Optimierung der Fahrplanprognose für die Beschaffung elektrischer Energie durch Einsatz messtechnisch ermittelter Kundenlastgänge anstelle von Standardlastprofilen

Schlussbericht

Projektleiter: Prof. Dr.-Ing. Cecil Bruce-Boye

Bearbeiter: Dr. Joachim Staats

Dr. David Watts

Gefördert durch die Gesellschaft für Energie und Klimaschutz Schleswig-Holstein GmbH im Rahmen des Programms HWT Energie und Klimaschutz mit der Projektnummer 8/12-7.

EKSH
Gesellschaft für Energie und Klimaschutz Schleswig-Holstein GmbH

Stadtwerke Norderstedt
Energie ist unser Ding.

WiE Kompetenz- und Wissenschaftszentrum für intelligente Energienutzung
Ein Kompetenzzentrum der Fachhochschule Lübeck

FACH HOCHSCHULE LÜBECK
University of Applied Sciences

I. INHALT

II. ABBILDUNGSVERZEICHNIS 3

III. TABELLENVERZEICHNIS 4

1 KURZE DARSTELLUNG 5

1.1 Aufgabenstellung 5

1.2 Voraussetzungen, unter denen das Vorhaben durchgeführt wurde 5

1.3 Planung und Ablauf des Vorhabens 5

1.4 Wissenschaftlicher und technischer Stand 6

1.4.1 bekannte Konstruktionen und Schutzrechte 6

1.4.2 bekannte Verfahren – verwendete Fachliteratur 6

1.5 Zusammenarbeit mit anderen Stellen 6

2 EINGEHENDE DARSTELLUNG 8

2.1 Ergebnisse 8

2.1.1 Lastprofile 10

2.1.2 Dynamische Lastprognoseverfahren 17

2.1.3 Prognosegestützter Energieeinkauf 32

2.1.4 Bewertung des Demand-Side-Management-Potenzials 32

2.1.5 Steuersignal und Regelleistung aus statischem und dynamischem Demand Side Management 53

2.2 Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises 54

2.3 Notwendigkeit der geleisteten Arbeit 54

2.4 Wissenschaftliche und wirtschaftliche Verwertbarkeit der Ergebnisse 54

2.4.1 Verwertbarkeit durch SWN 54

2.4.2 Erfolgsaussichten nach Projektende (mit Zeithorizont) und Anschlußfähigkeit 54

2.4.3 Ergebnisnutzung in anderer Weise 55

2.5 Erfolgte oder geplante Veröffentlichung der Ergebnisse 55

3 LITERATUR 56

II. ABBILDUNGSVERZEICHNIS

ABBILDUNG 1: PROGNOSE ÜBER AUTOREGRESSION (AR) DER ORDNUNG 7 ALS EINE METHODE DER ZEITREIHENANALYSE MIT SYSTEMATISCHEM ZEITLICHEN OFFSET RELATIV ZUM GEMESSENEN LASTPROFILE DER MESSWERTE. DER EMPIRISCHE KORRELATIONSKOEFFIZIENT ZWISCHEN DEN KURVEN BETRÄGT 0.957. 9
ABBILDUNG 2: HAUSHALTSLAST GEMITTELT ÜBER 400 HAUSHALTE GENOMMEN VON SMART METER MESSUNGEN DER STADTWERKE NORDERSTEDT IM JANUAR 2012. EINE FILTERUNG MITTELS GLEITENDEM MITTELWERT WURDE AUF DIE DATEN ANGEWENDET. 11
ABBILDUNG 3: BDEW-STANDARDLASTPROFIL H0 11
ABBILDUNG 4: NEU BERECHNETES STANDARDLASTPROFIL HSWN 12
ABBILDUNG 5: NEU BERECHNETES STANDARDLASTPROFIL 2012 13
ABBILDUNG 6: LASTPROFIL MIT UNTERSCHEIDUNG DER BEIDEN ÜBERGANGSJAHRESZEITEN 14
ABBILDUNG 7: LASTPROFIL MIT FREITAG ALS ZUSÄTZLICHEM TYPTAG 15
