbarn die Neuordnung bestätigt haben. Allerdings wird so deutlich, dass für die Planung konsistente Schnappschüsse der Zuordnung notwendig sind. Dieser Umstand wird im Abschnitt 7 behandelt.

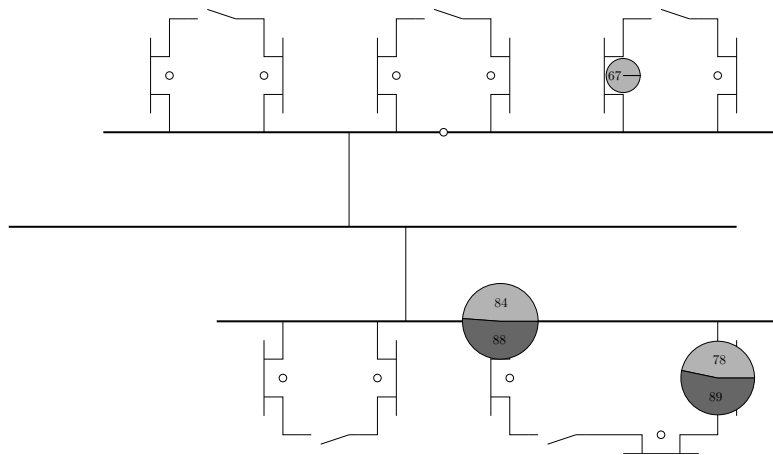


Abbildung 6.18: Resultierende Aufteilung physikalischer in virtuelle Geräte

Abbildung 6.19(a) zeigt neben dem zeitlichen Verlauf der mittleren Bewertung aller virtuellen Geräte auch das mittlere Momentum aller physikalischen Geräte. An der mittleren Bewertung ist zu erkennen, dass der Distributionsprozess bereits früh nahe am globalen Optimum konvergiert und das System während der Abklingzeit des Momentums keine besseren Lösungen findet. Dieselbe Erkenntnis ist aus dem in Abbildung 6.19(b) dargestellten zeitlichen Verlauf des Nachrichtenverkehrs zu gewinnen. Zu Beginn der Simulation melden sich die physikalischen Geräte bei ihrem jeweiligen Verbundbildungsagenten an, wodurch der Verbundbildungsprozess angestoßen wird. Nach ca. 150 Simulationsschritten finden keine Neuordnungen und demzufolge auch kein Nachrichtenverkehr durch das Distributionsprotokoll mehr statt. Der Verbundbildungsprozess dauert allerdings noch weitere 200 Simulationsschritte an, während derer die Agenten, jeweils durch das Revisionsprotokoll, gesteuert wechselweise aktiv werden. Da Nachrichten sowohl des Revisions- als auch des Distributionsprotokolls an indirekte Nachbarn weitergeleitet werden müssen, sind außerdem über den gesamten Simulationszeitraum Nachrichten des Routingprotokolls zu verzeichnen.

Der Distributionsprozess terminiert schließlich mit der in Abbildung 6.18 dargestellten Aufteilung. Im Vergleich zur Referenzlösung ist ersichtlich, dass der Verbundbildungsprozess zumindest in diesem einfachen Szenario in der Lage ist, eine Aufteilung zu finden, die nahe an der optimalen liegt. Die virtuellen Geräte wurden zwar nicht an denselben Agenten wie in der

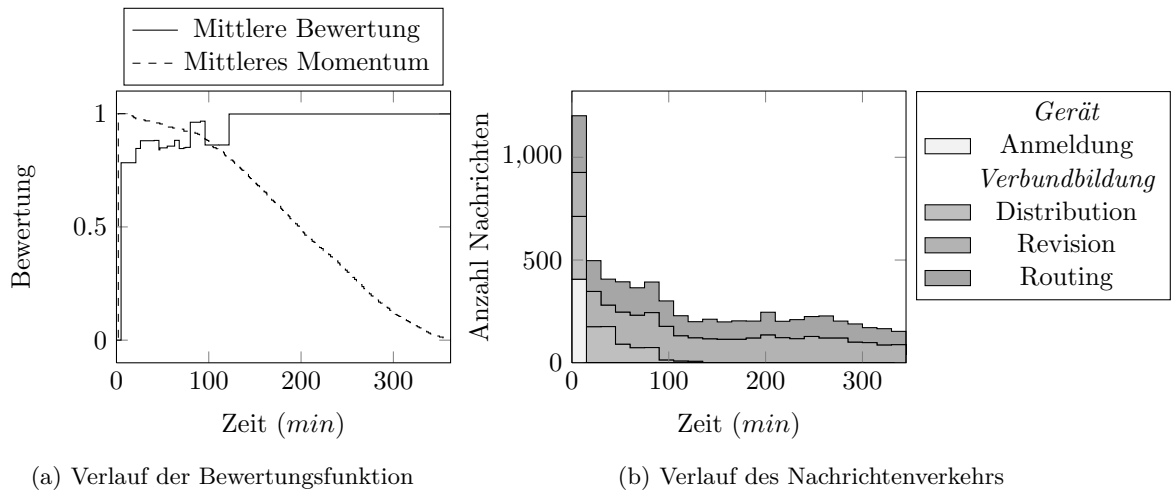


Abbildung 6.19: Zeitlicher Verlauf von Bewertung und Nachrichten

optimalen Lösung ausgeformt, allerdings in deren Nachbarschaft. Bei genauerer Betrachtung der gefundenen Lösung fällt auf, dass die Anzahl an gebündelten physikalischen Geräten von der optimalen Lösung abweicht. Dieser Umstand ist darauf zurückzuführen, dass die Bewertungsfunktion nicht die Ähnlichkeit der Fehlerprognosen berücksichtigt. Die Fehlerprognose wirkt nur limitierend bei der Verbundbildung. Aus diesem Grund werden physikalische Geräte desselben Typs, aber aus unterschiedlichen Verbünden der Referenzlösung, in die virtuellen Geräte aufgenommen.

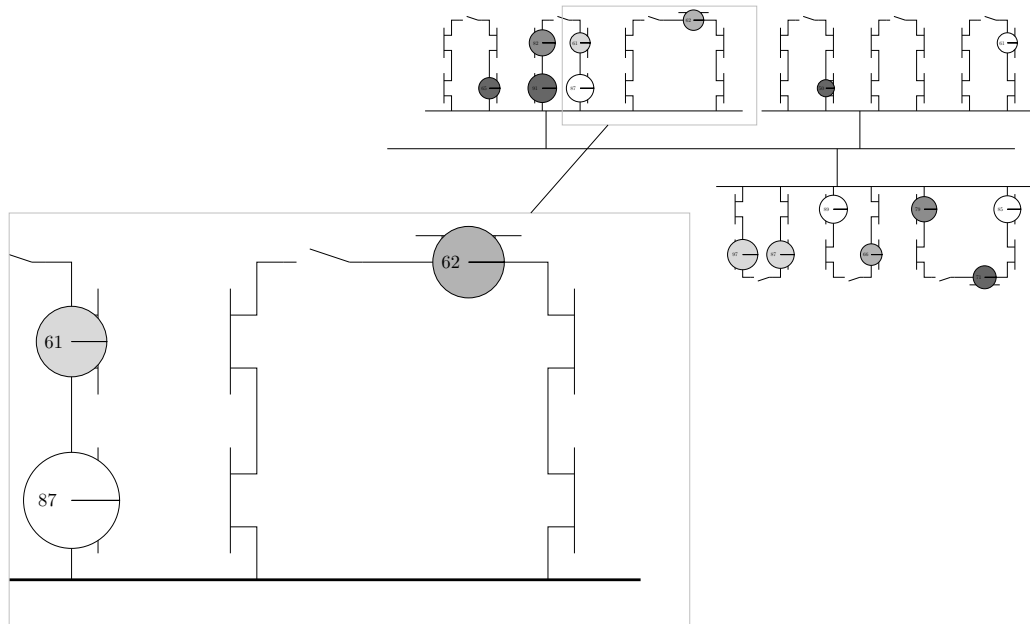


Abbildung 6.20: Referenzlösung

Szenario $s_V = s_G = 0.4$

Während die Distributionsheuristik in kleinen Netzen annähernd optimale Zuordnungen zu finden vermag, verschlechtert sich das Verhalten bei der Betrachtung von größeren Netzen. Abbildung 6.20 zeigt die Referenzlösung aus dem Szenario mit $s_V = 0$ und $s_G = 0.4$, welches aus 3 Schwerpunktstationen mit 3 Ringen und jeweils 4 bis 5 Ortsnetzstationen besteht. Da die Entfernung zwischen zwei Agenten konstant mit 0.5 gewählt wurde, befindet sich die Schwerpunktstation nicht in der Nachbarschaft des Agenten im hinteren Bereich des Rings neben der Trennstelle.

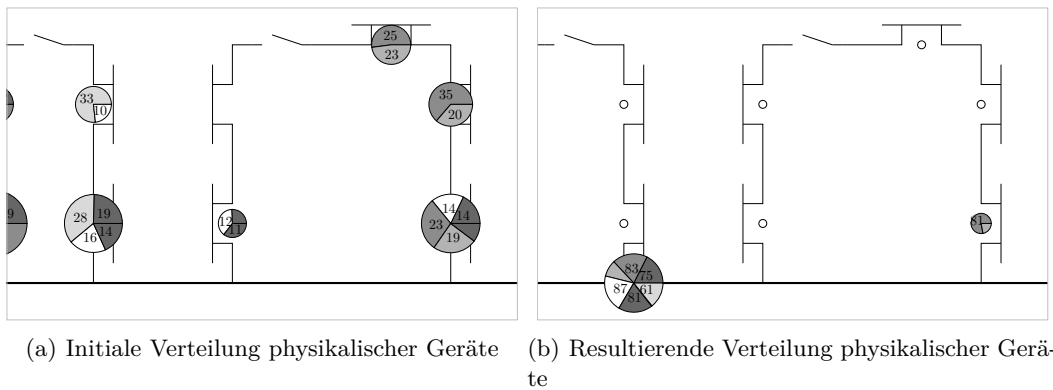


Abbildung 6.21: Szenario bei $s_G = 0.4$ und $s_V = 0$

Da die Heuristik Agenten mit einer großen Anzahl an physikalischen Geräten in ihrer Nachbarschaft bevorzugt, bilden sich in diesem Szenario die virtuellen Geräte an den Schwerpunktstationen aus und nicht in den hinteren Bereichen der Ringe. Die Agenten in der Nachbarschaft dieser abseits liegenden Agenten ordnen ihre physikalischen Geräte dem Schwerpunktknoten zu und bilden dort ein suboptimales virtuelles Gerät aus. Ebenso verhält sich auch der hinterste Agent und ordnet seine physikalischen Geräte dem Nachbarn nahe der Schwerpunktstation zu. Durch den Distributionsprozess entsteht die in Abbildung 6.21(b) dargestellte Zuordnung.

Parameterstudie

Die Vermutung liegt jedoch nahe, dass die Lösungsgüte der Heuristik mit zunehmender Anzahl an physikalischen Geräten im Netz bessere Ergebnisse erzielt. Zwar wird die optimale Zuordnung auch in diesem Fall nicht gefunden, allerdings ist die Wahrscheinlichkeit höher, dass ähnlich gute virtuelle Geräte geformt werden. Um diese Vermutung zu bestätigen, wurden insgesamt 36 Szenarien mit variierender Netzgröße und Anzahl an virtuellen Geräten berechnet. Die Parameter s_G und s_V nehmen dabei mit einer Auflösung von 0.2 Werte im Intervall $[0; 1]$ an.

Abbildung 6.22 zeigt die resultierende Landschaft. Wie zu erkennen ist, fällt die Güte der gefundenen Zuordnungen bei einer Anzahl von 0.5 virtuellen Geräten pro Agent mit zunehmender Netzgröße stark ab. Mit zunehmender Anzahl an virtuellen Geräten werden auch zunehmend bessere Zuordnungen gefunden, was die Vermutung bestätigt. In dem größten Szenario werden durch die optimale Lösung durchschnittlich 3 virtuelle Geräte pro Ortsnetzstation erstellt, was nach obiger Parameterisierung etwa 225 physikalischen Geräten entspricht.

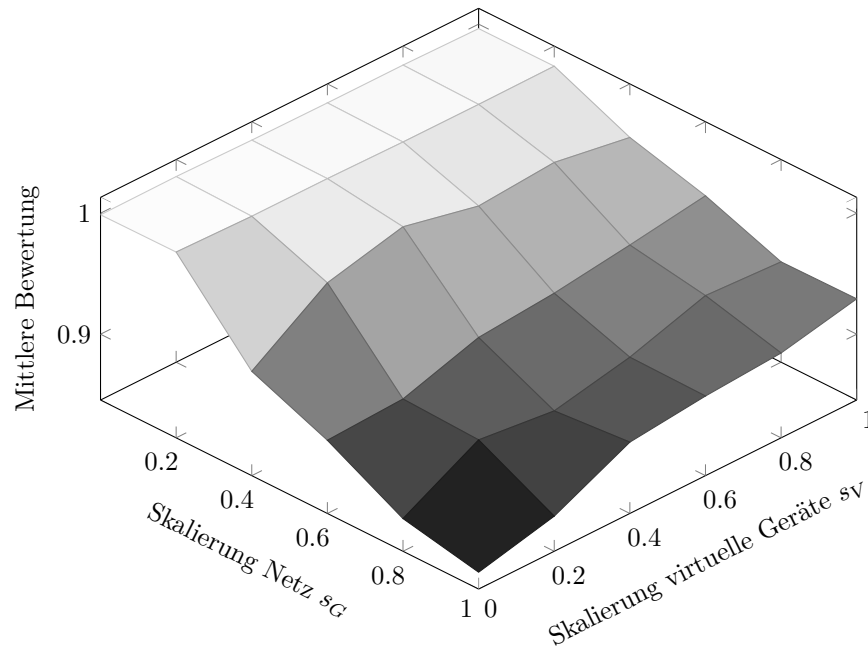


Abbildung 6.22: Güte der gefunden Zuordnungen in Abhängigkeit von Netzgröße und Anzahl virtueller Geräte

Die Anzahl an steuerbaren Kleinverbrauchern in einem realen Ortsnetz ist jedoch höher, weshalb zu erwarten ist, dass die Heuristik in diesem Anwendungsfall gute Ergebnisse erzielen kann.

6.3.6 Dynamische Evaluation

Nachdem die Güte des Distributionsprozesses anhand von künstlichen Szenarien evaluiert wurde, kann nun eine Untersuchung des längerfristigen Verhaltens in einem Szenario mit realistischer Parameterisierung erfolgen. Dabei ist zunächst festzustellen, ob der Distributionsprozess auch unter realistischeren Lastverschiebungen korrekte Zuordnungen findet. Weiterhin stellt sich die Frage, ob der Distributionsprozess auch unter dynamischen Aktualisierungen der Lastverschiebungsprognose diese Eigenschaft behält.

Aus Gründen der Übersichtlichkeit finden die Untersuchungen in einem vergleichsweise kleinen Netzabschnitt statt. Der Topologiegenerator findet hier eine erneute Anwendung und erzeugt eine kleine Stromnetztopologie mit insgesamt 7 Ortsnetzstationen, an denen jeweils 100 Haushalte angeschlossen sind. Jedem Haushalt werden mit den Durchdringungsgraden entsprechenden Wahrscheinlichkeiten Haushaltsgeräte zugeordnet. Bereits in diesem vergleichsweise kleinen Netzabschnitt ergibt sich so insgesamt eine Anzahl von etwa 2500 steuerbaren Haushaltsgeräten.

Einheitliches Benutzungsverhalten

Initial entsprechen die Prognosen der Haushaltsgeräte den bei der Prognosemodellvalidierung in Abschnitt 5.5 ermittelten Durchschnittswerten. Diese Parameterisierung kann als Fabrikseinstellung verstanden werden, die noch nicht an den individuellen Einsatz im Haushalt

angepasst ist. Um die Adaptionfähigkeit des Distributionsprozesses zu untersuchen, wurde ein Zeitraum von 30 Tagen untersucht. Mit fortschreitender Zeit ist eine Anpassung der Lastverschiebungsprognosen an die jeweilige Benutzung des Geräts zu erwarten, wodurch sich wiederum Aktualisierungen der Zuordnungen zu virtuellen Geräten ergeben.

Abbildung 6.23(a) zeigt die Zuordnung physikalischer zu virtuellen Geräten, die sich unter den Fabrikseinstellungen nach einem Simulationstag einstellt. Wie zu erwarten ist, prägt sich eine Bündelung nach Gerätetyp aus, da diese initial dieselben Lastverschiebungseigenschaften aufweisen. Ausnahme stellen hierbei Geschirrspüler und Waschmaschinen dar, die aufgrund ihrer Ähnlichkeit in einen Verbund zusammengeschlossen werden.

Abbildung 6.23(b) stellt hingegen die Zuordnungen nach 30 Tagen dar. Durch die kontinuierliche Anpassung der Prognose an die tatsächliche Nutzung sind die Zuordnungen stärker fragmentiert. Die Anzahl der virtuellen Geräte vergrößert sich auf etwa das dreifache der Ausgangsgröße. Dabei vergrößert sich vor allem die Menge kleiner virtueller Geräte mit weniger als 20 physikalischen Geräten. Weiterhin ist auffällig, dass die Zuordnungen nicht mehr vollständig nach Gerätetyp getrennt sind. Insbesondere prägen sich größere virtuelle Geräte bestehend aus Geschirrspülern und Waschmaschinen bzw. Kühl- und Gefrierschränken aus, deren Lastverschiebungseigenschaften eine große Ähnlichkeit aufweisen.

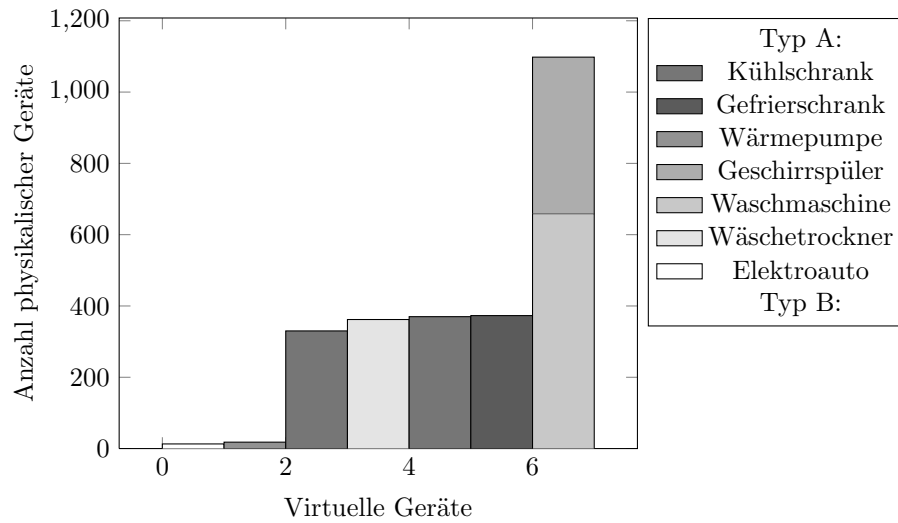
Die Betrachtung des zeitlichen Verlaufs des Distributionsprozesses in Abbildung 6.24 gibt Aufschluss über die Ursachen dieses Verhaltens. Durch die Aktualisierungen der Prognosen beginnen sich bereits in den ersten Tagen neue virtuelle Geräte auszuformen. Dieser Prozess ist über die Dauer von einer Woche zunächst von geringer Dynamik. Die exponentielle Glättung wirkt innerhalb dieses Zeitraums auf die Prognoseaktualisierung dämpfend, da die Fabrikseinstellungen einen Anteil von über 50% an der Prognose stellen. An diese Phase schließt sich ein Zeitraum von etwa 3 Tagen mit hoher Dynamik an. In diesem Zeitraum haben sich die Prognosen zum Großteil an die tatsächliche Nutzung des Geräts angepasst. Durch diese Anpassung entsteht auch die Vermischung von Gerätetypen innerhalb virtueller Geräte, die - bedingt durch deren Benutzung - ähnliche Lastverschiebungsprognosen aufweisen. So entstehen bspw. virtuelle Geräte aus Geschirrspülern und Waschmaschinen, die vorrangig zu denselben Zeitpunkten benutzt wurden. Nach etwa 10 Tagen beruhigt sich das System wieder und die Zuordnungen zu virtuellen Geräten verfestigen sich.

Wie die Untersuchung verdeutlicht, ist das System in der Lage, sich dem tatsächlichen Einsatz von Haushaltsgeräten anzupassen und die Zuordnungen von physikalischen zu virtuellen Geräten dahingehend zu adaptieren. Es stellt sich jedoch die Frage, ob das System nicht nur unterschiedliche Gerätetypen differenzieren kann, sondern auch unterschiedliches Benutzungsverhalten beim Distributionsprozess berücksichtigt wird.