ABBILDUNG 8: PRIMÄRE WAHRSCHEINLICHKEITSVERTEILUNG DER LAST VON 1000 BIS 2800 HASUHALTEN GEMESSEN AN 39 WERKTAGEN IM WINTER 2012. ZWEI SCHEIBEN DER ZWEIDIMENSIONALEN WAHRSCHEINLICHKEITSVERTEILUNG SIND UM 03:00 UHR (ROT) UND 12.00 UHR (GRÜN) GEGEBEN. 20
ABBILDUNG 9: ÜBERGANGSWAHRSCHEINLICHKEIT ZWISCHEN AUFEINANDERFOLGENDEN LASTEN UM 06:00 UHR 26
ABBILDUNG 10: GEMESSENER LASTGANG EINES WERKTAGS IM WINTER 2014/2015 (BLAU) UND PROGNOSE ÜBER SKALIERUNG (ROT) AUS DATEN DES JAHRES 2012 27
ABBILDUNG 11: GEMESSENER LASTGANG AN EINEM WERKTAG IM WINTER 2014/2015 (BLAU) UND PROGNOSE ÜBER DEN BEDINGTEN ERWARTUNGSWERT (ROT) AUS DATEN VON WERKTAGEN DES WINTERS 2012 28
ABBILDUNG 12: ZEITSCHRITTWEITE 1 MINUTE, MITTLERER KORRELATIONSKOEFFIZIENT 0,681, MAE 79,29 WATT 30
ABBILDUNG 13: ZEITSCHRITTWEITE 5 MINUTEN, MITTLERER KORRELATIONSKOEFFIZIENT 0,733, MAE 69,84 WATT 30
ABBILDUNG 14: ZEITSCHRITTWEITE 15 MINUTEN, MITTLERER KORRELATIONSKOEFFIZIENT 0,782, MAE 61,61 WATT 31
ABBILDUNG 15: ZEITSCHRITTWEITE 45 MINUTEN, MITTLERER KORRELATIONSKOEFFIZIENT 0,888, MAE 41,61 WATT 31
ABBILDUNG 16: LEISTUNGSAUFNAHME VON SPÜLMASCHINE 1 (LINKS) UND 2 (RECHTS) 33
ABBILDUNG 17: LEISTUNGSAUFNAHME VON WASCHMASCHINE 1 (LINKS) UND 2 (RECHTS) 34
ABBILDUNG 18: LEISTUNGSAUFNAHME VON WÄSCHETROCKNER 1 (LINKS) UND 2 (RECHTS) 34
ABBILDUNG 19: SCHEMA DER METHODIK 36
ABBILDUNG 20: LEISTUNGSVERLAUF BEI STARTZEITPUNKT T = 1 (LINKS) UND T = 15 (RECHTS) 37
ABBILDUNG 21: ORIGINALES CLUSTER (OBEN) UND AUFBEREITETES CLUSTER (UNTEN) 38
ABBILDUNG 22: TARIFSTRUKTUR GEZEITENSTROM (LINKS) UND TARIF Z (RECHTS) 41
ABBILDUNG 23: SPÜLMASCHINENBENUTZUNGEN 42
ABBILDUNG 24: WASCHMASCHINENBENUTZUNGEN (LINKS) UND WÄSCHETROCKNERBENUTZUNGEN (RECHTS) 43
ABBILDUNG 25: NUTZUNGSVEKTOR SPÜLMASCHINE 44
ABBILDUNG 26: NUTZUNGSVEKTOR WASCHMASCHINE 44
ABBILDUNG 27: NUTZUNGSVEKTOR WÄSCHETROCKNER 45
ABBILDUNG 28: VERGLEICH DER GESAMTEN SPÜLMASCHINENNUTZUNGSVEKTOREN 46
ABBILDUNG 29: VERGLEICH DER GESAMTEN WASCHMASCHINENNUTZUNGSVEKTOREN 46
ABBILDUNG 30: VERGLEICH DER GESAMTEN WÄSCHETROCKNERNUTZUNGSVEKTOREN 47
ABBILDUNG 31: SPÜLMASCHINE – NUTZUNGSVEKTOR GEZEITENSTROM – 8 STUNDEN NACH HINTEN 48
ABBILDUNG 32: ÜBERGANG/WERKTAG – GEZEITENSTROM 8 STUNDEN NACH HINTEN – WASCHMASCHINE (LINKS) UND WÄSCHETROCKNER (RECHTS) 48
ABBILDUNG 33: PROZENTUALE VERSCHIEBUNGEN – GEZEITENSTROM (LINKS) UND TARIF Z (RECHTS) 49
ABBILDUNG 34: FINANZIELLE EINSPARUNGEN PRO GERÄTETYP – GEZEITENSTROM (LINKS) UND TARIF Z (RECHTS) 49
ABBILDUNG 35: GÜNSTIGSTER TARIF – GEGENÜBERSTELLUNG DER BEIDEN SZENARIEN 50
ABBILDUNG 36: SPÜLMASCHINE – NUTZUNGSVEKTOR 5 KW – 8 STUNDEN NACH HINTEN 51
ABBILDUNG 37: ÜBERGANG/WERKTAG 5 KW – 8 STUNDEN NACH HINTEN – WASCHMASCHINE (LINKS) UND WÄSCHETROCKNER (RECHTS) 51