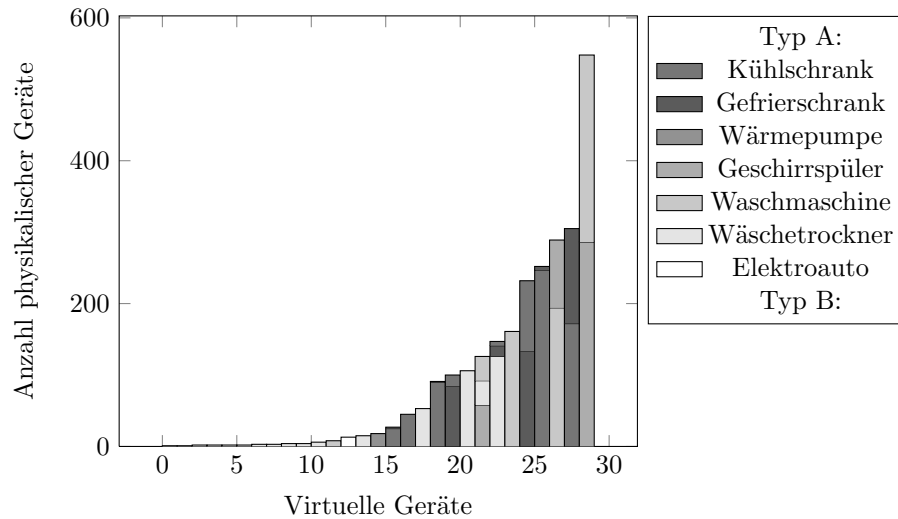
Unterschiedliches Benutzungsverhalten

Die Adaptionfähigkeit des Distributionsprozesses an unterschiedliches Benutzungsverhalten kann aufgrund fehlender Daten nur anhand eines fiktiven Szenarios untersucht werden. Die Untersuchung basiert auf demselben Netzabschnitt wie im vorhergehenden Abschnitt. An jeder der 7 Ortsnetzstationen sind ebenfalls 100 Haushalte angeschlossen, auf denen wiederum Haushaltsgeräte mit denselben Durchdringungsgraden verteilt sind. Die Lastverschiebungsprognosen entsprechen ebenfalls der Fabrikseinstellung.

Die Haushalte sind dabei allerdings in zwei Kategorien A und B eingeteilt, welche unterschiedliche Präferenzen bei der Benutzung der Startzeitverzögerung programmgetriebener Geräte aufweisen. Die Kategorie A entspricht dabei der Parameterisierung aus dem Szenario



(a) Zuordnung von physikalischen Geräten nach einem Tag



(b) Zuordnung von physikalischen Geräten nach 30 Simulationstagen

Abbildung 6.23: Untersuchung von Zuordnungen realitätsnah parameterisierter Gerätemodelle bei identischem Benutzungsverhalten

2020. In Haushalten der Kategorie B hingegen werden Lastverschiebungen programmgetriebener Geräte über kürzere Verzögerungszeiten wesentlich weniger Spielraum eingeräumt. Die Startzeiten werden hier mit jeweils 33% Wahrscheinlichkeit gar nicht, 15 Minuten oder 30 Minuten verzögert.

Wie zu erwarten ist, bilden sich initial dieselben Zuordnungen physikalischer zu virtuellen Geräten aus. Wie in Abbildung 6.25(a) zu erkennen ist, findet dabei keine Trennung zwischen den Geräten der beiden Haushaltskategorien statt.

Die unterschiedlichen Benutzungscharakteristika prägen mit fortlaufender Simulationszeit die Prognosen der jeweiligen Geräte. Nach 30 Tagen entsteht die in Abbildung 6.25(b) dargestellte Zuordnung von physikalischen zu virtuellen Geräten. In dieser ist ersichtlich, dass sich

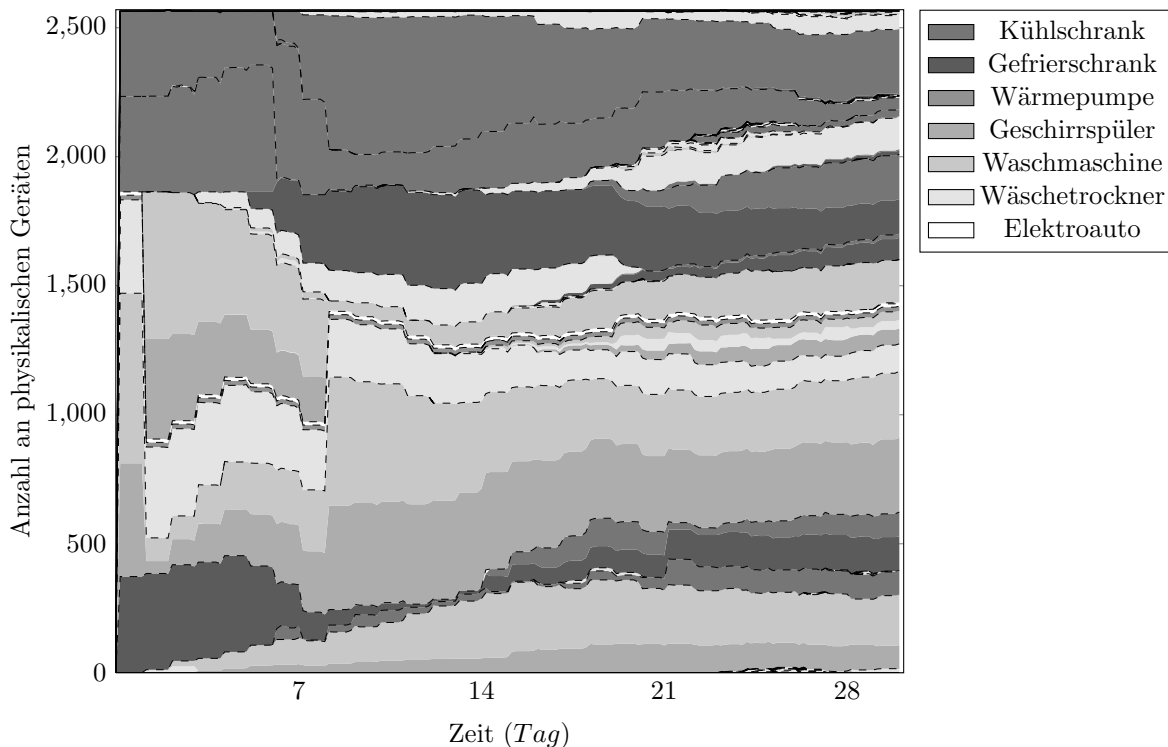


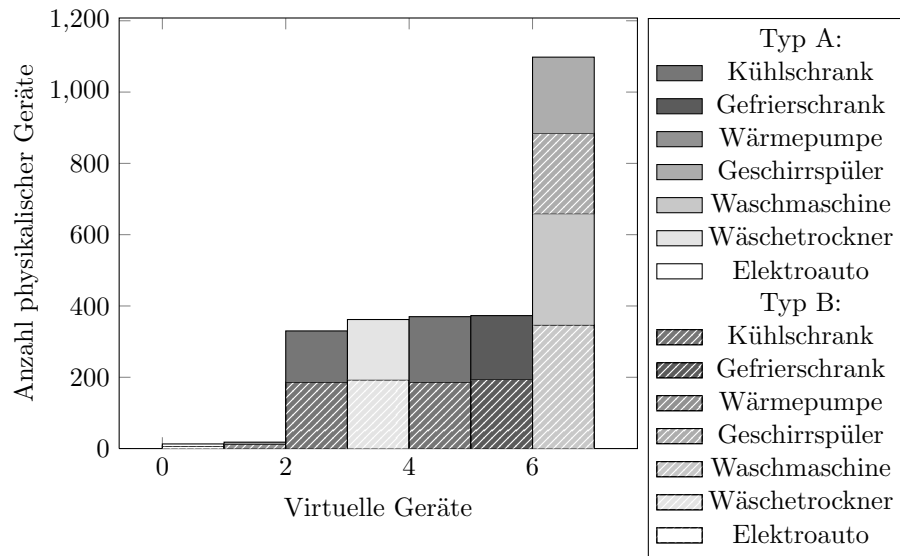
Abbildung 6.24: Zeitlicher Verlauf des Distributionsprozesses bei identischem Benutzungsverhalten

eine Trennung anhand der Benutzungscharakteristika ausgeprägt hat. Diese ist zwar nicht vollständig, wie bspw. an den beiden größten virtuellen Geräten zu erkennen ist. Eine vollständige Trennung ist aber auch nicht zu erwarten, da bei der Parameterisierung der Geräte der Kategorie A durchaus kürzere Startverzögerungen auftreten können. Demzufolge handelt es sich bei den Geräten, die zusammen mit Geräten des Typs B in ein virtuelles Gerät aufgenommen wurden, um eben jene, bei denen die Startzeitverzögerungen von kurzer Dauer ausgefallen sind.

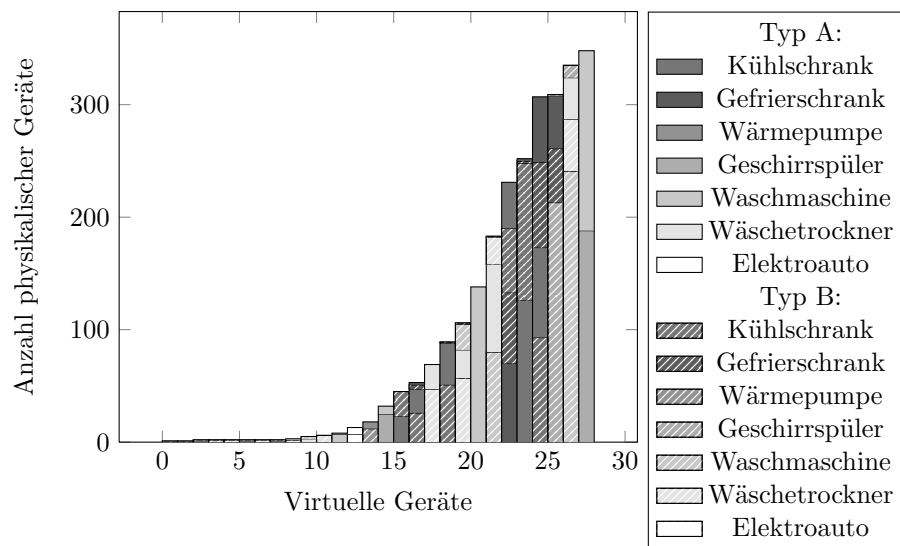
In Abbildung 6.26 ist der Vollständigkeit halber der zeitliche Verlauf des Distributionsprozesses dargestellt. Der Verlauf unterscheidet sich nicht wesentlich zum vorhergehenden Szenario. Die Differenzierung zwischen Geräten der Kategorie A und B beginnt bereits mit den ersten Prognoseaktualisierungen, ist jedoch erst nach 14 Tagen abgeschlossen.

6.4 Zusammenfassung

Der in diesem Abschnitt beschriebene Lösungsansatz basiert auf statistisch ermittelten Prognosen für Lastverschiebungen. Aufbauend auf theoretischen Überlegungen wurde ein Beschreibungsmodell entwickelt, mit dessen Hilfe eine breite Palette an Steuerungseingriffen in das Verbrauchsverhalten von Geräten dargestellt werden kann. Zwecks einer Problemgrößenreduktion wurde analog zum Konzept der virtuellen Kraftwerke eine Hierarchisierungsebene in Form von Verbünden geschaffen. Für den Verbundbildungsprozess wurde eine Selbstorganisationsstrategie entworfen, um dynamisch auf Prognose- und Populationsänderungen reagieren



(a) Zuordnung von physikalischen Geräten nach einem Tag



(b) Zuordnung von physikalischen Geräten nach 30 Simulationstagen

Abbildung 6.25: Untersuchung von Zuordnungen realitätsnah parameterisierter Gerätemodelle bei unterschiedlichem Benutzungsverhalten

zu können. Darüber hinaus erlaubt die Strategie auch die Berücksichtigung von Entfernungsinformationen.

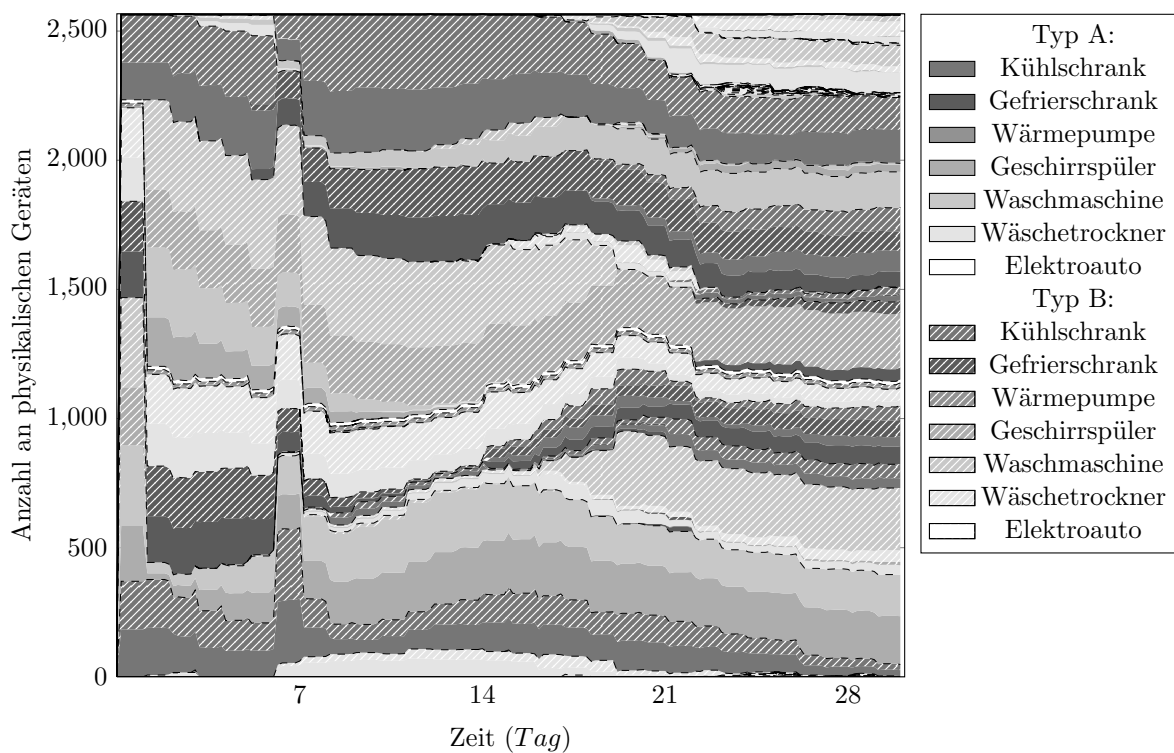


Abbildung 6.26: Zeitlicher Verlauf des Distributionsprozesses bei unterschiedlichem Benutzungsverhalten

Kapitel 7

Planung

Auf Basis der über den Verbundbildungsprozess formierten virtuellen Geräte kann ein Fahrplan zur Adaption des Stromverbrauchs für physikalische Geräte angegeben werden. Ein Fahrplan besteht dabei für jedes Gerät aus einer Menge von Zeitpunkten, zu denen eine Lastverschiebungsaktion durchzuführen ist. Im Folgenden wird eine einfache Heuristik basierend auf genetischen Algorithmen zur Optimierung von Fahrplänen anhand einer beliebigen Zielfunktion entworfen. Dazu wird zunächst das Problem der Lastkurvenanpassung formalisiert und die NP-Vollständigkeit als Motivation für den Entwurf der Heuristik hergeleitet. Eine experimentelle Untersuchung mit einem Vergleich der Heuristik gegenüber einem einfachen Brute-force-Algorithmus bilden den Abschluss dieses Abschnitts.

Die Anpassung des Stromverbrauchs von Haushaltsgeräten an eine vorgegebene Lastkurve ist für viele Anwendungsfälle von Relevanz. Zur Teilnahme an Energiemärkten sind bestimmte Produktanforderungen Voraussetzung, die etwa durch die Vorgabe einer Lastkurve erfüllt werden können.

Das Lastkurvenanpassungsproblem kann als Instanz des generellen linearen Integer Modells ausgedrückt werden. In [Hof00] ist das generelle lineare Integer Modell wie folgt definiert:

Definition 27 (Generelles lineares Integer Modell) *Das generelle lineare Integer Modell sucht den Vektor X , der den Term*

$$\sum_{j \in B} c_j \cdot x_j + \sum_{j \in I} c_j \cdot x_j + \sum_{j \in C} c_j \cdot x_j$$

unter den Einschränkungen

$$\forall i \in \{1, \dots, m\} : \sum_{j \in B} a_{ij} \cdot x_j + \sum_{j \in I} a_{ij} \cdot x_j + \sum_{j \in C} a_{ij} \cdot x_j \sim b_i$$

maximiert, wobei das Symbol $\sim$ für jede Einschränkung $i \in \{1, \dots, m\}$ entweder der Relation $\leq$, $=$ oder $\geq$ entspricht. Ferner gilt:

$$\begin{aligned} l_j &\leq x_j \leq u_j & \forall j \in I \cup C \\ x_j &\in \{0, 1\} & \forall j \in B \\ x_j &\in \mathbb{Z} & \forall j \in I \\ x_j &\in \mathbb{R} & \forall j \in C \end{aligned}$$

Die Formalisierung des Problems der Lastkurvenanpassung ist angelehnt an [Kup08]. Ziel der Lastkurvenanpassung ist es, den Stromverbrauch einer Menge von V virtuellen Geräten durch die Kombination von Lastverschiebungen an eine Zielkurve T anzunähern. Die Zielkurve T entspricht dabei einem Vektor, mit dem eine gewünschte Laständerung innerhalb eines Planungshorizontes angegeben ist. Abbildung 7.1 stellt die Zielkurve für einen Planungshorizont von einem Tag in 15 minütiger Auflösung dar.

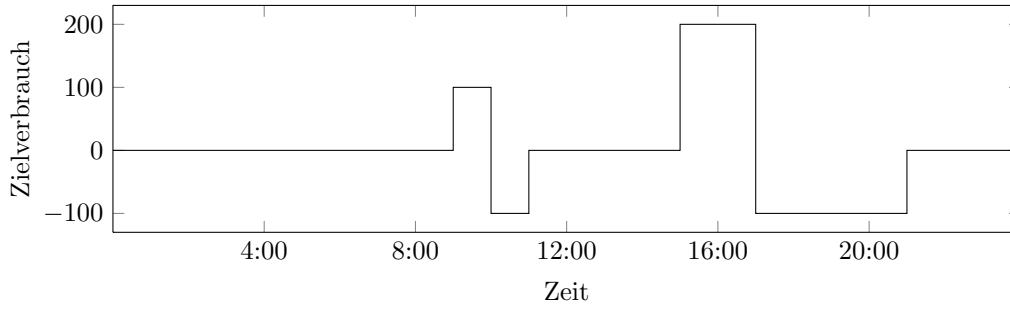


Abbildung 7.1: Zielkurve T bei einem Planungshorizont von einem Tag mit 15 minütiger Auflösung

Die Lastverschiebungen eines Geräts $v_1 \in V$ wirken sich ab einem Zeitpunkt über einen gewissen Zeitraum auf die Lastaufnahme aus. Die Zeitpunkte, zu denen die Lastverschiebung erfolgen soll, können in einer Fahrplanzeitreihe S_{v_1} definiert werden:

$$S_{v_i,t} = \begin{cases} 1, & \text{sofern zum Zeitpunkt } t \text{ die Lastverschiebung beginnen soll} \\ 0, & \text{andernfalls} \end{cases}$$

Abbildung 7.2(a) stellt einen beispielhaften Fahrplan für ein Gerät dar. Ein weißer Zeitslot entspricht dabei einer 0, also keiner Lastverschiebung, während der graue Zeitslot zum Zeitpunkt 9:00 Uhr einer 1 entspricht und eine Lastverschiebung auslösen würde. Die hellgrauen Bereiche besitzen keine Semantik und sollen lediglich den Wirkungsbereich der Lastverschiebungen verdeutlichen.