ABBILDUNG 38: 5 KW – EINSPARUNGEN PRO GERÄTETYP (LINKS) UND SUMMIERTE EINSPARUNGEN (RECHTS).....52

III. TABELLENVERZEICHNIS

TABELLE 1: KENNZAHLEN DES BDEW-STANDARDLASTPROFILS H0 12
TABELLE 2: KENNZAHLEN DES NEU BERECHNETEN STANDARDLASTPROFILS HSWN.....13
TABELLE 3: KENNZAHLEN DES LASTPROFILS MIT UNTERSCHEIDUNG DER BEIDEN ÜBERGANGSJAHRESZEITEN.....14
TABELLE 4: KENNZAHLEN DES LASTPROFILS MIT FREITAG ALS ZUSÄTZLICHEM TYPTAG.....15
TABELLE 5: ZUSAMMENGEFASSTE KENNZAHLEN DER ERWEITERTEN LASTPROFILE.....16
TABELLE 6: KENNZAHLEN DES TEMPERATURABHÄNGIGEN LASTPROFILS 17
TABELLE 7: KENNZAHLEN DER DAY-AHEAD-PROGNOSE MIT DYNAMISCHEM LASTPROFIL.....18
TABELLE 8: KENNZAHLEN DER INTRADAY-PROGNOSE MIT SKALIERUNG ALS FUNKTION DER ANZAHL DER ZEITSCHRITTE 21
TABELLE 9: KENNZAHLEN DER EXPONENTIELLEN GLÄTTUNG ALS FUNKTION DER ANZAHL DER ZEITSCHRITTE.....22
TABELLE 10: KENNZAHLEN DES HOLT-WINTERS-VERFAHRENS.....22
TABELLE 11: KENNZAHLEN DES AR-VERFAHRENS UNTERSCHIEDLICHER ORDNUNG N.....23
TABELLE 12: KENNZAHLEN DES AR-VERFAHRENS MIT ORDNUNG 7.....24
TABELLE 13: KENNZAHLEN DER INTRADAY-PROGNOSE BEI DREI ZEITSCHRITTEN A 15 MINUTEN IN 2012 AUF BASIS VON MESSUNGEN IN 2012 27
TABELLE 14: KENNZAHLEN DER INTRADAY-PROGNOSE BEI DREI ZEITSCHRITTEN JE 15 MINUTEN IN 2014 AUF BASIS VON MESSUNGEN IN 2012 29
TABELLE 15: EIGENSCHAFTEN DER DREI GERÄTETYPEN.....35
TABELLE 16: ANGEPASSTE EIGENSCHAFTEN VON SPÜL- UND WASCHMASCHINEN.....39
TABELLE 17: ANGEPASSTE EIGENSCHAFTEN DER WÄSCHETROCKNER 40
TABELLE 18: MITTLERE FINANZIELLE EINSPARUNGEN PRO JAHR DURCH ZEITVARIABLE TARIFE – LASTVERSCHIEBUNG NACH HINTEN 49
TABELLE 19: DURCHSCHNITTLICHE JÄHRLICHE EINSPARUNGEN DURCH EIGENVERBRAUCHSSTEIGERUNG-LASTVERSCHIEBUNG NACH HINTEN 52

1 KURZE DARSTELLUNG

1.1 AUFGABENSTELLUNG

Projektinhalt ist die Entwicklung von Algorithmen, die es ermöglichen, auf Basis von gemessenen Smart Meter Daten eine dynamische Korrektur des Fahrplans zur Energiebeschaffung der Stadtwerke Norderstedt vorzunehmen. Eine solche Korrektur kann als Grundlage für den Einkauf der erforderlichen Energiemengen auf dem Day-ahead Markt, bzw. dem Intraday Markt der Strombörse dienen. Ein solcherart optimierter Einkauf ginge mit einer Einsparung an Ausgleichenergie relativ zu einem Einkauf nach Standardlastprofil einher. Startpunkt der Untersuchung ist die Erstellung von aktuellen regionalen Standardlastprofilen sowie erweiterten Lastprofilen für Norderstedt.

Weiterer Bestandteil des Projektes war die Identifizierung von verschiebbaren Haushaltslasten anhand von Gesamtlastgängen und die Ermittlung deren Demand Side Management Potenzials.