Der Fahrplan eines Geräts S_{v_1} entspricht also einem Vektor mit derselben Anzahl an Elementen wie die Zielkurve T . Um die Laständerung C_{v_1} zu errechnen, die der Fahrplan S_{v_1} an der Lastaufnahme des Geräts v_i bewirkt, müssen die Deltazeitreihen ab den jeweiligen Lastabwurfszeitpunkten addiert werden. Der Vorgang entspricht damit der diskreten Faltung:

$$C_{v_1} = \sum_{t \in T} S_{v_1} * D_t^{v_1}$$

Durch die Aufsummierung der Laständerungen aller Geräte in der Menge V ergibt sich schließlich die Laständerung C :

$$C = \sum_{v_i \in V} C_{v_i}$$

Das Ziel der Fahrplanerstellung ist folglich, durch die Kombination der Lastverschiebungszeitpunkte in den jeweiligen Fahrplänen, wie etwa in Abbildung 7.2 dargestellt, die Abweichung der Laständerung C zu der Ziellastkurve T zu minimieren:

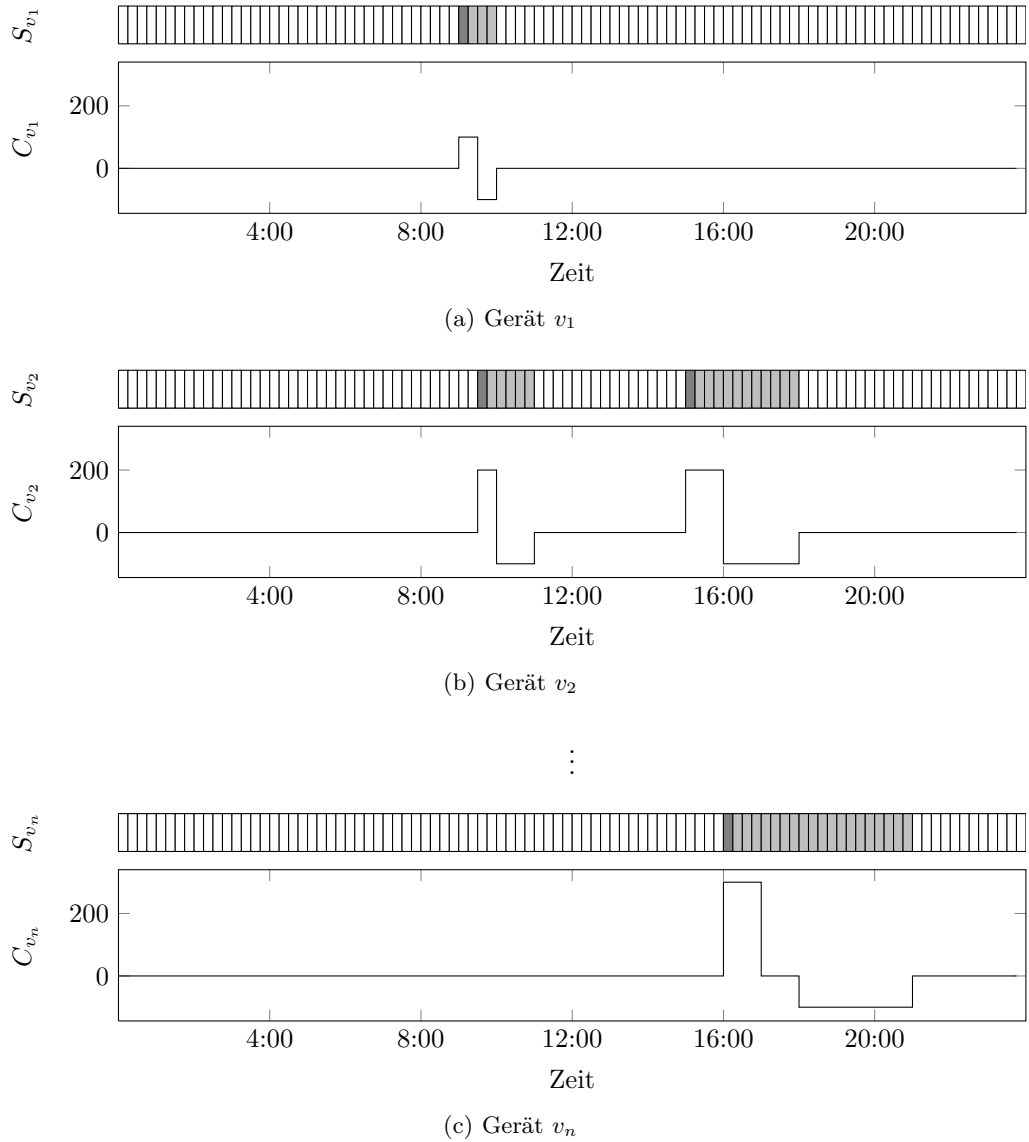


Abbildung 7.2: Fahrpläne und resultierende Lastverschiebungen für eine Menge von Geräten $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$

$$\operatorname{argmin}(\sum_{i \in \dim(T)} |C_i - T_i|)$$

Um die Fahrplanerstellung auf das generelle lineare Integer Modell zu überführen, ist die Zielfunktion als lineare Funktion darzustellen, die es zu maximieren gilt. Dazu müssen die Deltazeitreihen zunächst in eine Matrix M überführt werden. Aus Gründen der Übersichtlichkeit soll zunächst nur ein Fahrplan für ein virtuelles Gerät v erstellt werden:

$$M = \underbrace{\begin{pmatrix} D_{1,1}^v & D_{1,2}^{v_i} & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & D_{2,1}^v & D_{2,2}^{v_i} & D_{2,3}^{v_i} & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & D_{3,1}^v & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ & & \vdots & & & \ddots & & \vdots & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & D_{96,1}^v \end{pmatrix}}_{\text{Wirkungsdauer}} \left. \vphantom{\begin{pmatrix} D_{1,1}^v \\ 0 \\ 0 \\ & \vdots \\ 0 \end{pmatrix}} \right\} \text{Startzeitslot}$$

Die Zeitreihen der Lastverschiebungsaktion des Geräts v werden jeweils um ihren Startzeitslot versetzt in die Matrix M eingetragen. Im obigen Beispiel hat die Aktion zum Zeitpunkt 0:00 (repräsentiert in der ersten Zeile) eine Wirkungsdauer von zwei Zeitslots (also 30 Minuten). Zum Zeitpunkt 0:15 beträgt die Wirkungsdauer der Lastverschiebung 45 Minuten, zum Zeitpunkt 0:30 nur 15 Minuten, usw.

Die Laständerung C , die durch einen Fahrplan S erreicht wird, errechnet sich nun über eine einfache Matrixmultiplikation mit der Transponierten von M :

$$\begin{aligned} C &= M^T \cdot S \\ &= \begin{pmatrix} S_1 M_{1,1} + S_2 M_{2,1} + \cdots + S_{96} M_{96,1} \\ S_1 M_{1,2} + S_2 M_{2,2} + \cdots + S_{96} M_{96,2} \\ \vdots \quad \ddots \quad \vdots \\ S_1 M_{1,96} + S_2 M_{2,96} + \cdots + S_{96} M_{96,96} \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Um das Optimierungsproblem in ein Maximierungsproblem zu überführen, muss nun das Vorzeichen der negativen Elemente der Zielkurve T umgekehrt werden. Dazu ist die Inversionsmatrix I notwendig, der wie folgt definiert ist:

$$I = \begin{pmatrix} i_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & i_2 & \cdots & 0 \\ & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & i_{96} \end{pmatrix}, \text{ wobei } i_k = -1, \text{ wenn } T_k < 0, \text{ andernfalls } i_k = 1$$

Mit der Matrix M und der Inversionsmatrix I lässt sich der folgende Maximierungsterm aufstellen:

$$\begin{aligned} \sum (M \cdot I)^T \cdot S_{v_i} &= \begin{aligned} &S_1 \cdot (M_{1,1} I_{1,1} + M_{1,2} I_{2,2} + \cdots + M_{1,96} I_{96,96}) + \\ &S_2 \cdot (M_{2,1} I_{1,1} + M_{2,2} I_{2,2} + \cdots + M_{2,96} I_{96,96}) + \\ &\quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \\ &S_{96} \cdot (M_{96,1} I_{1,1} + M_{96,2} I_{2,2} + \cdots + M_{96,96} I_{96,96}) \end{aligned} \end{aligned} \quad (7.1)$$

Unter dieser Modellierung würden die Lastverschiebungen an den positiven Stellen von T maximiert und an den negativen Stellen minimiert werden. Damit sich aber Zielkurve T einstellt, ist die Maximierung auf T zu beschränken:

$$S \cdot M^T \leq T \quad (7.2)$$

Neben der Beschränkung auf die Zielkurve unterliegt die Maximierung einer weiteren Restriktion, nämlich der Vermeidung von überlappenden Lastverschiebungen. Wie Abbildung 7.2(b) verdeutlicht, können zwar durchaus mehrere Lastverschiebungen erfolgen, während der Wirkungsdauer einer Lastverschiebungsaktion darf allerdings keine weitere Aktion

durchgeführt werden. Diese Restriktion ist am Beispiel eines Geschirrspülers leicht zu verdeutlichen. Ist der Start eines Spülvorgangs durch die Lastverschiebungsaktion vorgezogen worden, würde eine zweite Lastverschiebungsaktion einen zweiten Spülvorgang erzwingen, was offensichtlich zu verhindern ist. Abbildung 7.3 verdeutlicht die Restriktion. Lastverschiebungen können beliebig oft erfolgen (vgl. Abbildungen 7.3(a) und 7.3(b)), dürfen sich aber nicht, wie in Abbildung 7.3(c) durch schwarz gefärbte Zeitslots hervorgehoben, in ihren Wirkungsbereichen überlappen.



(a) Gültiger Fahrplan



(b) Gültiger Fahrplan



(c) Ungültiger Fahrplan

Abbildung 7.3: Gültigkeit von Fahrplänen

Die Restriktion kann für ein Gerät v über eine Matrix A ausgedrückt werden, in der der Wirkungsbereich von Lastverschiebungsaktionen zeilenweise eingetragen wird. Die Matrix A kann durch die Normierung der Komponenten von M auf 1 errechnet werden und hätte im obigen Beispiel das folgende Aussehen:

$$A = \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ & & \vdots & & & \ddots & & \vdots & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}}_{\text{Wirkungsdauer}} \left. \vphantom{\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}} \right\} \text{Startzeitslot}$$

Multipliziert man die Matrix A mit dem Fahrplan S ergeben sich nur bei Überlappungen Werte größer als 1. Überlappungen können also mit der folgenden Ungleichung ausgeschlossen werden¹:

$$A \cdot S \leq b, \text{ wobei } b = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix} \text{ und } |b| = |S| \quad (7.3)$$

Mit A , M und I kann nun das Lastkurvenoptimierungsproblem als Instanz des generellen linearen Integer Modells formuliert werden. Der Maximierungsterm ist nach Gleichung 7.1 gegeben als:

¹Die Herangehensweise erlaubt es auch, Lastverschiebungen auszuschließen, deren Wirkungsdauer über den Planungshorizont hinauslaufen würden. Dazu ist lediglich in den entsprechenden Spalten eine 2 einzutragen.

$$\operatorname{argmax}_S \sum_{j \in H} c_j S_j$$

Der Faktor c_j ist dabei definiert als:

$$c_j = (M_{j,1}I_{1,1} + M_{j,2}I_{2,2} + \dots + M_{j,96}I_{96,96})$$

Damit bei der Maximierung die Zielkurve T nicht über- oder unterschritten wird, müssen dabei nach Gleichung 7.2 folgende Bedingungen eingehalten werden:

$$\sum_{j \in H} S_j \cdot M_{j,i} \leq T_i | i \in H$$

Darüber hinaus dürfen bei der Kombination von Lastverschiebungen keine Überlappungen entstehen, was nach Gleichung 7.3 durch Wahrung der folgenden Ungleichung garantiert wird:

$$\sum_{j \in H} S_j \cdot A_{i,j} \leq 1 | i \in H$$

Wie man sieht, kann das Lastkurvenanpassungsproblem als Instanz des generellen linearen Integer Modells formuliert werden. Da die Komponenten des Fahrplans S nur den Wert 0 oder 1 annehmen können, handelt es sich um ein reines 0-1 lineares Optimierungsproblem.

Die Formalisierung lässt sich auf eine beliebige Menge an virtuellen Geräten ausdehnen, in dem die Matrizen A , M und I jeweils um entsprechend viele Spalten, die Vektoren S und b um entsprechend viele Elemente ergänzt werden².

Im Allgemeinen sind Instanzen des linearen Integer Modells NP-vollständig [Hof00] und können ab einer gewissen Größe nicht mehr in einem vertretbarem Zeitrahmen gelöst werden. Diese Instanz weist allerdings spezielle Charakteristika auf (bspw. sind die Werte in der Matrix A entweder 0 oder 1), unter deren Berücksichtigung möglicherweise effiziente Algorithmen entwickelt werden können. Im Folgenden wird jedoch gezeigt, dass eine reduzierte Variante dem Untermengensummen-Problem entspricht und deshalb vermutlich nicht in polynomieller Zeit lösbar ist.

Definition 28 (Untermengensummen-Problem) *Das Untermengensummen-Problem (subset sum problem) fragt nach einer Untermenge aus einer Menge $I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$ von ganzen Zahlen, deren Summe maximal, aber nicht größer als eine obere Schranke u ist.*

Der Term

$$\sum_{j=1}^n i_j \cdot x_j$$

ist also unter der Einschränkung

$$\sum_{j=1}^n i_j \cdot x_j \leq u$$

zu maximieren. Dabei ist $x_j \in \{0, 1\}$.

²Auf dieselbe Art und Weise können auch mehrere Lastverschiebungsaktionen pro Gerät behandelt werden.

Schränkt man das Lastkurvenanpassungsproblem auf einen Planungshorizont mit nur einem Element ein und sei ferner die Wirkungsdauer aller Lastverschiebungen auf 1 beschränkt, können keine Überlappungen entstehen, wodurch die Einschränkungen aus 7.3 entfallen. Die Einschränkung aus Gleichung 7.2 reduziert sich zu einer einzigen Ungleichung, die damit der Einschränkung aus dem Untermengensummen-Problem entspricht. Deshalb wäre ein effizienter Algorithmus, der das Lastkurvenanpassungsproblem in polynomieller Zeit lösen kann, auch in der Lage das Untermengensummen-Problem in polynomieller Zeit zu lösen.

7.1 Heuristiken

Da so ein Algorithmus vermutlich nicht existiert, werden an dieser Stelle zwei Heuristiken für die Erstellung von Fahrplänen entworfen. Ein Vorteil dieser Heuristiken gegenüber dem generellen linearen Integermodell ist der Wegfall von Linearitätseinschränkungen, wodurch eine breitere Palette an Zielfunktionen unterstützt wird.

7.1.1 Gradientenverfahren

Die erste Heuristik ist eine Variante des Gradientenverfahrens (auch bekannt als Bergsteiger- oder Greedyalgorithmus). In dieser Heuristik werden alle Stellen des Fahrplans durchlaufen und Lastverschiebungsaktionen an diesen bewertet. Nur wenn sich die Lösung durch die Wahl verbessert, wird die Aktion im Fahrplan behalten und andernfalls verworfen.

```
1 def greedy_search(S, rate_func):
2     rating = rate_func(S)
3
4     while True:
5         for device in range(S.shape[0]):
6             for slot in range(S.shape[1]):
7                 candidate = S.copy()
8                 set_action(candidate, device, slot)
9
10                candidate_rating = rate_func(candidate)
11                if candidate_rating < rating:
12                    S = candidate
13                    rating = candidate_rating
14
15                yield S
```

Listing 5: Greedyalgorithmus zur Fahrplanerstellung

Der Pseudocode in 5 beschreibt das Gradientenverfahren³. Der initiale Fahrplan **S** wird in zwei Schleifen durchlaufen, wobei die erste Schleife über alle Geräte, die zweite über alle Zeitpunkte iteriert. An jeder Stelle wird eine Kopie von **S** erzeugt und eine Lastverschiebungsaktion an der aktuellen Stelle über die Funktion **set_action** eingeplant. Diese Funktion überprüft vor dem Eintragen der Lastverschiebungsaktion, ob Überlappungen existieren und entfernt diese gegebenenfalls. Der so modifizierte Fahrplan **candidate** wird über die Bewertungsfunktion **rate_func** bewertet und ersetzt **S**, sofern sich eine Verbesserung einstellt.

³Das Schlüsselwort *yield* entspricht hier einer fortsetzbaren Unterbrechung des Programmflusses, weshalb die Suchfunktion auch als Iterator verstanden werden kann.

Bei jeder Verbesserung wird das Zwischenergebnis zurückgeliefert. Da sich durch eine Iteration neue Kombinationsmöglichkeiten ergeben haben könnten, beginnt die Suche nach einem vollständigen Durchlauf aller Stellen von neuem.

Das Gradientenverfahren stellt die denkbar einfachste Heuristik zur Berechnung von Fahrplänen dar. Ein Problem von Gradientenverfahren ist allerdings, dass lokale Extremstellen nicht verlassen werden können. Deshalb wurde eine weitere Heuristik in Anlehnung an genetische Algorithmen entwickelt.

7.1.2 Randomisierte Heuristik

In [Hap10] wurden genetische Algorithmen auf ihre Eignung zur Lösung des Lastkurvenanpassungsproblems untersucht und mit einfachen Greedyalgorithmen verglichen. Aufbauend auf dieser Arbeit wurde eine einfache Heuristik auf Zufallsbasis entworfen.

In Anlehnung an einen genetischen Algorithmus verwaltet die Heuristik eine Menge an Individuen, wobei ein Individuum einer Fahrplanmatrix entspricht. Ein Individuum erfährt bei einem Arbeitsschritt der Heuristik zufällige Mutationen, bei denen zufällig für ein Gerät ein Zeitslot gewählt wird, an dem eine Lastverschiebungsaktion gesetzt wird. Sollte die so gesetzte Lastverschiebungsaktion mit anderen überlappen, werden diese entfernt. Neben Mutationen unterliegen die Individuen in genetischen Algorithmen auch Rekombinationen. Da die Untersuchungen verschiedener Rekombinationsstrategien in [Hap10] allerdings wenig Potenzial aufwiesen, finden diese bei der Heuristik keine Anwendung.

```

1 def random_search(S, rate_func, steps, population_size):
2     population = [(rate_func(S), S) for i in range(population_size)]
3     while True:
4         for rating, S in population:
5             candidate = S.copy()
6             for i in range(steps):
7                 device = random.randint(0, S.shape[0])
8                 slot = random.uniform(0, S.shape[1])
9
10                set_action(candidate, device, slot)
11
12                candidate_rating = rate_func(candidate)
13                population.append((candidate_rating, candidate))
14
15            population = sorted(population, key=lambda x: x[0])[:seed_count]
16
17    yield population[0]
```

Listing 6: Randomisierte Heuristik zur Fahrplanerstellung

Der Pseudocode in Listing 6 zeigt die Funktionsweise der Heuristik. Die Suche nach einer optimalen Lösung beginnt mit der Initiallösung `S`, der Zielfunktion `rate_func`, der Anzahl der Mutationsschritte `steps` und der Populationsgröße `population_size`. Zunächst werden die Individuen der Population initialisiert. Ein Individuum besteht aus einem Fahrplan und dessen Bewertung. In jedem Iterationsschritt der äußeren Schleife werden die Individuen mutiert. Dies geschieht in der mittleren Schleife, die zunächst eine Kopie der Individuen anlegt und anschließend `steps` Mutationen an der Kopie durchführt. Eine Mutation besteht in der Wahl eines Geräteindex und eines Zeitslots, an dem eine Lastverschiebung in den Fahrplan

einzutragen ist, was über die Funktion `set_action` geschieht. Der aktualisierte Fahrplan wird im Anschluss über die Zielfunktion bewertet. Stellt sich durch die Aktualisierung eine Verbesserung ein, wird das kodierte Individuum temporär in die Population aufgenommen. Während des Mutationsprozesses der mittleren Schleife vergrößert sich die Population folglich. Nachdem alle Individuen mutiert wurden, werden deshalb die am schlechtesten bewerteten Individuen aus der Population entfernt, was dem Selektionsprozess bei genetischen Algorithmen nachempfunden ist. Das beste Individuum wird schließlich als Zwischenergebnis zurückgeliefert.

Bei einigen Zielfunktionen (insbesondere bei der im Folgenden verwendeten Zielfunktion zur Reduktion der Lastgangsspreizung) können Lastverschiebungen im Fahrplan enthalten sein, die keinen Einfluss auf die Bewertung haben. Solche Lastverschiebungen werden über die Funktion `cleanup` (vgl. Listing 7) aus einem Fahrplan entfernt.

```
1 def cleanup(S, rate_func):
2     devices, slots = S.nonzero()
3
4     for device, slot in zip(devices, slots):
5         candidate = S.copy()
6         set_signal(candidate, device, slot, 0)
7
8         if rate_func(candidate) <= rate_func(S):
9             S = candidate
10
11     return S
```

Listing 7: Entfernen unnützer Lastverschiebungsaktionen aus einem Fahrplan S

7.2 Vergleich der Planungsverfahren

Ein Vergleich anhand zwei verschiedener Zielfunktionen soll als Entscheidungsgrundlage für die Wahl des Planungsverfahrens für den Planungsagenten dienen. Datengrundlage sind die virtuellen Geräte aus dem Szenario 2020 (vgl. Abschnitt 6.3.6). Dabei wird das Verhalten der Planungsverfahren mit zunehmender Problemgröße untersucht, indem die Menge der einzuplanenden virtuellen Geräte stückweise vergrößert wird.

Zunächst wird das Komplexitätsproblem eines exakten Planungsalgorithmus anhand der Zielkurvenanpassung verdeutlicht und die Lösungsgüte der Heuristiken ermittelt. Die zweite Zielsetzung ist die Reduktion der Lastgangsspreizung, was aufgrund seiner Nichtlinearität nicht mit dem exakten Planungsalgorithmus zu lösen ist.

7.2.1 Zielkurvenanpassung

Bei der Zielkurvenanpassung ist eine Kombination aus Lastverschiebungsaktionen zu finden, die den Stromverbrauch an eine Zielkurve anpassen. Um eine Aussage zu der Güte der Planungsverfahren abzuleiten, wird eine Zielkurve vorgegeben, die durch einen zufällig gewählten Fahrplan erzeugt wurde. Somit ist die optimale Lösung bekannt. Diese Untersuchung wird für jede Problemgröße 10-mal wiederholt, um das mittlere Verhalten der Planungsverfahren abschätzen zu können. Die Berechnungszeit ist bei jeder Wiederholung auf 10 Minuten begrenzt.

Zur Errechnung der exakten Lösung wird jedes Planungsproblem anhand der Formalisierung in ein generelles lineares Integermodell überführt, was anschließend durch das GNU Linear Programming Kit ⁴ gelöst wird.