1.2 VORAUSSETZUNGEN, UNTER DENEN DAS VORHABEN DURCHGEFÜHRT WURDE

Ausgangspunkt für die Untersuchungen waren historische Smart Meter Daten der Stadtwerke Norderstedt. Diese wurden von bis zu 2800 Smart Metern genommen, die während der Jahre 2011 bis 2012 installiert wurden, sowie von 2328 Smart Metern, die in den Jahren 2014 und 2015 ausgelesen wurden. Sie lagen in Form einer MySQL Datenbank über Energieverbrauchszählerstände vor, die im September 2014, bzw. Anfang 2016 zur Verfügung gestellt wurde. Weiterhin in Planung befindet sich eine Echtzeit-Datennahme bereitzustellen durch die IVU-GmbH. Sie könnte nach bisheriger Information stündlich bis gegebenenfalls viertelstündlich erfolgen in anonymisierter Form mittels einer Webschnittstelle.

1.3 PLANUNG UND ABLAUF DES VORHABENS

Die Durchführung des Vorhabens gliederte sich in vier Phasen. In der ersten Phase entwickelte Herr Simon Salvamoser im Rahmen seiner Masterarbeit eine erste Version der Datenaufbereitung sowie, in Kooperation mit dem WiE, die ersten Algorithmen zur Lastprognose. Er evaluierte die Algorithmen auf Basis des für die Jahre 2011 und 2012 aus den Rohdaten ermittelten mittleren Lastgangs. Diese Untersuchungen mündeten in eine Veröffentlichung (Hinterstocker *et al.*, 2015), in der die Algorithmen zuzüglich des Verfahrens der Autoregression hinsichtlich ihres Prognosefehlers in der Day-ahead, bzw. Intraday Prognose untersucht wurden.

In der zweiten Phase wurde von Herrn Dr. Watts und Herrn Dr. Staats ein wahrscheinlichkeitsbasierter Prognosealgorithmus entwickelt, der zur Veröffentlichung in den „IEEE Transactions on Power Systems“ eingereicht wurde (Staats *et al.,* 2015). Der Text vergleicht die entwickelte Methode mit zwei Methoden aus Hinterstocker *et al.* (2015) hinsichtlich des mit ihr erzielbaren Prognosefehlers. Eine wiederholte Einreichung erfolgte im „International Journal of Forecasting“ (Staats *et al.,* 2016).

In einer thematisch dritten Phase wurden Planungen und Voruntersuchungen zu einer Echtzeit-Datenerfassung des mittleren Lastgangs der in Norderstedt mit Smart Metern versehenen Haushalte vorgenommen. Dies schloss den Aufbau der hierfür notwendigen IT-Infrastruktur ein. Ihre technische Umsetzung steht aus, da dies mit einer Abstimmung zwischen der IVU-GmbH, den Stadtwerken Norderstedt sowie des WiE bedarf. Die Anwendung dieser Echtzeit-Datenerfassung kann als Grundlage für einen mit der Energie- Einkaufs- und Service GmbH (EEG) andiskutierten prognosegestützten Energieeinkauf für die Stadtwerke Norderstedt dienen.

Parallel wurde ein zweiter Datensatz historischer Lastgänge von verwertbaren zu bestimmter Zeit vorliegenden bis zu 1800 Smart Metern im Zeitraum Juni 2014 bis August 2015 von den Stadtwerken Norderstedt zur Verfügung gestellt. Dessen Datenaufbereitung galt es vorzubereiten. Er ermöglicht eine Evaluierung von aus dem ersten Datensatz aus dem Jahr 2012 gewonnenen Lastprofilen, als Basis für die entwickelten Lastprognosealgorithmen. Seine Lieferung verzögerte sich um ein Jahr, weshalb die abschließende Evaluierung erst gegen Ende der Projektlaufzeit erfolgen konnte.

Die Untersuchung des Demand Side Management Potenzials von Haushalten erfolgte im Rahmen der Masterarbeit (Schott 2016) von Herrn Paul Schott in 2016 auf Basis der historischen Lastgänge des Zeitraums Juni 2014 bis August 2015.

1.4 WISSENSCHAFTLICHER UND TECHNISCHER STAND

1.4.1 bekannte Konstruktionen und Schutzrechte

Die Konstruktionen, welche für die Durchführung des Vorhabens genutzt wurden, bestehen im Glasfasernetz der Stadtwerke Norderstedt, und einem Auslesen der innerhalb des Stadtgebietes verbauten Smart Meter über einen Server.

Zu Zwecken des Datenschutzes wurden die Smart Meter Daten in anonymisierter Form weitergegeben.

1.4.2 bekannte Verfahren – verwendete Fachliteratur

Als Verfahren für die Lastprognose von Haushalten werden in der Literatur Verfahren der Zeitreihenanalyse wie Exponentielle Glättung und Autoregression (ARMA) (Taylor 2010), Neuronale Netze (Charytoniuk und Chen 2000; Tzafestas und Tzafestas 2001), Fuzzy Logic (Chen et al. 1995) und Support Vector Machine (Mohandes 2002) verwendet. Die Verfahren der Zeitreihenanalyse zählen zu statistischen Methoden, deren Formulierung auf mathematischen Gleichungen beruht (Mishra 2008), während die restlichen Verfahren der Domäne der künstlichen Intelligenz angehören und nicht auf einem funktionalen Zusammenhang beruhen sondern auf einer Nachbildung der Mechanismen des Denkens und Lernens (Mishra 2008).

1.5 ZUSAMMENARBEIT MIT ANDEREN STELLEN

Neben der Kooperation mit der Forschungsgesellschaft für Energiewirtschaft mbH (FfE), München, aus der die Masterarbeit (Salvamoser 2015) hervorgegangen ist, fußen die im Rahmen dieses Forschungsvorhabens durchgeführten Untersuchungen auf den Smart Meter Messungen der Stadtwerke Norderstedt, welche durch die CBB Software GmbH, Lübeck, durchgeführt wurden.

Geplant ist eine Echtzeit Datenakquise des mittleren Lastgangs der in Norderstedt angeschlossenen Smart Meter, welche in Kooperation mit der IVU-GmbH umgesetzt würde. Des Weiteren wurden Gespräch mit der EEG Energie Einkaufs- und Service GmbH auf dem Gebiet des prognosegestützten Energieeinkaufs geführt.

2 EINGEHENDE DARSTELLUNG

2.1 ERGEBNISSE

Elektrische Lastprognosen sind wichtig für Energieversorgungsunternehmen bei der Erstellung des Fahrplans zur Bereitstellung elektrischer Energie. Die Qualität von Lastprognosen beeinflusst die zur Stabilisierung der Netzfrequenz erforderlichen Regelleistung und deren Varianz. Die Netzfrequenz verschiebt sich, wenn die Netzlast nicht durch die erzeugte elektrische Leistung ausbalanciert ist und Regelleistung wird aufgebracht um dieses Ungleichgewicht zu kompensieren. Es gibt primäre und sekundäre Regelleistung. Primäre Regelleistung besteht in der automatischen Anpassung der Stromerzeugung bei einer Verschiebung der Netzfrequenz und berücksichtigt kleine Fluktuationen des Energiegleichgewichts (Möller, 2010). Sekundäre Regelleistung wird mittels freier Kapazitäten konventioneller Kraftwerke erzeugt und dient der Reaktion auf unvorhergesehene Ereignisse (Möller 2010).

Für einen Teilnehmer am Energiemarkt stellt Ausgleichsenergie die Differenz zwischen der in der Planung verkauften bzw. eingekauften Energie und der schließlich von dem Unternehmen produzierten bzw. verbrauchten Energie. Sie ist ein Mittel zur Abwälzung der Kosten, die durch eine Abweichung der Energieerzeugung vom Fahrplan entstehen, auf die Marktteilnehmer, welche für diese Abweichung verantwortlich sind (Möller 2010). Eine genaue Lastprognose verringert Regelleistung sowie Ausgleichsenergie und führt somit zu Kosteneinsparungen für die Marktteilnehmer.

Nach (Almeshaiei und Soltan 2011) umfassen die Methoden, welche zur Lastprognose verwendet werden, Zeitreihenanalyse wie Exponentielle Glättung und autoregressive–moving-average (ARMA) (Taylor 2010), Neuronale Netze (Charytoniuk und Chen 2000; Tzafestas und Tzafestas 2001), Fuzzy Logic (Chen et al. 1995), support vector machine (Mohandes 2002) und particle swarm optimization (Bashir und Hawary 2009). Particle swarm optimization kann genutzt werden, um Startwerte für Wichtungsfaktoren in Neuronalen Netzen zu wählen und die Konvergenzraten von Neuronalen Netzen zu verbessen bei kurzfristigen Lastprognosen (Bashir und Hawary 2009). Andere Hybridmethoden basierend auf künstlicher Intelligenz kombinieren zum Beispiel self-organized maps zum unüberwachten Clustering von Eingangslasten und support vector machines für eine Prognose auf Basis der geclusterten Lasten (Fan und Chen 2006). Merkmalauswahl von Eingangswerten für Neuronale Netze kann mittels Wavelet Transformationen erfolgen, die geeignet sind, um Eigenschaften von nichtstationären Zeitreihen einzufangen (Reis und da Silva, A. P. A. 2005).