Bei den beiden Heuristiken kann dieser Schritt entfallen. Die zu minimierende Zielfunktion ist der aufsummierte Betrag der Abweichung zwischen errechnetem Fahrplan und der Zielkurve. Da die Zielkurve über einen Fahrplan erreicht werden kann, beträgt der optimale Wert der Zielfunktion 0. Die Suche nach einem Fahrplan wird abgebrochen, sobald die Anzahl der Fahrplanauswertungen (welche einem Aufruf der Zielfunktion entsprechen) die Anzahl der Elemente des Fahrplans überschritten hat. So ist sichergestellt, dass das Gradientenverfahren alle Lastverschiebungsaktionen einmal durchlaufen kann.

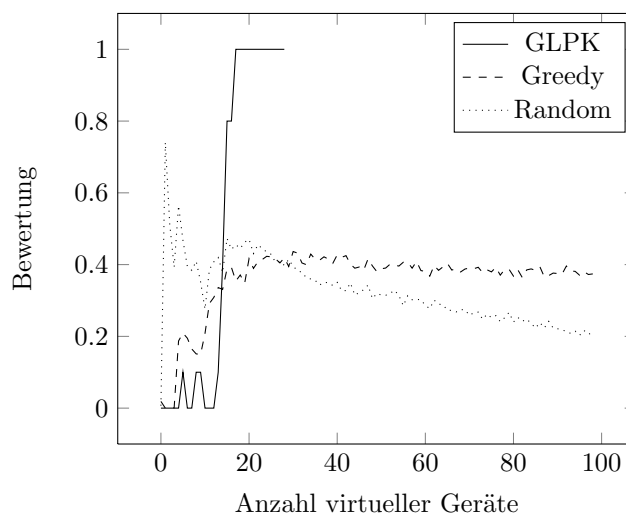


Abbildung 7.4: Vergleich der Lösungsgüte der drei Planungsverfahren anhand der Problemgröße

Abbildung 7.4 zeigt den Verlauf der Lösungsgüte der drei Planungsverfahren bei zunehmender Problemgröße. Bei kleinen Problemgrößen, bestehend aus bis zu vier virtuellen Geräten, ist das Gradientenverfahren in der Lage das globale Optimum zu finden. Mit zunehmender Problemgröße wählt das Verfahren allerdings ungünstige Lastverschiebungen aus, weshalb das globale Optimum nicht mehr erreicht werden kann. Das Verfahren pendelt sich schließlich bei einer relativen Abweichung zur Zielkurve von etwa 40% ein.

Das randomisierte Verfahren weist ein gegenläufiges Verhalten auf. Bei kleinen Problemgrößen weichen die gefundenen Lösung stark von der Zielkurve ab. Die Anzahl an Kombinationsmöglichkeiten ist sehr gering, weshalb es bei der geringen Anzahl an Suchschritten unwahrscheinlicher ist, diese zufällig zu entdecken. Bei zunehmender Problemgröße steigt die Wahrscheinlichkeit, dass durch das mehrmalige Mutieren mehrere Verbesserungen pro Suchschritt gefunden werden. Die Lösungsgüte des randomisierten Verfahrens erreicht bei einer Anzahl von etwa 30 virtuellen Geräten das Niveau des Gradientenverfahrens. Dieser Trend setzt sich fort, weshalb das randomisierte Verfahren bei einer großen Anzahl von virtuellen Geräten bessere Lösungen als das Gradientenverfahren findet.

Wie zu erwarten, findet der exakte Algorithmus zunächst immer die optimale Lösung. Die Ausreißer in Abbildung 7.4 sind auf numerische Instabilitäten zurückzuführen. Überschrei-

⁴<http://www.gnu.org/software/glpk/> - abgerufen am 19.03.2012

tet die Berechnungszeit allerdings den oben festgelegten Schwellenwert, wird das Verfahren ohne Lösung abgebrochen⁵. Wie Abbildung 7.5 verdeutlicht, steigt die Berechnungszeit⁶ des zugrunde liegenden Branch and Bound Verfahrens exponentiell mit der Problemgröße an.

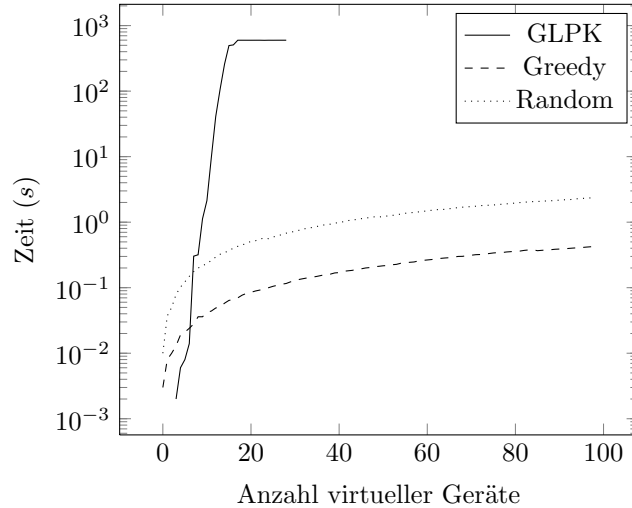


Abbildung 7.5: Vergleich der Berechnungszeit der Planungsverfahren anhand der Problemgröße

Die Heuristiken weisen im Gegensatz dazu einen linearen Anstieg der Berechnungszeit auf. Das Gradientenverfahren benötigt dabei am wenigsten Berechnungszeit, da pro Iteration jeweils nur eine Stelle im Fahrplan geändert wird. Das randomisierte Verfahren führt in seiner Mutationsschleife mehrere Änderungen durch, welche die um einen konstanten Faktor höhere Berechnungszeit bedingen.

7.2.2 Reduktion der Lastgangsspreizung

Das Ziel der Lastgangsspreizung ist die Minimierung des Abstands zwischen Minimum und Maximum des Lastgangs. Eine Funktion zur Berechnung dieses Abstands erfüllt die Superpositionseigenschaft der Linearität nicht, weshalb das Problem nicht in das generelle lineare Integermodell überführt werden kann. Demzufolge können nur das Gradienten- und das randomisierte Verfahren unter dieser Zielsetzung miteinander verglichen werden.

Wie im vorhergehenden Abschnitt wird auch hier die Problemgröße über die Anzahl an virtuellen Geräten variiert. Die Lastkurve, deren Spreizung es durch die Erstellung eines Fahrplans zu reduzieren gilt, ist das Standardlastprofil aus dem Szenario 2020. Die optimale Spreizungsreduktion ist nicht bekannt, weshalb die Lösungsgüte beider Heuristiken nur relativ vergleichbar ist.

Abbildung 7.6 zeigt den Verlauf der Spreizungsreduktion, die bei den jeweiligen Problemgrößen durch die Heuristiken gefunden wurden. Da bei einer geringen Anzahl von virtuellen Geräten wenig Lastverschiebungspotenzial zur Verfügung steht, fällt die Spreizungsreduktion gering aus. Mit zunehmender Problemgröße nimmt das Potenzial zu, wodurch der Energiebedarf zu Spitzenlastzeiten verschoben werden kann. Das Verhalten ist in etwa vergleichbar mit

⁵Leider liefert das GNU Linear Programming Kit keine Zwischenergebnisse.

⁶Die Berechnungszeit entspricht der von den Lösungsalgorithmen beanspruchten Prozessorzeit, welche keinen Interferenzen durch den Systembetrieb unterliegt.

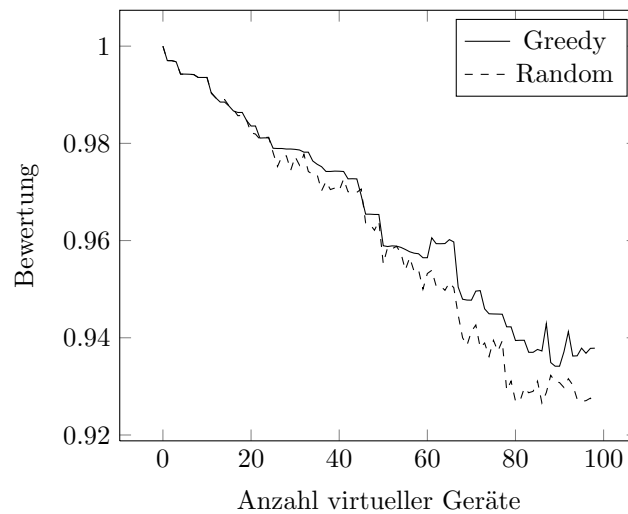


Abbildung 7.6: Vergleich der Heuristiken anhand Lastgangsspreizungsreduktion

der vorhergehenden Untersuchung. Mit zunehmender Problemgröße zeichnet sich eine bessere Performanz des randomisierten Verfahrens ab.

Unter Berücksichtigung aller virtuellen Geräte erreichen die vom randomisierten Verfahren errechneten Fahrpläne eine Spreizungsreduktion des Lastgangs von ca. 7% gegenüber 6% des Gradientenverfahrens. Abbildung 7.7(a) zeigt die Änderungen, mit denen bei der Ausführung der Fahrpläne zu rechnen wäre. Um der Vollständigkeit halber einen Eindruck der Planungskomplexität zu vermitteln, stellen die Abbildungen 7.7(b) und 7.7(c) den errechneten Fahrplan beider Heuristiken jeweils in Matrixform dar. Eine schwarze Markierung entspricht dabei einem Lastverschiebungszeitpunkt, während der anschließende graue Bereich die Wirkungsdauer dieser Lastverschiebungsaktion kennzeichnet.

Da die Anzahl der Iterationen identisch zu den vorangegangenen ist, stellt sich bei dieser Untersuchung dasselbe Berechnungszeitverhalten wie in der vorhergehenden Untersuchung ein.

7.3 Kommunikation

Aufgrund des exponentiell ansteigenden Berechnungsaufwands eignen sich exakte Verfahren nicht, um Fahrpläne zu erstellen. Das randomisierte Verfahren weist zwar einen höheren Berechnungsaufwand auf, welcher allerdings nur linear mit der Problemgröße ansteigt und daher vertretbar ist. Der Einsatzplanungsagent auf oberster Ebene des Systems verwendet deshalb die randomisierte Heuristik zum Errechnen von Fahrplänen für virtuelle Geräte.

Da die virtuellen Geräte allerdings kontinuierlich angepasst werden, muss ein konsistenter Schnappschuss erstellt werden. Um dies zu erreichen, verwendet der Einsatzplanungsagent ebenfalls das Revisionsprotokoll. Der Einsatzplanungsagent ist mit allen Verbundbildungsagenten verbunden, weshalb das Revisionsprotokoll bei seiner Aktivität die Inaktivität aller Verbundbildungsagenten erzwingt. Da letztere nur Änderungen an virtuellen Geräten im aktiven Zustand durchführen, ist auf diese Weise ein konsistenter Schnappschuss garantiert.

Der Schnappschuss eines Agenten besteht aus einer Liste mit allen virtuellen Geräten und den Identifikationsnummern aller lokalen physikalischen Geräte. Ein virtuelles Gerät ist im

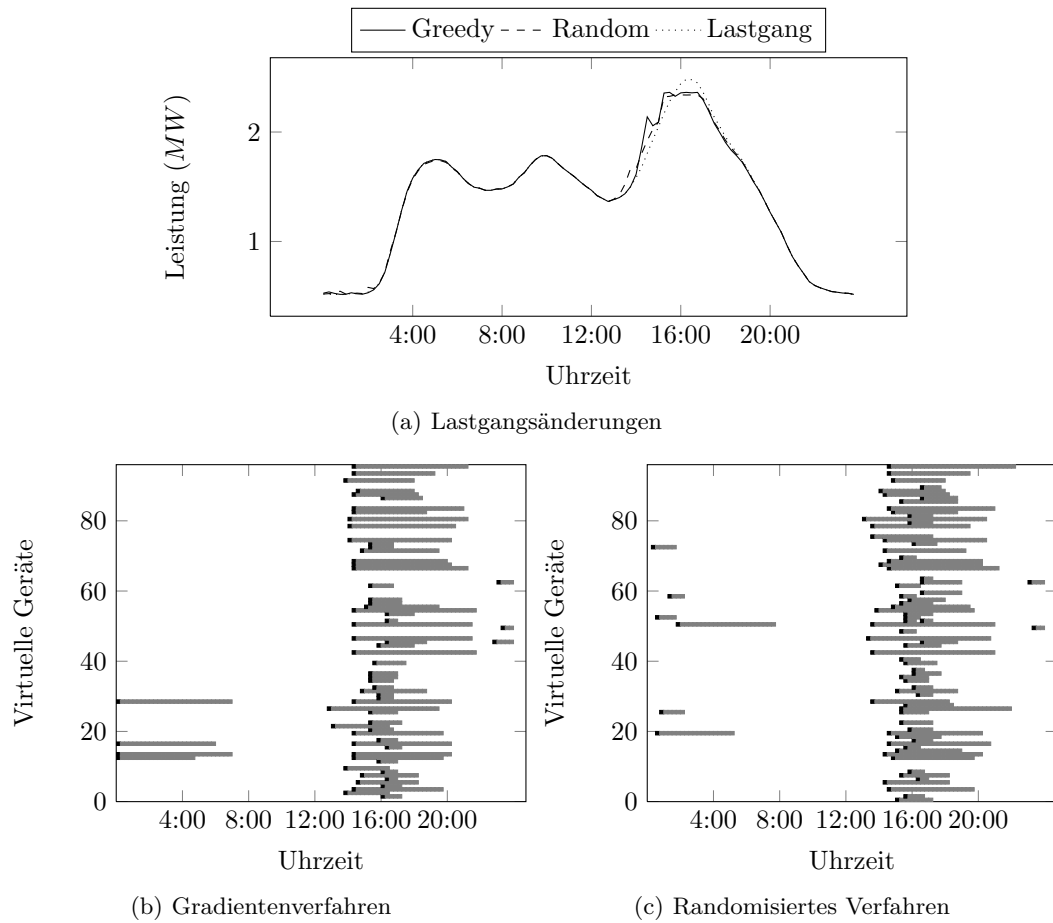


Abbildung 7.7: Lastgangsänderungen und Fahrpläne zur Reduktion der Lastgangsspreizung

Schnappschuss durch die Delta- und Fehlerprognosen sowie den Identifikationsnummern der gebündelten physikalischen Geräte beschrieben. Über die Identifikationsnummern in virtuellen Geräten kann der Einsatzplanungsagent einen Fahrplan für virtuelle Geräte in Fahrpläne für physikalische Geräte auflösen und an die Verbundbildungsagenten zwecks Weiterleitung übermitteln.

Tabelle 7.1 fasst die in der Einsatzplanungsebene anfallenden Nachrichten zusammen.

Das Aktualisierungsintervall des Schnappschusses ist vom Einsatzplanungsagenten frei wählbar. Sinnvollerweise sollte jedoch spätestens nach Verstreichen eines Planungshorizonts ein neuer Schnappschuss erstellt werden, damit aktualisierte Lastverschiebungsprognosen berücksichtigt werden.

Die Veröffentlichungsfrequenz und das Veröffentlichungsintervall von Fahrplänen ist ebenfalls frei wählbar. Die maximale Frequenz entspricht dabei der zeitlichen Auflösung des Planungshorizonts (bei dem hier betrachtetem Fall beträgt die Auflösung 15 Minuten).

Name	Von	An	Beschreibung
snapshot	EMS	Agent	Erstellt ein Abbild der aktuellen Zuordnung von physikalischen zu virtuellen Geräten, der neben der aggregierten Lastverschiebungsprognose eines jeden virtuellen Geräts auch aus einer Liste mit jeweils zugeordneten physikalischen Geräten besteht.
publish schedule	EMS	Agent	Enthält eine Liste von Fahrplänen für jedes physikalische Gerät, die an den jeweiligen Controller weiterzuleiten sind.

Tabelle 7.1: Nachrichten des Energiemanagementsystems

7.4 Zusammenfassung

Anhand einer Formalisierung konnte ein exaktes Lösungsverfahren auf das Lastkurvenanpassungsproblem angewendet werden. Da der Berechnungsaufwand exakter Verfahren bei diesen Problemen bereits bei kleinen Problemgrößen nicht mehr vertretbar ist, wurden darüber hinaus zwei heuristische Verfahren entwickelt. Diese unterliegen keinen Restriktionen hinsichtlich der Zielfunktion und können deshalb bei beliebigen Problemstellungen angewendet werden. Basierend auf einer Evaluation der Lösungsverfahren wurde schließlich die randomisierte Heuristik ausgewählt. Mit dieser ist der Einsatzplanungsagent auf der obersten Ebene des Systems in der Lage mit Schnappschüssen von virtuellen Geräten Fahrpläne zu errechnen.

Kapitel 8

Anwendungsbeispiel: Reduktion der Lastgangsspreizung

Das in den vorhergehenden Kapiteln entworfene System zur Prognose, Planung und Durchführung von Lastverschiebungen bei Kleinverbrauchern soll anhand von zwei Szenarien evaluiert werden. Es wird ein Mittelspannungsnetzabschnitt untersucht, in dem die Spreizung des Lastgangs zu minimieren ist.

Das Ziel ist dabei die Erhöhung der Grundlast bei gleichzeitiger Reduktion der Spitzenlast. Diese Zielsetzung ist aus ökologischen Gesichtspunkten jedoch fraglich, da Grund- und Mittellastkraftwerke wie Kernkraft- oder Steinkohlekraftwerke fossile Energieträger benutzen, während in Spitzenlastkraftwerken emissionsärmere Gasturbinen und Pumpspeicher zum Einsatz kommen [HDS07]. Allerdings soll dieses Beispiel lediglich die Flexibilität der Lastverschiebungsstrategie unter Beweis stellen. Die Untersuchung von wirtschaftlichen oder ökologischen Aspekten des Einsatzes ist dagegen nicht Gegenstand dieser Arbeit.

Das Lastverschiebungspotenzial von Kleinverbrauchern wird sowohl in dem konservativen Szenario 2010 als auch dem optimistischeren Szenario 2020 untersucht. Gegenstand der Untersuchung ist ein Mittelspannungsnetzabschnitt mit 4 Schwerpunktstationen, mit jeweils 3-4 Ringen bestehend aus 5-7 Ortsnetzen, der über den Topologiegenerator aus Abschnitt 6.3.2 erzeugt wurde. In jedem Ortsnetz sind 100 Haushalte angeschlossen, wodurch sich insgesamt eine Anzahl von ca. 10000 Haushalten ergibt. Gemäß der Durchdringungsgrade aus Abschnitt 4.3 werden Geräte des jeweiligen Typs zu den Haushalten hinzugefügt.

Als Simulationszeitraum wurde die erste Märzwoche aus dem Jahr 2010 gewählt. Zur Berechnung des Stromverbrauchs der privaten Haushalte wurde der entsprechende Ausschnitt aus dem von EON veröffentlichten Standardlastprofil verwendet und mit der Anzahl der Haushaltsanschlüsse skaliert. Zur Berechnung des thermischen Bedarfs von Haushalten wurden die im Jahr 2010 aufgezeichneten Wetterdaten von Bremen des Deutschen Wetterdienstes verwendet.

Für das Szenario 2020 liegen diesen Daten nicht vor. Wie in Abschnitt 4.3 beschrieben, wurde das Standardlastprofil um 8% verringert, um die Effizienzsteigerungen der Haushaltsgeräte abzuschätzen. Die Wetterdaten sind unverändert übernommen.

Um das geplante mit dem tatsächlichen Verhalten zu vergleichen, wurden pro Szenario zwei Simulationsläufe durchgeführt. Die erste Simulation dient als Referenzmessung für den ungesteuerten Verbrauch. In der zweiten Simulation versucht der Planungsagent mittels der randomisierten Heuristik die Spreizung durch die Komposition eines Fahrplans zu reduzieren.

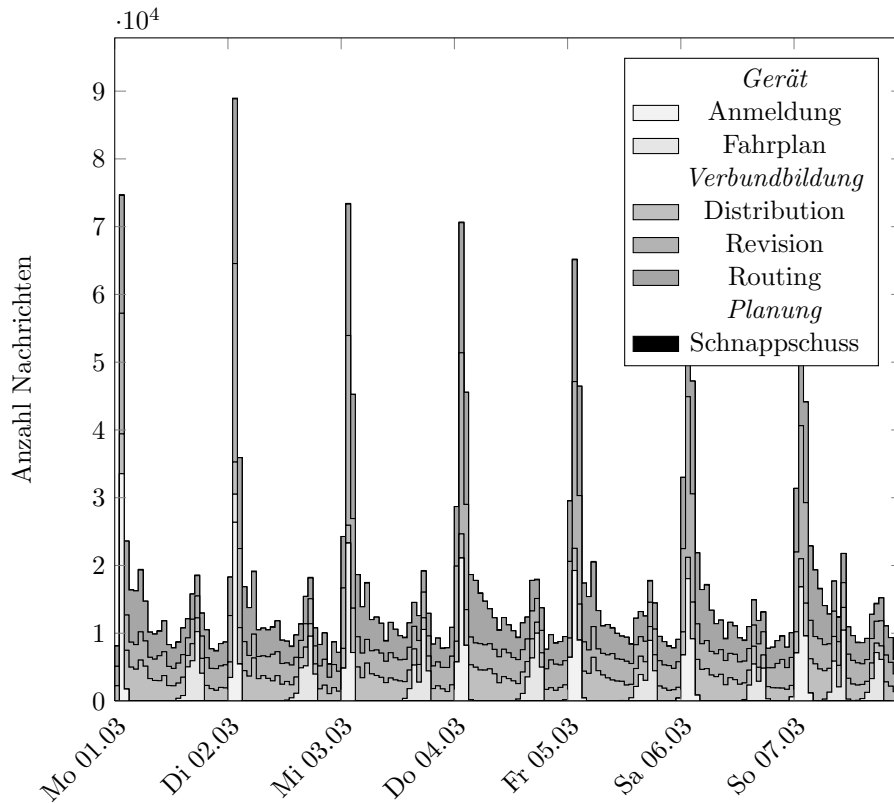


Abbildung 8.1: Zeitlicher Verlauf des Nachrichtenverkehrs im Szenario 2010

Mit den Stromverbrauchskurven beider Simulationsläufe kann schließlich die prognostizierte Laständerung mit der tatsächlichen verglichen werden.