Die Zeitreihen von elektrischen Haushaltslasten haben charakteristische Formen mit täglich und wöchentlich periodischen Zyklen (Taylor 2008). Zusätzlich liegt ein gewisser Anteil von Signalrauschen vor, welcher in statistischen Fluktuationen des Energiebedarfs verschiedener Stromverbraucher über den Tag begründet ist. Als Filtermethoden zur Begrenzung des Rauschens von Zeitreihen kommen Kalman Filter, Wavelet Transformationen und ordered weighted averaging Operatoren (Ballini und Yager 2014) oder gleitender Mittelwert zum Einsatz. Sie stellen ein Mittel dar, um mit der Unvorhersagbarkeit statistischer Fluktuationen umzugehen.

Die Zeitreihenanalyse von Lasten mit Lastpeaks kann die Charakteristik aufweisen, dass die Prognose einen systematischen zeitlichen Offset zum Profil der gemessenen Lasten hat. Ein Grund für diese Eigenschaft, die als mangelnde Synchronizität bezeichnet werden kann, liegt darin, dass zum Beispiel auto-regressive Methoden (Hamilton 1994, pp. 53–61) der Ordnung *p* nur ein Zeitfenster der *p* vorangegangenen Werte berücksichtigen. Die letzten *p* Werte konditionieren die Prognose so, dass die Prognose die Form des vorangegangenen Zeitfensters annimmt und einen zeitlichen Versatz gegenüber den Messdaten erfährt (Abbildung 1).

Parametrische Methoden wie ARMA, in der verallgemeinerten Form von ARMAX als Methoden die externe Variablen berücksichtigen, basieren auf der Formulierung eines mathematischen oder statistischen Modells der Last, welches die qualitative Beziehung zwischen Last und lastbeeinflussenden Faktoren beschreibt (Charytoniuk et al. 1998). Nichtparametrische Modelle sind flexibler als parametrische in der Art, dass die Interpretation der Daten nicht von an die Daten gefitteten parametrierten Verteilungen abhängt und deshalb weniger von Annahmen über das Datenmodell beeinflusst oder durch die parametrische Form des Algorithmus festgelegt ist. Die Verfügbarkeit historischer Lastdaten ermöglicht den Einsatz eines nichtparametrischen wahrscheinlichkeitsbasierten Ansatzes (Charytoniuk et al. 1998). Ein Anwendungsfall für diese Vorgehensweise ist die Vorhersage von Haushaltslasten. Charytoniuk *et al.* (1998) benutzten eine nichtparametrisierte Regression, um Lastgänge zu erzeugen, die auf lastbeeinflussenden Variablen wie Zeit und Wetter basieren.

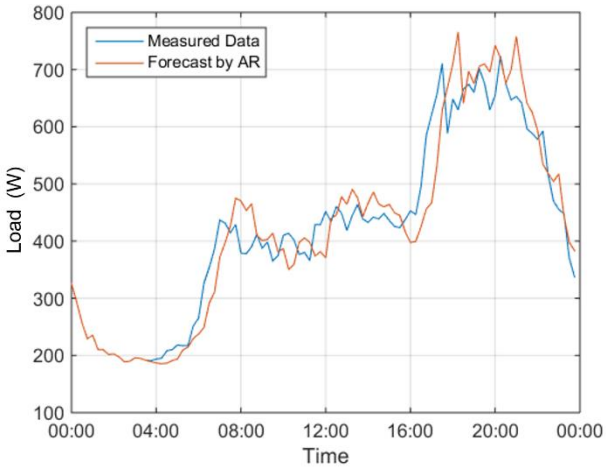

Abbildung 1: Prognose über Autoregression (AR) der Ordnung 7 als eine Methode der Zeitreihenanalyse mit systematischem zeitlichen Offset relativ zum gemessenen Lastprofil der Messwerte. Der empirische Korrelationskoeffizient zwischen den Kurven beträgt 0.957.