8.1 Szenario 2010

Die Verbundbildung hat die Aufgabe, den Koordinations- und Kommunikationsaufwand zu reduzieren. Abbildung 8.1 zeigt den zeitlichen Verlauf des stündlich aggregierten Nachrichtenverkehrs. Charakteristisch ist der Nachrichtenpeak jeweils um etwa 0:00 Uhr. Zu dieser Zeit versenden die Gerätecontroller die aktualisierten Delta- und Fehlerprognosen, wodurch der Verbundbildungsprozess neu angestoßen wird. Aufgrund von leicht variierenden Veröffentlichungsintervallen verbreitert sich das Zeitfenster, in denen diese Nachrichten anfallen, über den Simulationsverlauf. Im Laufe eines Tages beruhigt sich das System aufgrund des Momentums im Distributionsprozess langsam. Ebenfalls auffällig ist die Aktivität des Einsatzplanungsagenten, welcher im Verlaufe eines Tages jeweils Fahrpläne an die Geräte verschickt. Die regelmäßigen Schnappschuss-Nachrichten des Einsatzplanungsagenten zur Erfassung des Zustands der Verbundbildung sind aufgrund ihrer geringen Anzahl in der Abbildung nicht zu erkennen.

Im Vergleich zu dem Nachrichtenaustausch zwischen den Verbundbildungsagenten fällt die Kommunikation mit den Haushaltsgeräten gering aus. Die Statistiken aus Tabelle 8.1 quantifizieren diese Aussage. Über den Zeitraum von einer Woche wurden insgesamt 247877 Anmeldungsnachrichten durch die Gerätecontroller versendet. Bei insgesamt 35291 Geräten

(a) Nachrichtenanzahl		(b) Geräteanzahl	
Nachrichtentyp	Anzahl	Gerätetyp	Anzahl
<i>Gerät</i>		Kühlschrank	10100
Anmeldung	247877	Gefrierschrank	5239
Fahrplan	185270	Wärmepumpe	88
<i>Verbundbildung</i>		Geschirrspüler	6292
Distribution	511295	Waschmaschine	9586
Revision	841097	Wäschetrockner	3986
Routing	932005	Insgesamt	35291
<i>Planung</i>			
Schnappschuss	4410		

Tabelle 8.1: Statistiken für das Szenario 2010

entspricht dies erwartungsgemäß etwa einer Nachricht pro Gerät und pro Tag. Die Anzahl der Fahrplanaktualisierungen fällt geringer aus, bei 185270 Nachrichten insgesamt ergibt sich eine durchschnittliche Anzahl von 0.75 pro Gerät pro Tag. Während die Anzahl der Anmeldungen sich am Planungshorizont orientiert und unabhängig vom Anwendungsfall ist, kann die Anzahl der Fahrplanaktualisierungen je nach Anwendungsfall variieren. Das theoretische Maximum ergibt sich, wenn der Einsatzplanungsagent für jeden Zeitpunkt des Planungshorizonts eine Aktualisierung vornehmen würde (entspräche hier also 96 Nachrichten pro Tag). Insgesamt fällt der Nachrichtenaustausch zwischen Haushaltsgeräten und den Komponenten des Demand-Side Managementsystems (im speziellen den Verbundbildungsagenten) mit weniger als 2 Nachrichten pro Tag sehr gering aus.

Abbildung 8.2 zeigt anhand von drei Graphen die durch die gebündelte Ansteuerung von Haushaltsgeräten zu erreichende Reduktion der Lastgangspreizung. Der erste Graph in Abbildung 8.2(a) zeigt die geplante und die tatsächliche Änderung am Siedungslastgang. Im zweiten Graphen 8.2(b) ist neben dem geplanten auch der unbeeinflusste bzw. beeinflusste Stromverbrauch der steuerbaren Geräte dargestellt. Wie zu erkennen ist, sind Laständerungen mit einer Leistungsamplitude von bis zu 25% (also etwa 400 kW) des ungesteuerten Verbrauchs durch die Lastverschiebungen zu erreichen. Der dritte Graph in 8.2(c) stellt die Abweichung zwischen geplanter und tatsächlicher Lastveränderung dar. Die tatsächliche Laständerung ergibt sich über die Subtraktion von unbeeinflusstem und beeinflusstem Lastgang.

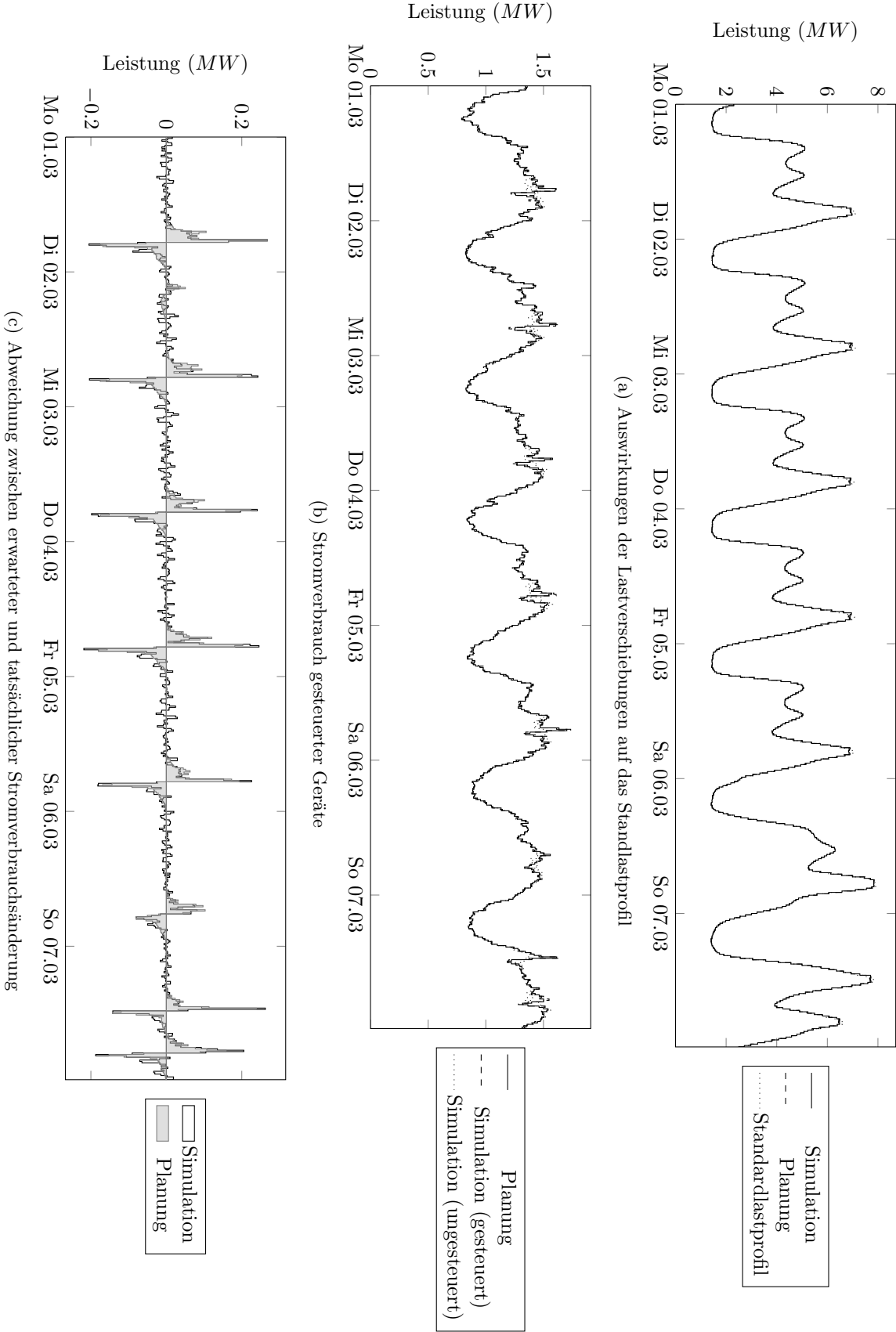


Abbildung 8.2: Ergebnisse Lastgangsspreizungsreduktion Szenario 2010

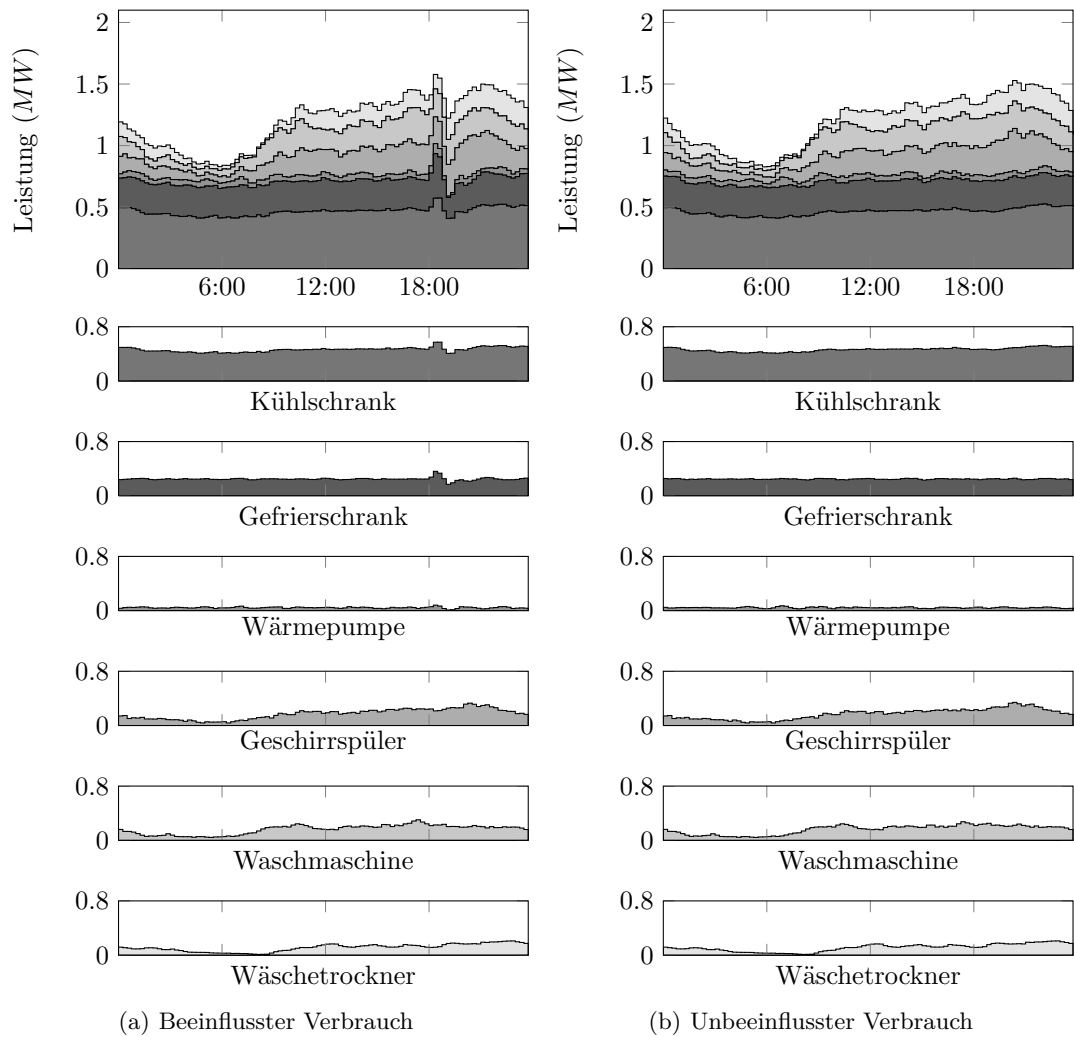


Abbildung 8.3: Aufschlüsselung des Geräteverbrauchs für das Szenario 2010

Abbildung 8.3 detailliert den Effekt der Lastverschiebungsstrategie anhand des 03.03. (Mittwoch) mit einer Aufschlüsselung des Stromverbrauchs der jeweiligen Gerätetypen. Im Vergleich von beeinflusstem und unbeeinflusstem Stromverbrauch fällt auf, dass hauptsächlich Kühl- und Gefrierschränke an der Lastverschiebung beteiligt sind. Programmbasierte Geräte wie Geschirrspüler, Waschmaschine und Wäschetrockner tragen zwar auch durch ihre Startzeitverlagerung zur Lastspitzenreduktion bei. Da die Zeitschaltuhren in diesem Szenario allerdings nur sporadisch eingesetzt werden, ist die Verbrauchsänderung kaum bemerkbar. Der Beitrag von Wärmepumpen zur Lastspitzenreduktion fällt aufgrund ihres Durchdringungsgrads ebenfalls gering aus.

Tabelle 8.2 quantifiziert die Simulationsergebnisse tagesweise. Zu jedem Gerätetyp wurde dabei die positive sowie negative Lastverschiebung in den Spalten „Lastverschiebung“ abgeschätzt. Die Abschätzung ist allerdings nicht exakt, da aus den Simulationsergebnissen nicht mehr auf einzelne Geräte und deren Fahrpläne rückgeschlossen werden kann. Stattdessen wurden die positiven und negativen Abweichungen zwischen unbeeinflusstem und beeinflusstem

Verbrauch an den Stellen, an denen laut Gesamtfahrplan eine Lastverschiebung stattfinden soll, aufaddiert. Auf diese Weise wird auch das natürliche Rauschen mit in die Berechnung aufgenommen und führt zu kleinen Abweichungen, wie bspw. an den programm-basierten Geräten gut zu erkennen ist. Da es sich hier um Startzeitverschiebungen handelt, ist der positive und negative Anteil immer exakt identisch. Durch die größere Summation entstehen jedoch leichte Abweichungen.

Dieses Rauschen wirkt sich auch auf die Lastextrema aus, die in den Spalten „Peaks“ dargestellt sind. Das Lastminimum prägt sich gegen etwa 5 Uhr morgens aus (vgl. Abbildung 8.3(b)), das durch Lastverschiebungen nicht aufgefüllt werden kann. In diesem Zeitfenster zeigen nur Lastverschiebungen bei regelungsbasierten Geräten einen Effekt. Dieser ist allerdings von zu geringer Wirkungs-dauer, als dass sich damit das Lastminimum erhöhen ließe. Die durch das Demand-Side Managementsystem erreichbaren Lastspitzensänderungen sind jeweils als additiver Term in der jeweiligen Zeile dargestellt. Aufgrund des natürlichen Rauschens stellen sich leichte Abweichungen bei den Lastminima ein, die nicht durch Lastverschiebungen verursacht wurden. Die Lastmaxima konnten jedoch erfolgreich durch Lastverschiebungen um bis zu 0.14 MW reduziert werden.

Die Spalte „Fehler“ zeigt die prozentuale Abweichung der tatsächlichen von der geplanten Lastverschiebung. In diesem Szenario fallen die Lastverschiebungen aufgrund der sporadischen Benutzung der Zeitschaltuhr nur gering und mit großer Unsicherheit aus, weshalb sich große Abweichungen im Mittel von ca. 50% einstellen.

Datum	Lastverschiebung (kWh)						Peaks (MW)		Fehler (%)	Reduk. (%)
	Kühl-schrank	Gefrier-schrank	Wärme-pumpe	Geschirr-spüler	Wasch-maschine	Wäsche-trockner	Min.	Max.		
Mo 01.03	+81.7 -62.7	+109.0 -95.9	+59.9 -54.8	+28.9 -29.1	+67.7 -67.6	+0.0 -0.0	1.44 -0.01	7.11 -0.13	0.37	2.08
Di 02.03	+94.7 -76.7	+131.6 -125.5	+89.0 -92.4	+50.4 -50.4	+68.8 -68.5	+0.0 -0.0	1.44 -0.00	7.11 -0.12	0.60	2.10
Mi 03.03	+81.6 -61.8	+116.2 -103.2	+60.8 -53.2	+43.1 -43.1	+56.7 -57.2	+0.0 -0.0	1.44 -0.00	7.07 -0.14	0.53	2.42
Do 04.03	+90.2 -72.4	+104.2 -99.1	+71.6 -72.4	+46.9 -46.9	+60.8 -60.8	+0.0 -0.0	1.44 -0.01	7.07 -0.12	0.45	1.97
Fr 05.03	+83.1 -66.7	+95.9 -82.4	+47.6 -50.5	+37.0 -37.0	+47.6 -47.3	+2.5 -2.5	1.44 -0.01	7.04 -0.14	0.39	2.25
Sa 06.03	+38.3 -27.7	+45.6 -46.6	+32.4 -31.3	+39.3 -39.3	+36.4 -36.7	+0.0 -0.0	1.41 +0.00	7.91 -0.06	0.45	0.90
So 07.03	+146.9 -111.0	+146.0 -139.9	+97.4 -90.5	+50.4 -50.4	+58.5 -58.5	+0.7 -0.7	1.41 -0.01	7.84 -0.12	0.44	1.71
Insgesamt	+616.5 -479.0	+748.6 -692.7	+458.8 -445.0	+296.1 -296.2	+396.5 -396.5	+3.2 -3.2			Ø0.46	Ø1.92

Tabelle 8.2: Aufschlüsselung der erreichbaren Lastverschiebungen im Szenario 2010

Dennoch ist an Werktagen aufgrund der kleineren Lastspitzen eine Lastgangsspreizungsreduktion bis zu 2.4% erreichbar, im Durchschnitt ergibt sich jedoch im Szenario 2010 eine Reduktion um nur 1.92%.

8.2 Szenario 2020

Wie aus der Geräteparameterisierung in Abschnitt 4 hervorgeht, ist der Stromverbrauch aus Gründen der Effizienzsteigerung in diesem Szenario insgesamt geringer. Die Durchdringungsgrade der jeweiligen Gerätetypen sind mit geringen Abweichungen identisch zu denen aus dem

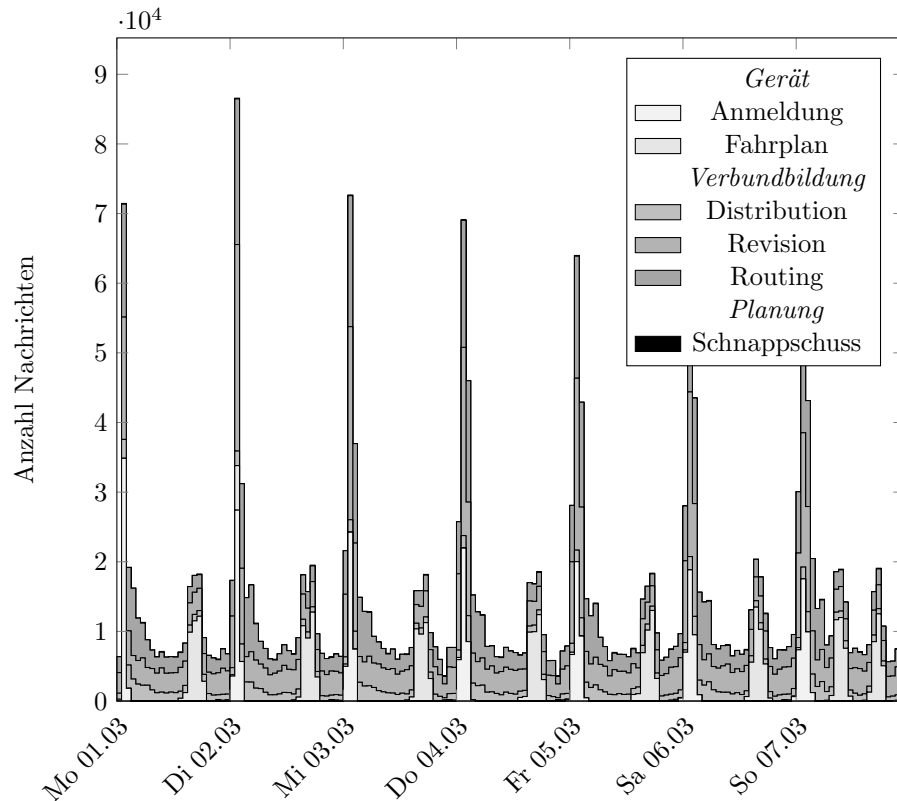


Abbildung 8.4: Zeitlicher Verlauf des Nachrichtenverkehrs im Szenario 2020

Szenario 2010. Die Ausnahme bilden hier Elektroautos, welche als neuer Typ von Verbrauchern in das Demand-Side Management System aufgenommen wurden.

Der wesentliche Unterschied im Vergleich zum Szenario 2010 liegt allerdings in der konsequenten Durchsetzung von Lastverschiebungsmaßnahmen. Der Einsatz von Zeitschaltuhren zur Flexibilisierung von Startzeiten ist in diesem Szenario nicht optional sondern verbindlich, wenn auch die Möglichkeit besteht, die Verzögerung auf 0 Minuten einzustellen. Dadurch ist mit einem erheblich höheren Lastverschiebungspotenzial seitens der programm-basierten Geräte zu rechnen.

Abbildung 8.4 zeigt den zeitlichen Verlauf des Nachrichtenverkehrs in diesem Szenario, der keine wesentlichen Unterschiede zum vorhergehenden Szenario aufweist.

Aus der Betrachtung der Statistiken in Tabelle 8.3 wird allerdings deutlich, dass in diesem Szenario mehr Fahrplanaktualisierungen anfallen. Dieser Umstand deutet darauf hin, dass mehr Geräte für die Lastgangsspreizungsreduktion eingesetzt werden können. Die durchschnittliche Nachrichtenanzahl pro Gerät pro Tag bleibt allerdings mit ca. 2.13 sehr gering.

Abbildung 8.5 zeigt die Simulationsergebnisse für das Szenario 2020.

(a) Nachrichtenanzahl		(b) Geräteanzahl	
Nachrichtentyp	Anzahl	Gerätetyp	Anzahl
<i>Gerät</i>		Kühlschrank	10100
Anmeldung	257574	Gefrierschrank	5145
Fahrplan	290170	Wärmepumpe	238
<i>Verbundbildung</i>		Geschirrspüler	6292
Distribution	214564	Waschmaschine	9586
Revision	839698	Wäschetrockner	5048
Routing	741605	Elektroauto	264
<i>Planung</i>		Insgesamt	36673
Schnappschuss	4410		

Tabelle 8.3: Statistiken für das Szenario 2020

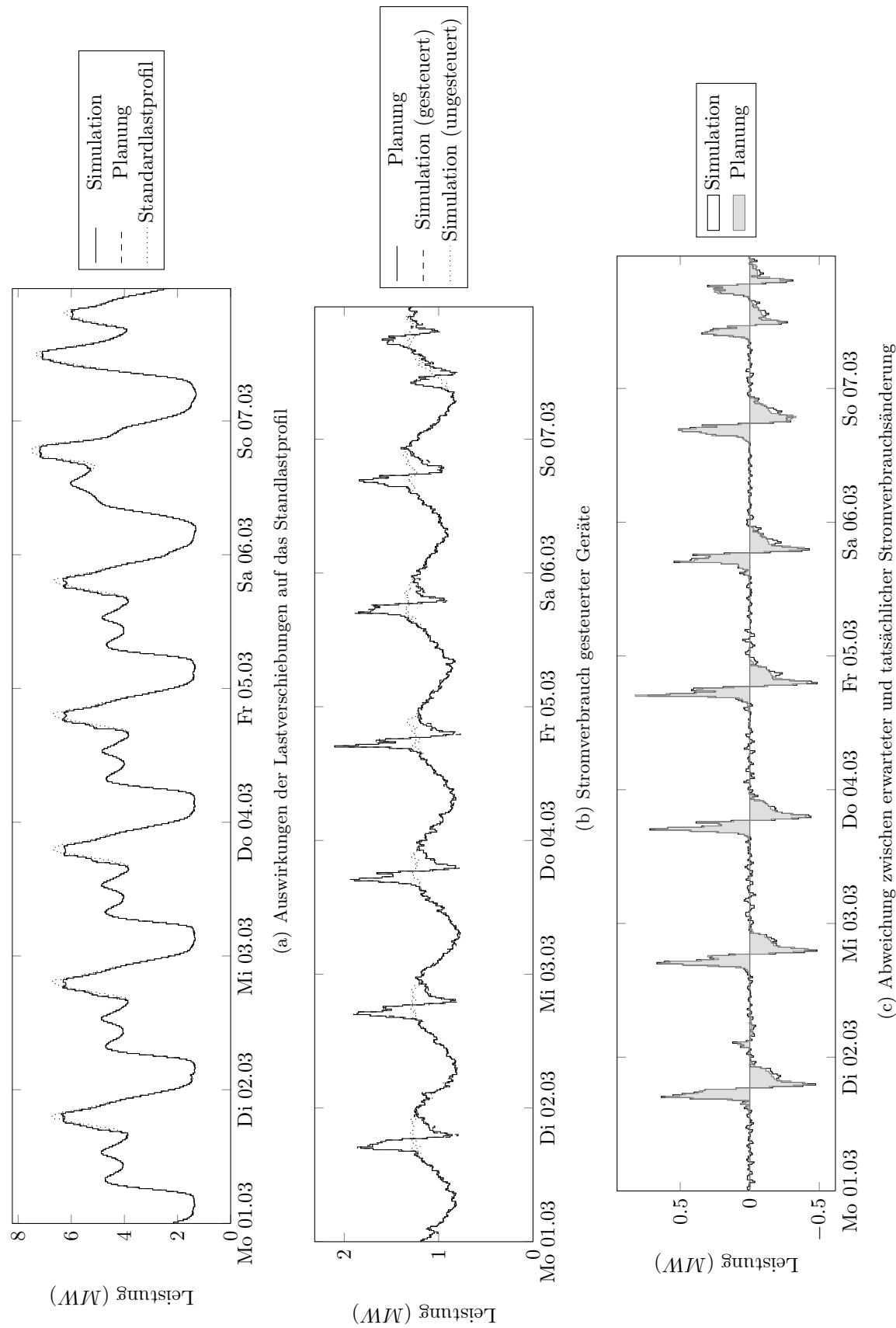


Abbildung 8.5: Ergebnisse Lastgangspreizungsreduktion Szenario 2020

Wie aus dem Graphen 8.5(a) hervorgeht, sind in diesem Szenario stärke Reduktionen zu erreichen. Die Leistungsamplitude von Steuerungseingriffen erreicht mit einem Wert ca. 1.2 MW in etwa 100% der unbeeinflussten Spitzenlast (vgl. Abbildung 8.5(b)).

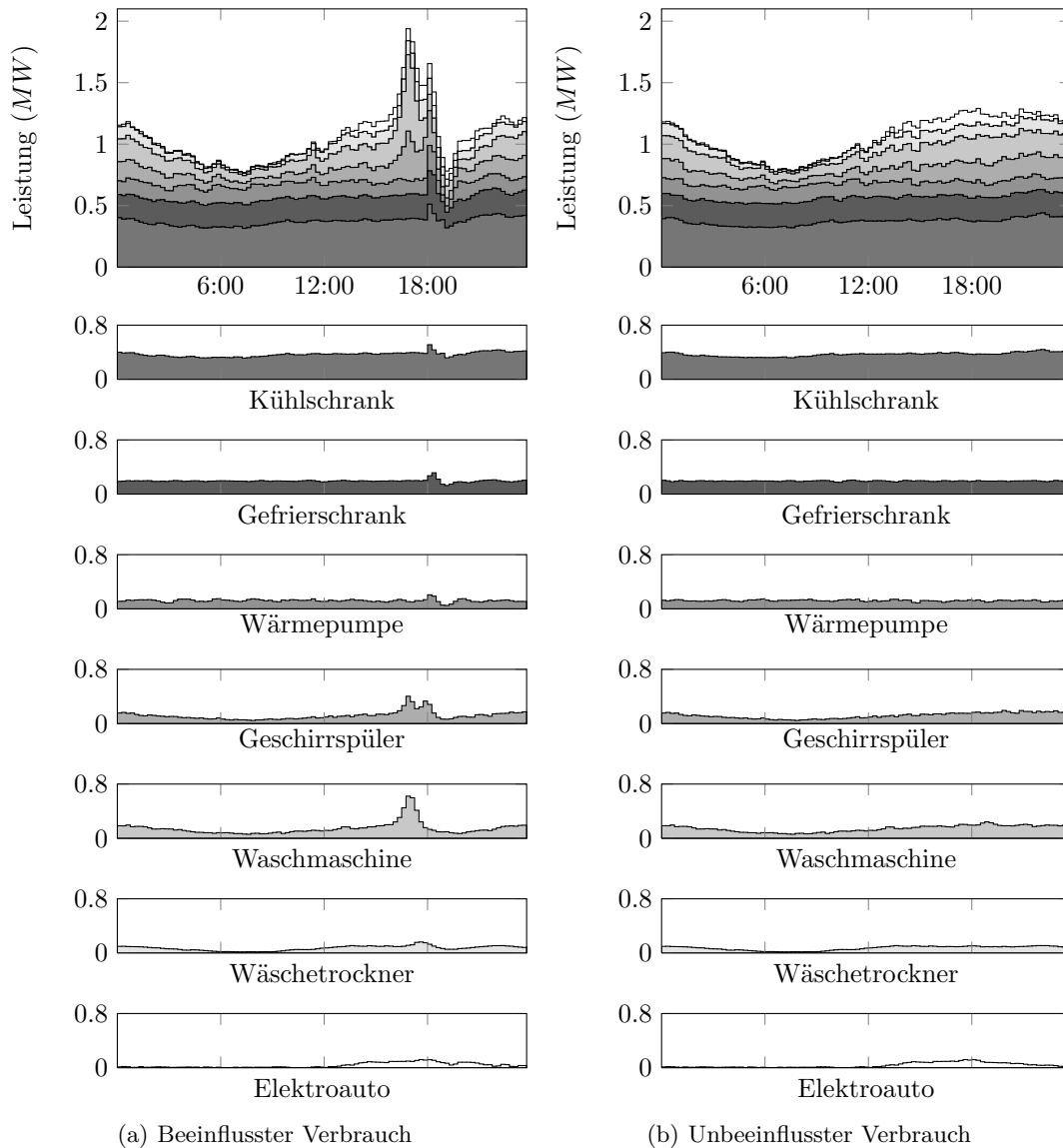


Abbildung 8.6: Aufschlüsselung des Geräteverbrauchs für das Szenario 2020

Während Kühl- und Gefrierschränke sowie Wärmepumpen in etwa dasselbe Verhalten aufweisen wie im Szenario 2010, fallen bei den programmierbaren Geräten die Lastverschiebungen deutlich größer aus. Durch den konsequenten Einsatz von Zeitschaltuhren erhöht sich die Verschiebungsflexibilität, so dass der Betrieb dieser Geräte im Bereich der Lastspitze verlagert werden kann. Elektroautos können zwar auch zum Zweck der Lastreduktion eingesetzt werden, allerdings ist der Effekt aufgrund ihres Durchdringungsgrades sehr gering.

Datum	Lastverschiebung (<i>kWh</i>)							Peaks (<i>MW</i>)		Fehler (%)	Reduk. (%)
	Kühl-schrank	Gefrier-schrank	Wärme-pumpe	Geschirr-spüler	Wasch-maschine	Wäsche-trockner	Elektro-auto	Min.	Max.		
Mo 01.03	+87.5 -66.4	+108.1 -97.0	+157.4 -167.5	+293.3 -293.3	+425.0 -423.9	+51.8 -51.6	+47.4 -42.5	1.36 -0.01	6.72 -0.35	0.19	6.25
Di 02.03	+127.1 -100.3	+126.3 -117.8	+182.9 -183.7	+309.1 -309.1	+466.8 -467.4	+64.8 -64.8	+30.7 -29.9	1.36 -0.03	6.70 -0.38	0.23	6.47
Mi 03.03	+80.9 -60.2	+105.7 -95.0	+118.9 -119.9	+266.9 -266.9	+417.8 -418.2	+63.7 -63.7	+27.9 -28.1	1.35 -0.02	6.67 -0.39	0.13	7.06
Do 04.03	+80.7 -62.3	+103.2 -94.3	+159.8 -161.5	+307.2 -307.2	+386.2 -386.3	+59.7 -59.7	+36.8 -37.3	1.35 -0.02	6.67 -0.34	0.22	6.05
Fr 05.03	+98.9 -75.8	+99.5 -90.5	+171.9 -143.0	+244.2 -244.2	+346.2 -345.9	+83.8 -83.8	+52.5 -42.8	1.35 -0.02	6.64 -0.34	0.26	5.91
Sa 06.03	+75.3 -55.5	+74.6 -66.9	+107.3 -109.6	+234.6 -234.6	+404.7 -405.3	+65.2 -65.2	+37.6 -38.3	1.30 +0.01	7.47 -0.27	0.16	4.53
So 07.03	+161.1 -114.0	+153.9 -138.7	+189.2 -187.5	+183.1 -183.1	+338.8 -338.6	+89.5 -89.5	+47.3 -46.4	1.30 -0.00	7.33 -0.24	0.24	3.88
Insgesamt	+711.6 -534.4	+771.4 -700.3	+1087.4 -1072.6	+1838.5 -1838.5	+2785.4 -2785.6	+478.4 -478.2	+280.1 -265.2			Ø0.20	Ø5.74

Tabelle 8.4: Aufschlüsselung der erreichbaren Lastverschiebungen im Szenario 2020

Aufgrund der konsequenten Durchsetzung von Lastverschiebungsmaßnahmen reduziert sich in diesem Szenario der prozentuale Fehler zwischen geplanter und tatsächlicher Lastverschiebung auf durchschnittlich 20%.

Insgesamt erhöht sich durch die Verbrauchsflexibilisierung die durchschnittliche Lastgangsspreizungsreduktion auf 5.74% (vgl. Tabelle 8.4). An Werktagen können dabei bis zu 7% erreicht werden. Den größten Beitrag zu den Lastverschiebungen liefern Waschmaschinen und Geschirrspüler, mit denen unter der Zielsetzung der Lastgangsspreizungsreduktion durchschnittlich etwa 1.2 MWh Energie pro Tag verschoben werden können. Das Lastminimum kann mit derselben Begründung wie im Szenario 2010 auch in diesem Szenario nicht angehoben werden, allerdings konnte eine Absenkung der Lastspitze um 0.39 MW erreicht werden.

8.3 Zusammenfassung

Die Untersuchung des Anwendungsfalls „Spreizungsreduktion“ zeigt, dass eine Demand-Side Management Strategie auf Basis von Verbundbildungen in der Lage ist, den Stromverbrauch von Haushaltsgeräten bei minimaler Kommunikation zu adaptieren. Im Durchschnitt wurden pro Tag etwa 2 Nachrichten mit einem Haushaltsgerät ausgetauscht. Allerdings sind insbesondere Lastverschiebungen bei programm-basierten Geräten mit großen Unsicherheiten versehen, was die Adaptionsfähigkeit des Systems einschränkt. Im untersuchten Anwendungsfall ergab sich für das konservative Szenario 2010 eine Spreizungsreduktion von 2%. Unter den optimistischen Annahmen des Szenarios 2020 erhöhte sich die Reduktion auf 7%.

Kapitel 9

Zusammenfassung und Ausblick

Methoden zur Flexibilisierung des Stromverbrauchs sind ein wichtiger Bestandteil zukünftiger Energieversorgungssysteme. Die Flexibilisierung des Stromverbrauchs auf Haushaltsebene stellt im Vergleich zum Industrie- oder Gewerbesektor besondere Herausforderungen an die Kommunikations- und Koordinationsmechanismen. Im Folgenden wird der in dieser Arbeit entwickelte Beitrag zur Bewältigung dieser Herausforderungen zusammengefasst und hinsichtlich der in Abschnitt 1.3 angeführten Problemstellungen bewertet.

9.1 Zusammenfassung der Arbeit

Die zentrale Idee dieser Arbeit ist die Reduktion des Koordinationsaufwands durch eine selbstorganisierende Verbundbildung von physikalischen Geräten und die Reduktion des Kommunikationsaufwands durch längerfristige Prognosen und Einsatzfahrpläne. Grundlage ist das in Abschnitt 3.2 entwickelte allgemeine Beschreibungsmodell, mit welchem der zeitliche Verlauf von Lastverschiebungen und die dabei zu erwartenden Abweichungen darstellbar sind. Für die Realisierung des Ansatzes wurde eine dreischichtige Multiagentenarchitektur vorgeschlagen.

Um die Realisierbarkeit des Ansatzes simulativ zu erproben, wurden in Abschnitt 4 verschiedene Gerätemodelle entworfen, mit denen der Stromverbrauch sowie Eingriffe in die Betriebsweise von Haushaltsgeräten simuliert werden können. Dabei wurde insbesondere auch das Nutzerverhalten berücksichtigt und anhand von Daten der Smart-A Studie [SBP⁺08] parameterisiert und validiert. Basierend auf den Gerätemodellen wurden in Abschnitt 5 Lastverschiebungsstrategien zur Adaption des Stromverbrauchs vorgeschlagen. Über die exponentielle Glättung fortlaufend berechneter Einzelabschätzungen werden die Prognosen des Lastverschiebungsverhaltens dynamisch an das Benutzungsverhalten angepasst. Geräte- und Prognosemodelle gehören zur untersten Ebene der Architektur, welche nur in geringen Frequenzen mit Akteuren der darüberliegenden Verbundbildungsebene kommunizieren müssen.

Zur Bewertung von ähnlichen Lastverschiebungseigenschaften wurde in Abschnitt 6.1.2 ein Aggregationsmaß entworfen. Letzteres erlaubt es einer in der mittleren Ebene der Architektur angesiedelten verteilten, selbstorganisierenden Verbundbildungsheuristik Haushaltsgeräte sinnvoll in Verbünde zusammenzuschließen. Die Heuristik ist über drei ineinander geschachtelte Kommunikationsprotokolle realisiert, die die Aufgaben der Zuordnung, Synchronisierung und Nachrichtenweiterleitung übernehmen. Der gesamte Verbundbildungsprozess läuft autonom, ohne externe Kontrolle ab und kann sich deshalb kontinuierlich an die dynamischen Lastverschiebungsprognosen anpassen.

In der obersten Ebene der Architektur ist ein Einsatzplanungsagent angesiedelt. Dieser erstellt in regelmäßigen Abständen eine Zustandsaufnahme der durch die Verbundbildungsagenten ausgeformten virtuellen Geräte. Zur Errechnung von Einsatzplänen wurden in Abschnitt 7 verschiedene Algorithmen untersucht.

Den Abschluss der Arbeit bildet die Evaluation der Architektur in einem Anwendungsfall. Zielsetzung ist hier die Reduktion der Lastgangspreizung in einem konservativen und einem optimistischen Szenario.

9.2 Abschließende Bewertung des Lösungsansatzes

In Abschnitt 1.3 wurden die besonderen Problemstellungen bei der Realisation eines Demand-Side Managementsystems auf Haushaltsebene identifiziert.

Quantität Bereits in verwandten Arbeiten zur Potenzialabschätzung von Demand-Side Management Maßnahmen auf Haushaltsebene wurde der administrative Aufwand identifiziert. Dieser schlägt sich sowohl in der Koordination als auch der Kommunikation nieder. Durch die Übertragung des Verbundbildungsansatzes virtueller Kraftwerke auf Haushaltsebene kann zunächst der Koordinationsaufwand im Sinne der Einsatzplanung erheblich reduziert werden. Der hier entwickelte Steuerungsansatz basiert auf Lastverschiebungsprognosen, die nur mit einer sehr geringen Frequenz von einem Tag zu aktualisieren sind. Fahrplanaktualisierungen können zwar mit einer maximalen Frequenz von 15 Minuten häufiger erfolgen, fallen jedoch im Vergleich mit dem Kommunikationsaufwand aus verwandten Arbeiten wie [LKR11] und [KZA08] gering aus.

Diversität Haushaltsgeräte zeichnen sich durch eine große Diversität hinsichtlich ihrer Betriebsweisen aus, was sich auf die Lastverschiebungsmöglichkeiten auswirkt. Lastverschiebungen sind deshalb nur gerätespezifisch zu realisieren. In Abschnitt 5 wurden verschiedene Lastverschiebungsstrategien und zugehörige Prognosemodelle vorgeschlagen. Das in Abschnitt 3.2 entwickelte Beschreibungsmodell abstrahiert von der Betriebsweise und damit auch von gerätespezifischen Lastverschiebungsstrategien. Dadurch kann eine breite Palette unterschiedlicher Gerätetypen in das Demand-Side Managementsystem integriert werden.

Dynamik Der Betrieb von Haushaltsgeräten hängt in direkter oder indirekter Art und Weise vom Benutzerverhalten ab und unterliegt damit einer Dynamik, weshalb die Ausprägungen von Lastverschiebungen mit Unsicherheiten versehen sind. Dieser Unsicherheit begegnet das Beschreibungsmodell aus Abschnitt 3.2, mit dem neben dem zeitlichen Verlauf auch die zu erwartenden Abweichungen von Lastverschiebungen ausgedrückt werden können.

Akzeptanz Lastverschiebungen sind zwar bei einigen Gerätegruppen für den Benutzer transparent realisierbar (bspw. die *forced-statechange* Aktion aus Abschnitt 5.4), insbesondere bei programm-basierten Geräten ist das jedoch nicht der Fall. Lastverschiebungen wie etwa die in Abschnitt 5.2 vorgeschlagene *forced-start* Aktion basieren auf einem Zeitraum, in dem der Stromverbrauch verlagert werden kann. Dieser Zeitraum muss für den Benutzer frei konfigurierbar sein, um eine breite Akzeptanz solcher Lastverschiebungsmethoden zu gewährleisten. Insbesondere muss die Möglichkeit bestehen bleiben,

Startverzögerungen zu deaktivieren. Der hier entwickelte Ansatz begegnet dieser Anforderung, in dem Lastverschiebungen nur auf einer best-effort Basis durchgeführt werden.