Wahrscheinlichkeitsbasierte Verfahren berücksichtigen sowohl das Problem der statistischen Fluktuationen als auch der Synchronizität. Wenn man alle verfügbaren Daten von Messungen aus der Vergangenheit betrachtet, kann man eine Prognose bestimmen, die weniger stark von den Daten des vorangegangenen Zeitfensters abhängt und deshalb besser synchronisiert ist. Die Genauigkeit des statistischen Modells hat einen Bezug zum Umfang der historischen Daten, die in die Analyse einbezogen werden, da mit mehr Daten die Wahrscheinlichkeitsverteilung besser das zugrundeliegende Modell annähert. Ein Preprocessing der Daten durch Segmentierung in verschiedene Klassen über maßgebliche Variablen wie Wochentag kann ebenfalls helfen, die Varianz zu minimieren und die Genauigkeit der Ergebnisse zu erhöhen. Bezogen auf das Problem der Synchronizität besteht bei der

Methode des bedingten Erwartungswertes keine Notwendigkeit für ein Preprocessing der Daten hinsichtlich einer Merkmalauswahl, was die Einfachheit des Ansatzes unterstreicht.

Eine Echtzeitplanung der Stromerzeugung erfordert eine sehr kurzfristige Prognose des Strombedarfs im Zeithorizont von 10 bis 30 Minuten (Taylor 2008) und die Verwendung einer kurzzyklischen Messung (Bruce-Boye und Kasakov 2007) in einer Zeitauflösung von 10 Sekunden bis wenigen Minuten. Verfahren der Zeitreihenanalyse, die in diesem Zeithorizont verwendet wurden, sind ARIMA und Exponentielle Glättung (Taylor 2008).

2.1.1 Lastprofile

Die Ergebnisse zu Lastprofilen sind in Zusammenarbeit mit der FfE entstanden und (Forschungsgesellschaft für Energiewirtschaft mbH 2016) entnommen.

Basierend auf Daten des Zeitintervalls August 2014 bis Juli 2015 wurde das H0 Standardlasptofil des BDEW evaluiert. Hierzu wurde der mittlere Lastgang von 2328 Haushaltskunden der Stadtwerke Norderstedt (SWN) bestimmt und die mittlere absolute Abweichung, der RMSE (root-mean-square error) sowie die maximale Abweichung berechnet.

Des Weiteren wird in Bezug auf ein im Rahmen dieses Projektes entwickeltes wahrscheinlichkeits-basiertes Prognoseverfahren die mittlere absolute prozentuale Abweichung (MAPE) sowie der mittlere Korrelationskoeffizient zwischen Prognose und Messung berechnet. Hierbei wird auch auf Messdaten von 380 bis 2800 Smart Metern aus dem Jahr 2012 Bezug genommen, speziell von 1000 bis 2800 Smart Metern aus dem Zeitintervall September 2012 bis Dezember 2012.

Die Stadtwerke Norderstedt verfügen über ein Glasfasernetz mit Messbedingungen, die eine kurzzyklische Datennahme ermöglichen. Die Messung erfolgte mit der Middleware Forschungsplattform LabMap (Bruce-Boye und Kasakov 2007) in Form von Energieverbrauchswerten (W·h) in einer Zeitauflösung von 10 Sekunden bis 1 Minute. Diese Daten wurden über alle Haushalte und eine Zeitschrittweite von 15 Minuten gemittelt (Salvamoser 2015). Die Energieverbrauchswerte wurden durch 15 Minuten geteilt, um ein Jahreslastprofil in Watt zu ergeben. Abbildung 2 zeigt das Lastprofil für Januar 2012 als ein Rasterdiagramm und gibt Einblick in die charakteristische zeitliche Struktur der Daten.

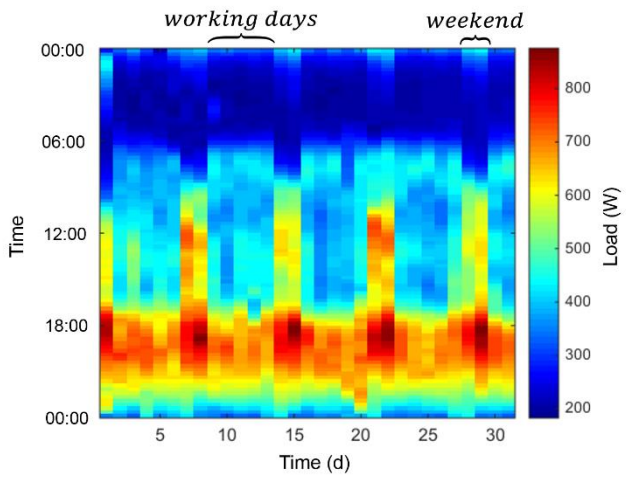

Abbildung 2: Haushaltslast gemittelt über 400 Haushalte genommen von Smart Meter Messungen der Stadtwerke Norderstedt im Januar 2012. Eine Filterung mittels gleitendem Mittelwert wurde auf die Daten angewendet.