Lokalität Der Zugriffsbereich eines Demand-Side Managementsystems muss nicht zuletzt aus Gründen der Zuständigkeit etwa in Form von Bilanzkreisen eingrenzbar sein. Darüber hinaus sind auch elektrotechnische Gegebenheiten wie Leitungsverluste zu berücksichtigen. Der Verbundbildungsprozess findet deshalb verteilt in einem Netzwerk aus Verbundbildungsagenten statt. Der Einzugsbereich eines jeden Agenten kann über Verbindungsgewichte angepasst und damit die Verbundbildung insgesamt lokal eingegrenzt werden.

Planbarkeit Der hier entwickelte Ansatz auf Basis von Prognosen erlaubt die direkte Planung von Lastverschiebungen. In Abschnitt 7 wurde ein exaktes und zwei heuristische Algorithmen zur Errechnung von Fahrplänen vorgestellt und evaluiert. Im Gegensatz zu den markt- und regelungsbasierten Ansätzen kann über Einsatzpläne eine längerfristige Koordination erfolgen. Insbesondere können zeitliche Abhängigkeiten berücksichtigt werden, was bspw. in [KWK05] als offene Problemstellung verbleibt.

9.3 Forschungsbedarf und Erweiterungsmöglichkeiten

Eine wichtige Erweiterung, die in der Arbeit aus Darstellungsgründen vernachlässigt wurde, ist die Unterstützung einer beliebigen Anzahl von Lastverschiebungsaktionen pro Gerät. Da jede Aktion in eigenen Delta- und Fehlerprognosen angegeben werden kann, ist dazu das Aggregationsmaß zu erweitern.

Zur Prognose von Lastverschiebungseffekten wurde ein einfaches statistisches Modell entworfen. Durch gerätespezifische Verfeinerungen lässt sich die Prognosegüte erhöhen, wie bspw. durch die Berücksichtigung von Wetterdaten bei einer Wärmepumpe. Da die zu erwartenden Abweichungen bei genaueren Prognosen kleiner ausfallen, müssen weniger Geräte in einem Verbund zusammengeschlossen werden. Damit erhöht sich die Anzahl von Verbünden, was sich positiv auf die Planungsgranularität auswirkt.

Darüber hinaus stellt sich die Frage, welche elektrotechnischen Auswirkungen sich durch gezielte Steuerungseingriffe in das Verbrauchsverhalten ergeben. Die gleichzeitige Aktivierung von Haushaltsgeräten wirkt sich auf den Gleichzeitigkeitsfaktor aus, welcher für die Auslegung von Betriebsmitteln in elektrischen Netzen herangezogen wird. Da die gleichzeitige Aktivierung von Einsatzplänen abhängt, kann diese Frage nur bei der langfristigen Untersuchung in einer konkreten Anwendung erfolgen.

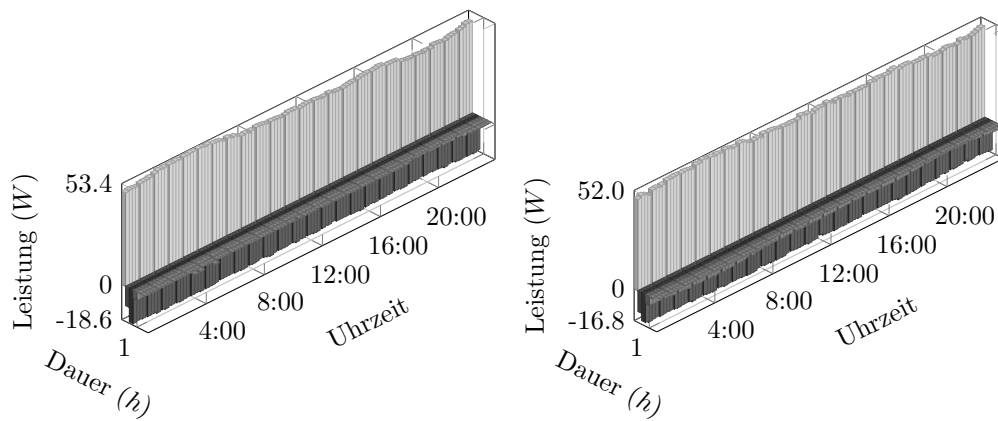
Die hier vorgestellte Methode zur Flexibilisierung des Stromverbrauchs von Haushaltsgeräten ist in ihrer Anwendung zunächst offen. Deshalb stellt sich die Frage, welche Synergien sich durch die Kopplung mit einem Supply-Side Managementsystem ergeben. Insbesondere ist der Vergleich mit marktbasierenden Ansätzen interessant. Bei diesen ist die Behandlung von zeitlichen Abhängigkeiten problematisch, wie in [KWK05] angemerkt. Der hier gewählte Ansatz modelliert den zeitlichen Verlauf von Lastverschiebungen hingegen explizit. Die Vermutung liegt nahe, dass durch die Berücksichtigung der zeitlichen Dimension die Koordination von Erzeugung und Verbrauch effizienter erfolgen kann.

Das Beschreibungsmodell drückt den zeitlichen Verlauf von Verbrauchsänderungen aus. Das Modell ist dabei unabhängig vom Energieträger. Der Fokus der Arbeit ist die Beeinflussung des Stromverbrauchs, allerdings ist auch eine Verbrauchsadaption anderer Energieformen

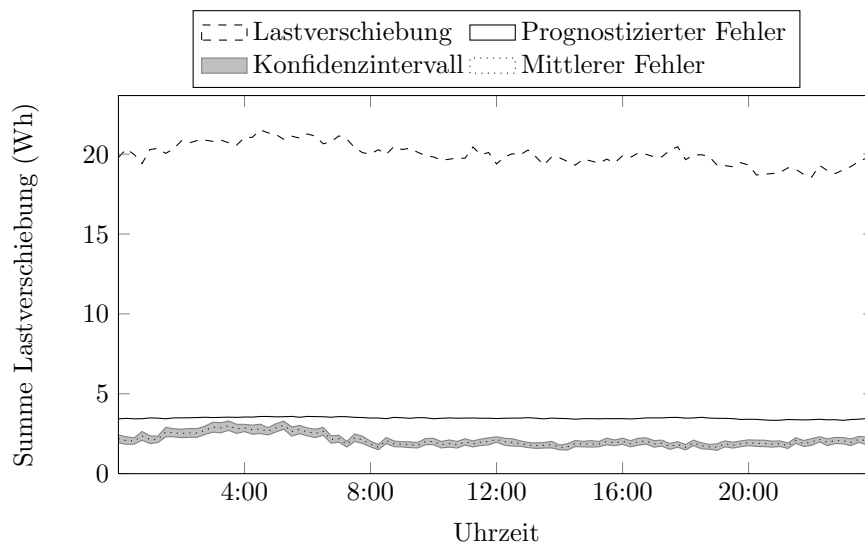
denkbar. Interessant erscheint in diesem Kontext die Modulation des Gasverbrauchs bspw. von Gasheizungen.

Anhang A

Prognoseevaluation Szenario 2010

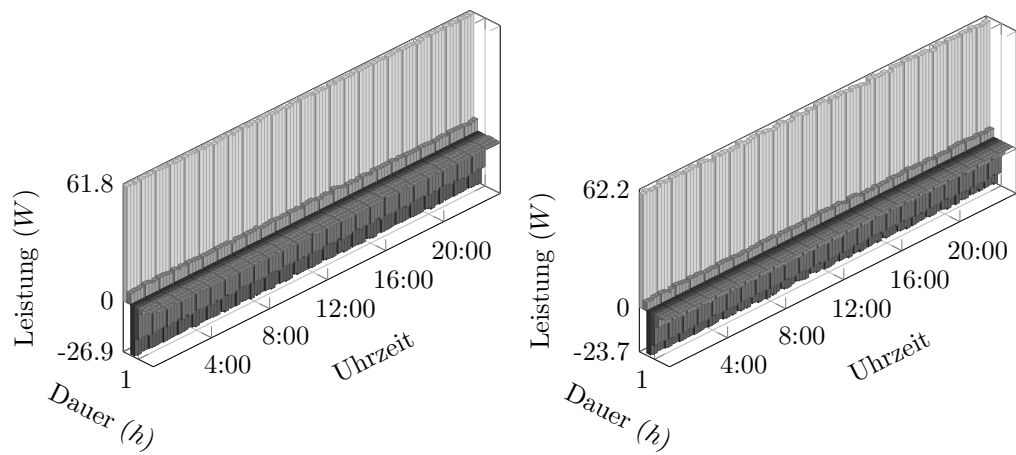


(a) Mittlere tatsächliche Lastverschiebungen (b) Prognostizierte Lastverschiebungen



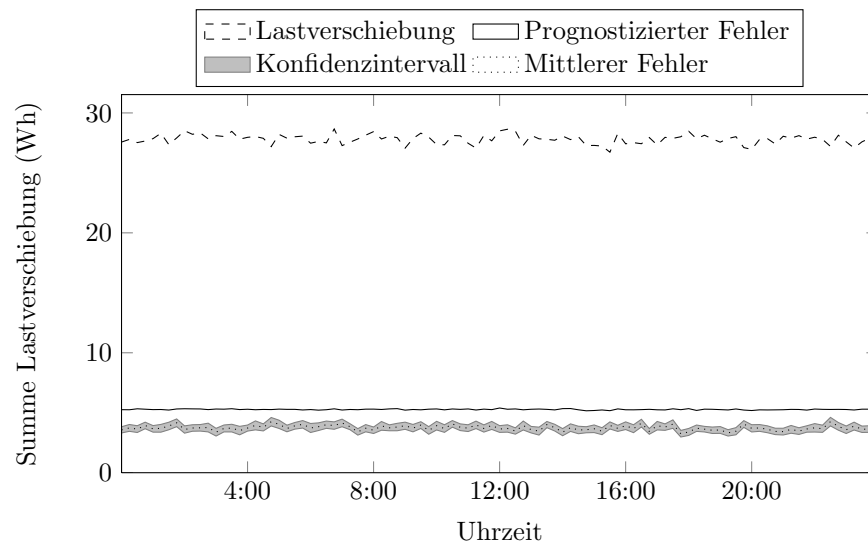
(c) Fehlerkonfidenzintervalle der Deltaprognozen bei Kühlschränken

Abbildung A.1: Prognoseevaluation Kühlschrank



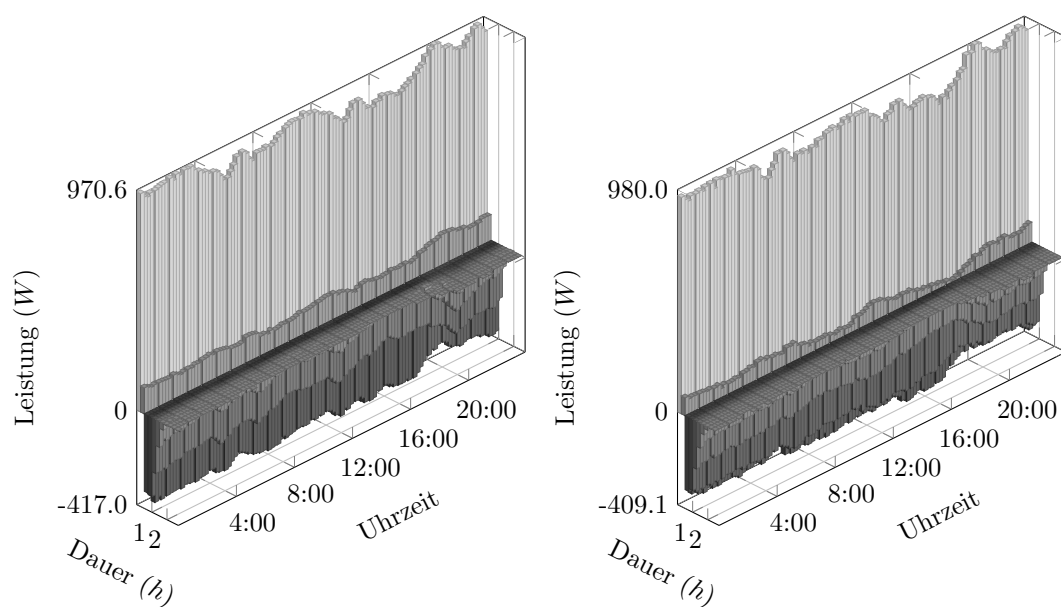
(a) Mittlere tatsächliche Lastverschiebungen

(b) Prognostizierte Lastverschiebungen



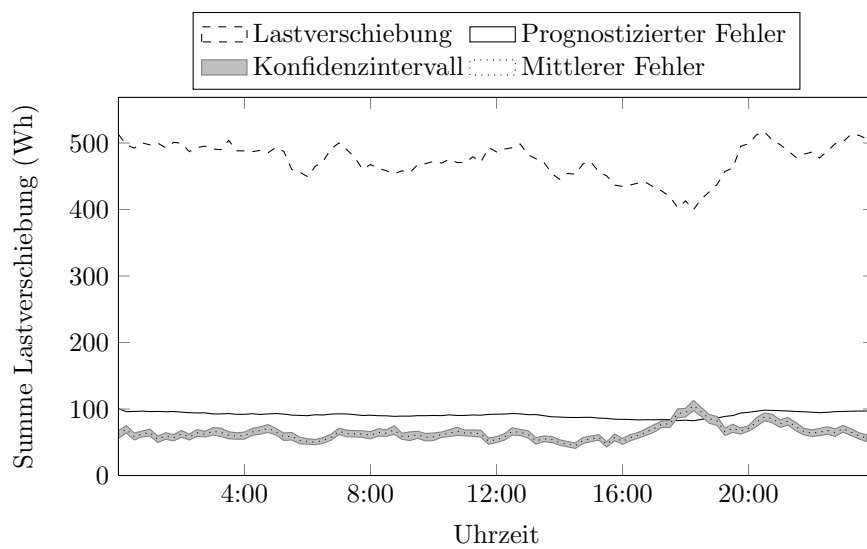
(c) Fehlerkonfidenzintervalle der Deltaprognosen bei Gefrierschränken

Abbildung A.2: Prognoseevaluation Gefrierschrank



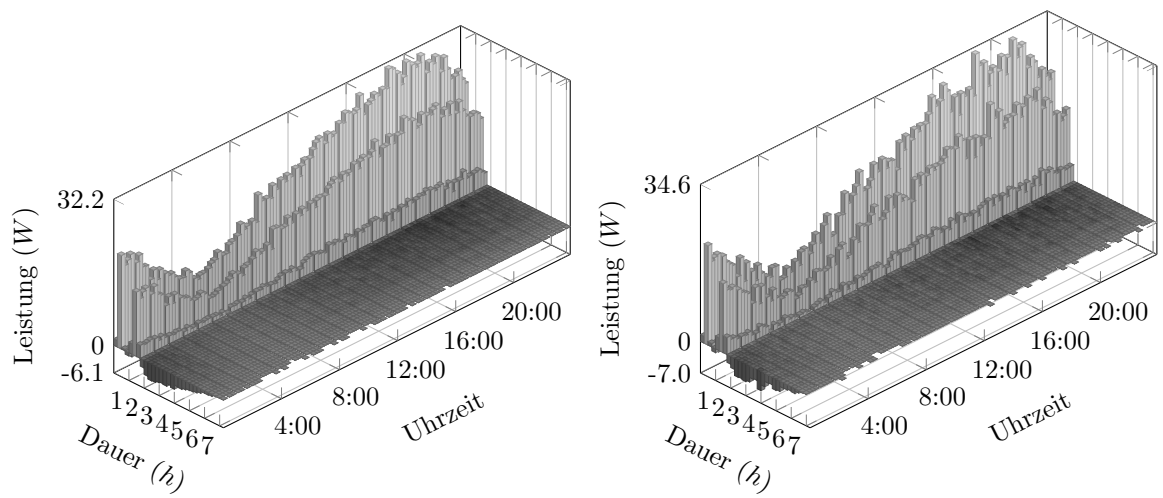
(a) Mittlere tatsächliche Lastverschiebungen

(b) Prognostizierte Lastverschiebungen



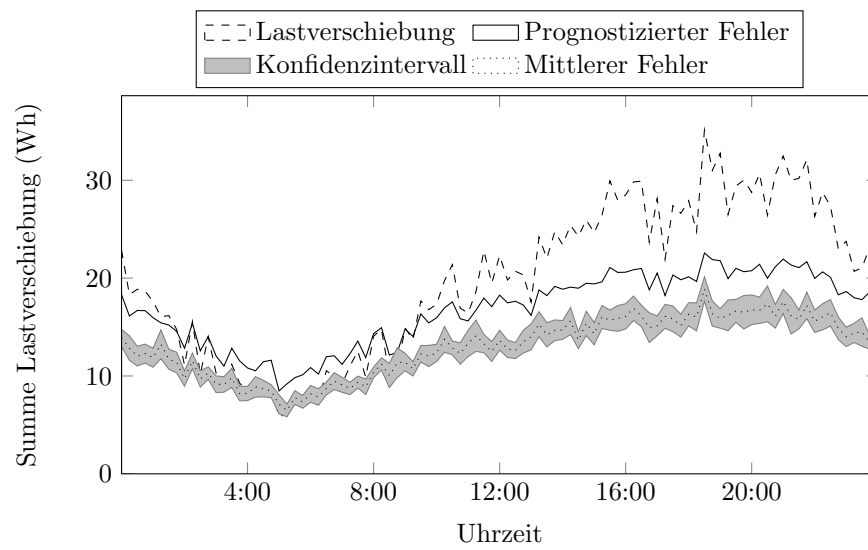
(c) Fehlerkonfidenzintervalle der Deltaprognosen bei Wärmepumpen

Abbildung A.3: Prognoseevaluation Wärmepumpe



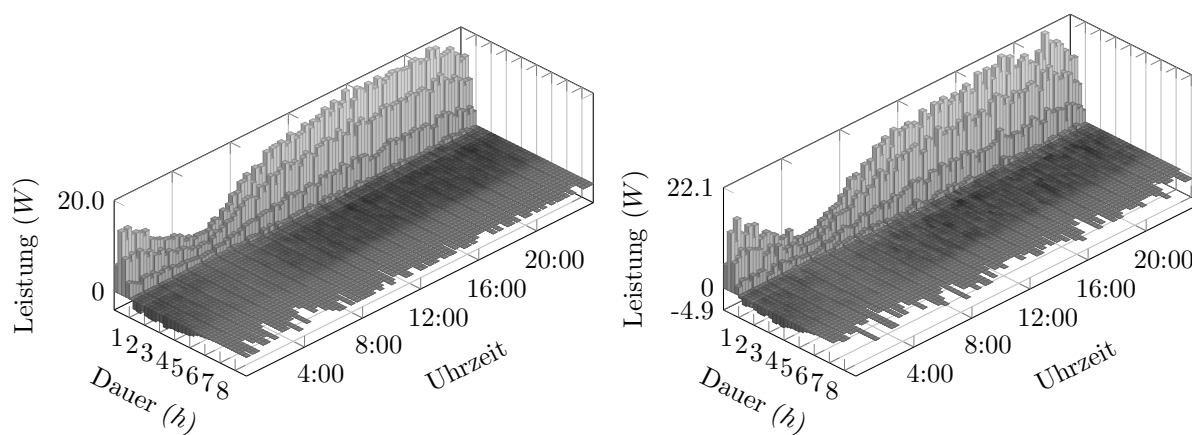
(a) Mittlere tatsächliche Lastverschiebungen

(b) Prognostizierte Lastverschiebungen



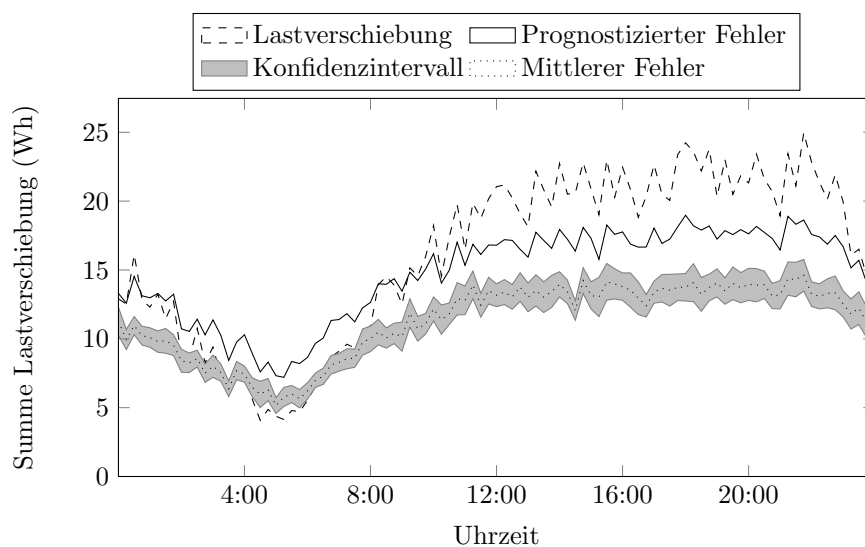
(c) Fehlerkonfidenzintervalle der Deltaprognosen bei Geschirrspülern

Abbildung A.4: Prognoseevaluation Geschirrspüler



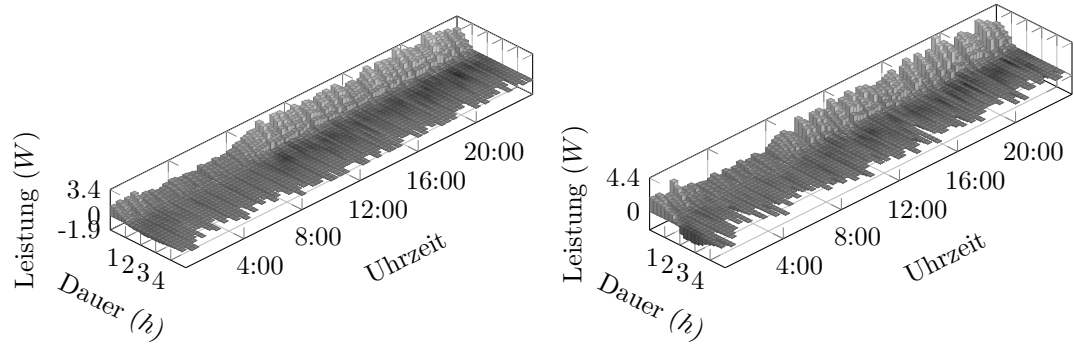
(a) Mittlere tatsächliche Lastverschiebungen

(b) Prognostizierte Lastverschiebungen



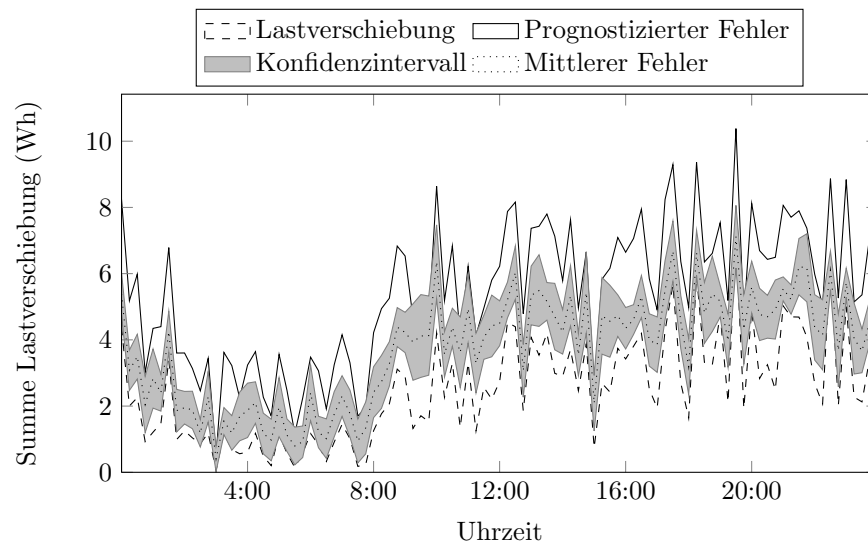
(c) Fehlerkonfidenzintervalle der Deltaprognosen bei Waschmaschinen

Abbildung A.5: Prognoseevaluation Waschmaschine



(a) Mittlere tatsächliche Lastverschiebungen

(b) Prognostizierte Lastverschiebungen



(c) Fehlerkonfidenzintervalle der Deltaprognosen bei Wäschetrocknern

Abbildung A.6: Prognoseevaluation Wäschetrockner

Literaturverzeichnis

- [BBKS07] BERKHOLZ, PETRA, ANNA BRÜCKNER, ANKE KRUSCHWITZ und RAINER STAMMINGER: *Verbraucherverhalten und verhaltensabhängige Einsparpotentiale beim Betrieb von Waschmaschinen*. Schriftenreihe der Haushaltstechnik Bonn, 1, 2007.
- [BCD⁺09] BÜNGER, ULRICH, FRITZ CROTOGINO, SABINE DONADEI, CHRISTOPH GATZEN, WOLFGANG GLAUNSINGER, MARTIN KLEINMAIER, MARTIN KÖNEMUND, HUBERT LANDINGER, THOMAS JAN LEBIODA und WERNER LEONHARD: *Energiespeicher in Stromversorgungssystemen mit hohem Anteil erneuerbarer Energieträger*. Technischer Bericht, Verband der Elektrotechnik, Frankfurt, 2009.
- [BEZ01] BITSCH, RAINER, THOMAS ERGE und PETER ZACHARIAS: *Technische Anforderungen an dezentrale Versorgungsstrukturen in Europa*. Forschungsverbund Sonnenenergie, 2001.
- [Bit00] BITSCH, RAINER: *Perspektiven im Energiemanagement bei Stromversorgungsnetzen mit dezentraler Einspeisung*. Kasseler Symposium Energie-Systemtechnik, Seiten 178–189, 2000.
- [Bit06] BITSCH, RAINER: *Integration von erneuerbaren Energiequellen und dezentralen Erzeugungen in bestehende Elektro-Energiesysteme*. Technischer Bericht, Leibniz-Institut für interdisziplinäre Studien e.V., 2006.
- [BKM⁺07] BROUS, J., R. KAJFASZ, P. MICHIE, T. OLIVER, C. EUSTIS und W. MAREK: *Pacific Northwest GridWiseTM Testbed Demonstration Projects, Part II, Grid FriendlyTM Appliance Project*. Technischer Bericht October, Pacific Northwest National Laboratory, 2007.
- [Bun10] BUNDESMINISTERIUM FÜR WIRTSCHAFT UND TECHNOLOGIE (BMWi): *Energie in Deutschland - Trends und Hintergründe zur Energieversorgung*. Technischer Bericht, Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie (BMWi), Berlin, 2010.
- [Bür09] BÜRGER, VEIT: *Identifikation, Quantifizierung und Systematisierung technischer und verhaltensbedingter Stromeinsparpotenziale privater Haushalte*. Technischer Bericht, Öko Institut e.V., 2009.
- [CD06] CLEVELAND, TERRY und SCOTT DEARBORN: *Developing Affordable Mixed-Signal Power Systems for Battery Charger Applications*. Technischer Bericht, Microchip Technology Inc., 2006.

- [Dar10] DARBY, SARAH: *Smart metering: what potential for householder engagement?* Building Research & Information, 38(5):442–457, Oktober 2010.
- [Deu00] DEUTSCHE BUNDESREGIERUNG: *Erneuerbare-Energien-Gesetz vom 29. März 2000*. BGBl. I S. 305, 2000. zuletzt geändert durch das Gesetz vom 22. Dezember 2003 (BGBl. I S. 3074).
- [Deu08] DEUTSCHE BUNDESREGIERUNG: *Erneuerbare-Energien-Gesetz vom 25. Oktober 2008*. BGBl. I S. 2074, 2008. zuletzt geändert durch das Gesetz vom 11. August 2010 (BGBl. I S. 1170).
- [Deu09] DEUTSCHE BUNDESREGIERUNG: *Nationaler Entwicklungsplan Elektromobilität der Bundesregierung*. Technischer Bericht, Deutsche Bundesregierung, Berlin, 2009.
- [Deu10] DEUTSCHE ENERGIE-AGENTUR GMBH: *dena-Netzstudie II*. Berlin, Deutschland, 2010.
- [EHO11] ECOFYS GERMANY GMBH, BERNHARD HASCHE und MARKUS OFFERMANN: *Potenziale der Wärmepumpe zum Lastmanagement im Strommarkt und zur Netzintegration erneuerbarer Energien*. BMWi Vorhaben Nr. 50/10, 2011.
- [Eur09] EUROPEAN NETWORK OF TRANSMISSION SYSTEM OPERATORS FOR ELECTRICITY: *Operation Handbook - Policy 1: Load-Frequency Control and Performance*. Technischer Bericht Cc, European Network of Transmission System Operators for Electricity, 2009.
- [FGJ⁺08] FOLLMER, ROBERT, DANA GRUSCHWITZ, BIRGIT JESKE, SYLVIA QUANDT, BARBARA LENZ, CLAUDIA NOBIS, KATJA KÖHLER und MARKUS MEHLIN: *Mobilität in Deutschland 2008*. Technischer Bericht, Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung, Bonn und Berlin, 2008.
- [Geo04] GEORGI, HANS-OTTO: *Stochastik*. Walter de Gruyter GmbH & Co. KG, Berlin, 2. Auflage, 2004.
- [Get11] GETTYS, JIM: *Bufferbloat: Dark Buffers in the Internet*. IEEE Internet Computing, 15(3):96–97, Mai 2011.
- [Hap10] HAPPE, JÜRGEN: *Entwicklung und Evaluation von genetischen Algorithmen zur Optimierung von Lastkurven durch Demand Side Management*. Diplomarbeit, Universität Oldenburg, 2010.
- [Hau08] HAUER, WOLFGANG: *Optimales Gatewaydesign mit genetischem Algorithmus und ganzzahliger linearer Programmierung*. Doktorarbeit, Universität Ulm, 2008.
- [HDS07] HEUCK, KLAUS, KLAUS-DIETER DETTMANN und DETLEF SCHULZ: *Elektrische Energieversorgung Erzeugung, Übertragung und Verteilung elektrischer Energie für Studium und Praxis*. Friedr. Vieweg & Sohn Verlag, Wiesbaden, 7. Auflage, 2007.

- [HEK05] HARTUNG, JOACHIM, BÄRBEL ELPELT und KARL-HEINZ KLÖSENER: *Statistik - Lehr- und Handbuch der angewandten Statistik*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag GmbH, München, 14. Auflage, 2005.
- [Hin08] HINRICHS, CHRISTIAN: *Untersuchung und Entwicklung von Verfahren zur Desynchronisation adaptiver Kühlgeräte*. Masterarbeit, Universität Oldenburg, 2008.
- [Hof00] HOFFMAN, KARLA L.: *Combinatorial optimization: Current successes and directions for the future*. Journal of computational and applied mathematics, 124(1):341–360, 2000.
- [HVS11] HINRICHS, CHRISTIAN, UTE VOGEL und MICHAEL SONNENSCHNEIDER: *Approaching Decentralized Demand Side Management via Self-Organizing Agents*. In: YOLUM, TUMER, STONE und SONENBERG (Herausgeber): *Proc. of 10th Int. Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, Taipei, 2011.
- [Int07] INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE: *Climate Change 2007 - Synthesis Report*. Technischer Bericht November, Intergovernmental Panel on Climate Change, 2007.
- [KDH08] KOK, KOEN, ZSOFIA DERZSI und MAARTEN HOMMELBERG: *Agent-based electricity balancing with distributed energy resources, a multiperspective case study*. on system sciences, Seiten 173–183, Januar 2008.
- [KKWH06] KAMPHUIS, I.G., KOEN KOK, C.J. WAMER und M. P. F. HOMMELBERG: *Massive coordination of residential embedded electricity generation and demand response using the PowerMatcher approach*. In: *Energy Efficiency in Domestic Appliances and Lighting*, 2006.
- [Klo07] KLOBASA, MARIAN: *Dynamische Simulation eines Lastmanagements und Integration von Windenergie in ein Elektrizitätsnetz auf Landesebene unter regelungstechnischen und Kostengesichtspunkten*. Doktorarbeit, ETH Zürich, 2007.
- [KMZ⁺09] KOCH, STEPHAN, D. MEIER, MAREK ZIMA, M. WIEDERKEHR und GÖRAN ANDERSSON: *An Active Coordination Approach for Thermal Household Appliances – Local Communication and Calculation Tasks in the Household*. In: *PowerTech, 2009 IEEE Bucharest*, Seiten 1–8. IEEE, 2009.
- [Kup08] KUPZOG, F: *Frequency-responsive load management in electric power grids*. Doktorarbeit, Technische Universität Wien, 2008.
- [KWK05] KOK, KOEN, COR WARMER und RENÉ KAMPHUIS: *PowerMatcher: multiagent control in the electricity infrastructure*. Autonomous Agents and Multiagent Systems, Seiten 75–82, 2005.
- [KZA08] KOCH, STEPHAN, MAREK ZIMA und GÖRAN ANDERSSON: *Local Load Management: Coordination of a Diverse Set of Thermostat-Controlled Household Appliances*. In: *Smart Energy Strategies: Meeting the Climate Change Challenge*, Seite 74. vdf Hochschulverlag AG, 2008.

- [KZA09] KOCH, STEPHAN, MAREK ZIMA und GÖRAN ANDERSSON: *Active coordination of thermal household appliances for load management purposes*. In: *IFAC Symposium on Power Plants and Power Systems Control, Tampere, Finland*, 2009.
- [Leh10] LEHNHOFF, SEBASTIAN: *Dezentrales vernetztes Energiemanagement: Ein Ansatz auf Basis eines verteilten adaptiven Realzeit-Multiagentensystems*. Vieweg+Teubner Verlag, Wiesbaden, 2010.
- [LKR11] LEHNHOFF, SEBASTIAN, OLAV KRAUSE und CHRISTIAN REHTANZ: *Dezentrales autonomes Energiemanagement*. at - Automatisierungstechnik, 59(3):167–179, März 2011.
- [LS09] LÜNSDORF, ONTJE und MICHAEL SONNENSCHNEIN: *Lastadaption von Haushaltsgeräten durch Verbundsteuerung*. In: *Tagungsband zum 3. Symposium des Forschungsverbunds Energie Niedersachsen*, Seiten 71–83. Michael Kurrat, 2009.
- [LS10a] LÜNSDORF, ONTJE und MICHAEL SONNENSCHNEIN: *A pooling based load shift strategy for household appliances*. In: GREVE, KLAUS und ARMIN B. CREMERS (Herausgeber): *Integration of Environmental Information in Europe - 24th International Conference on Informatics for Environmental Protection*, Seiten 734–743, Bonn, 2010. Shaker Verlag.
- [LS10b] LÜNSDORF, ONTJE und MICHAEL SONNENSCHNEIN: *Abschätzung des Lastverschiebungspotenzials eines Pool-basierten Steuerungssystems für Haushaltsgeräte*. In: *VDE-Kongress 2010 - E-Mobility: Technologien - Infrastruktur - Märkte*, Leipzig, 2010.
- [LS11] LÜNSDORF, ONTJE und MICHAEL SONNENSCHNEIN: *Einsatz thermischer Speichergeräte von Kleinverbrauchern zum Lastausgleich*. In: *Abschlussbericht des Forschungsverbunds Energie Niedersachsen*. Michael Kurrat, 2011. Veröffentlichung noch ausstehend.
- [Mat89] MATTERN, FRIEDEMANN: *Verteilte Basisalgorithmen*, Band 226. Springer-Verlag GmbH, 1989.
- [MSSU11] MÜLLER-SCHLOER, C., H. SCHMECK und T. UNGERER: *Organic Computing-A Paradigm Shift for Complex Systems*. Springer Basel, 2011.
- [Pal10] PALENSKY, PETER: *Integral Resource Optimization Network Concept*. Technischer Bericht, Institut für Computertechnik - Technische Universität Wien, Wien, 2010.
- [RWKL11] REHTANZ, CHRISTIAN, H.F. WEDDE, OLAV KRAUSE und SEBASTIAN LEHNHOFF: *Bottom-up self-organization of unpredictable demand and supply under decentralized power management*. In: *2nd IEEE International Conference on Self-Adaption and Self-Organization (SASO'08)*, Seiten 74–83. IEEE, 2011.
- [SBP⁺08] STAMMINGER, RAINER, GEREON BROIL, CHRISTIANE PAKULA, HEIKO JUNGBECKER, MARIA BRAUN, INA RÜDENAUER und CHRISTOPH WENDKER: *Synergy Potential of Smart Appliances*. Technischer Bericht, Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn, Bonn, 2008.

- [SIF07] SHORT, JOE A., DAVID G. INFELD und LEON L. FRERIS: *Stabilization of grid frequency through dynamic demand control*. Power Systems, IEEE Transactions on, 22(3):1284–1293, August 2007.
- [SKSV07] STADLER, MICHAEL, WOLFRAM KRAUSE, MICHAEL SONNENSCHIN und UTE VOGEL: *The Adaptive Fridge – Comparing different control schemes for enhancing load shifting of electricity demand*. Environmental Protection, Seiten 199–206, 2007.
- [SSW⁺10] SCHERFKE, STEFAN, STEFFEN SCHÜTTE, CARSTEN WISSING, ASTRID NIESSE und MARTIN TRÖSCHEL: *Simulationsbasierte Untersuchungen zur Integration von Elektrofahrzeugen in das Stromnetz*. VDE-Kongress, 2010.
- [Sta05] STADLER, INGO: *Demand Response - Nichtelektrische Speicher für Elektrizitätsversorgungssysteme mit hohem Anteil erneuerbarer Energien*. Doktorarbeit, Universität Kassel, 2005.
- [Sta11] STATISTISCHES BUNDESAMT: *Bevölkerung und Erwerbstätigkeit*. Technischer Bericht, Statistisches Bundesamt, 2011.
- [TNA08] TRÖSCHEL, MARTIN, ASTRID NIESSE und HANS-JÜRGEN APPELRATH: *Dynamischer Aufbau Virtueller Kraftwerke*. In: *Tagungsband zum 2. Symposium des Forschungsverbunds Energie Niedersachsen*, Band 2. Statuss, Seiten 107–118. Michael Kurrat, 2008.
- [Trö10] TRÖSCHEL, MARTIN: *Aktive Einsatzplanung in holonischen Virtuellen Kraftwerken*. Doktorarbeit, Universität Oldenburg, 2010.
- [U.S11] U.S. ENERGY INFORMATION ADMINISTRATION (EIA): *Coordinated Bulk Power Supply Program Report*, 2011. <http://www.eia.gov/cneaf/electricity/page/eia411/nercterms.html> - abgerufen am 19.03.2012.
- [Ver08] VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE (VDI): *Referenzlastprofile von Ein- und Mehrfamilienhäusern für den Einsatz von KWK-Anlagen*. Richtlinie 4655, 2008.
- [vRGH10] ROON, SERAFIN VON, THOMAS GOBMAIER und MALTE HUCK: *Demand Side Management in Haushalten - Methoden zur Potenzialanalyse und Kostenabschätzung*. Technischer Bericht April, Forschungsstelle für Energiewirtschaft e.V., München, 2010.
- [Wim04] WIMMER, ROGER WILFRIED: *Regelung einer Wärmepumpenanlage mit Model Predictive Control*. Doktorarbeit, ETH Zürich, 2004.

Index

A

Abrufbarkeit *siehe* Lastverschiebung
 Aggregation 96
 Aggregationsmaß 97
 Bewertungsfunktion 100
 Fehler 100
 Komplexität 101
 Wirkungsdauer 98

D

Deadlockfreiheit 110
 Deltaprognose **23**, 89
 Demand-Side Management 3
 direkt 3
 indirekt 3
 Potenzial 3
 Desynchronisation 69
 Distributionsprotokoll *siehe* Protokoll
 Durchdringungsgrad 89

E

Einsatzplanung 27
 Komplexität 94
 Elektrisches Stromnetz 1
 Netzfrequenz 7
 Regelleistung **2**, 90
 Spannungsebenen 1
 Elektroauto 41
 Batteriemodell 44

F

Fahrplan **24**, 89
 Fehlerprognose **23**, 89

G

Gefrierschrank 48
 gegenseitiger, lokaler Ausschluss 110
 Generelles lineares Integer Modell 137
 Geschirrspüler 33

H

Haushaltsgerät 21
 Controller 23, 27, **89**
 Dienstleistung 22
 programmbasiert 21, **32**
 regelungsbasiert 22, **46**
 Zeitschaltuhr 21
 Heuristik
 Gradientenverfahren 143
 Randomisiert 144

K

Konfidenzintervall 79
 Kühlschrank 47

L

Lastverschiebungsaktion 24
 Abrufbarkeit 97
 Abweichung 79
 forced-interrupt 63
 forced-start 59
 forced-statechange 64
 Potenzial 99
 tatsächlich 79
 Lastverschiebungsarithmetik 96
 Lastverschiebungspotenzial *siehe*
 Lastverschiebungsaktion

P

Physikalisches Gerät **24**, 105
 Planungshorizont 24
 Planungskomplexität *siehe*
 Einsatzplanung
 Prognosemodell 57
 Deltaprognose 58
 exponentielle Glättung 57
 Fehlerprognose 59
 Protokoll
 Distribution 105

Revision	108
Revisionsliste	110
Routing	115
R	
Revisionsprotokoll	<i>siehe</i> Protokoll
Routingprotokoll	<i>siehe</i> Protokoll
S	
Schwache Gesetz der großen Zahlen ...	94
Selbstorganisation	104
Szenariogenerator	119
Gerät	119
Lösung	122
Topologie	121
T	
Thermaler Prozess	46
U	
Untermengensummen-Problem	142
V	
Variationskoeffizient	95
Verbundbildung	93
Optimierungsproblem	103
Partitionierung	101
Verbundbildungsagent	27, 89
virtuelles Gerät	94 , 105
virtuelles Kraftwerk	93, 94 , 103
W	
Waschmaschine	37
Wärmepumpe	51
Wäschetrockner	39
Z	
Zustandssynchronisation	67
Desynchronisation	69
Oszillationen	67
Phasenverschiebung	68
Zweipunktregler	65