2.1.1.1 Standardlastprofil

Das Standardlastprofil H0 (Vereinigte Stadtwerke Netz GmbH 2015) ist in Abbildung 3 dargestellt. Dabei werden 9 Typtage unterschieden, welche jeweils einen unterschiedlichen Lastverlauf aufweisen. Zur Anwendung und Bewertung werden diese Typtage zu einem entsprechenden Jahresprofil kombiniert, welches zusätzlich mittels Dynamisierungsfunktion angepasst wird.

BDEW-Standardlastprofil für Haushalte

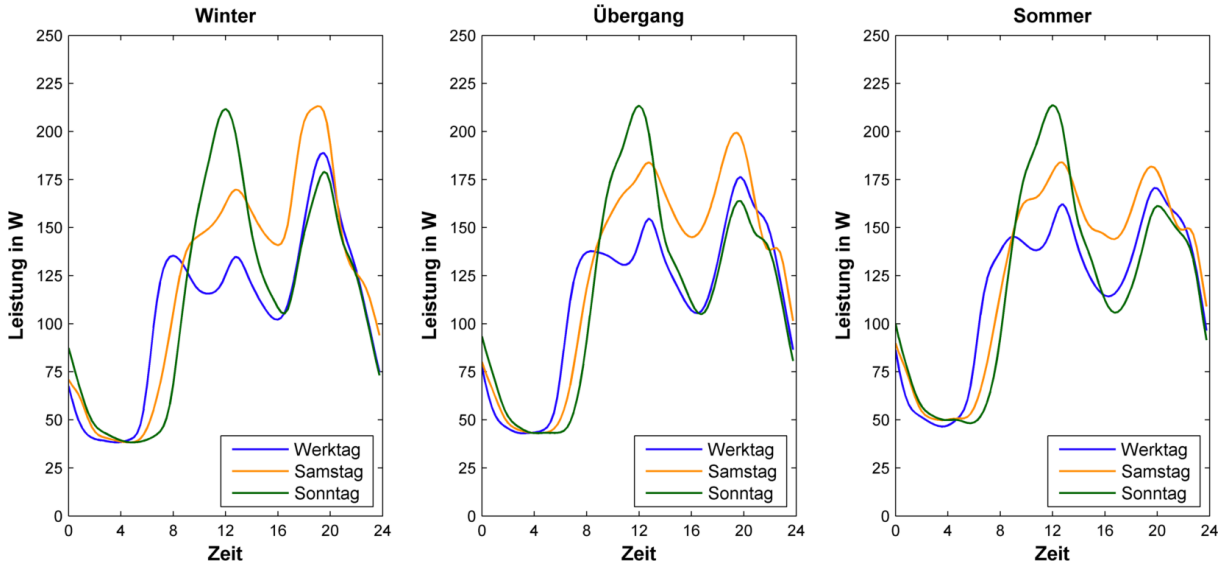

Abbildung 3: BDEW-Standardlastprofil H0

Tabelle 1 zeigt die berechneten Kennzahlen bei Anwendung dieses Profils auf den vorliegenden gemittelten Lastgang der Haushalte. Diese Werte dienen im Folgenden als Referenz zur Bewertung verbesserter Prognoseverfahren. Verfahren, welche schlechtere Ergebnisse liefern, können also nicht empfohlen werden.

Tabelle 1: Kennzahlen des BDEW-Standardlastprofils H0

Kennzahl	Wert
Mittlere Abweichung	16,27 W
RMSE	20,69 W
Maximale Abweichung	112,16 W
Kosten für Strombezug	33,99 €
Kosten für Ausgleichsenergie	0,92 €

Neu berechnetes Standardlastprofil 2014/15

Durch Berechnung eines neuen Standardlastprofils auf Basis der vorliegenden Daten im ausgewählten Zeitraum August 2014 bis Juli 2015 ergeben sich die in Abbildung 4 dargestellten Lastverläufe. Dazu wird pro Viertelstunde die Leistung aller dem entsprechenden Typtag zugeordneter Tage gemittelt und der Lastgang zuvor durch die Dynamisierungsfunktion (WEMAG Netz GmbH 2017) geteilt. Aufgrund der begrenzten Datenbasis ergeben sich keine glatten Verläufe, was gegebenenfalls angepasst werden kann.

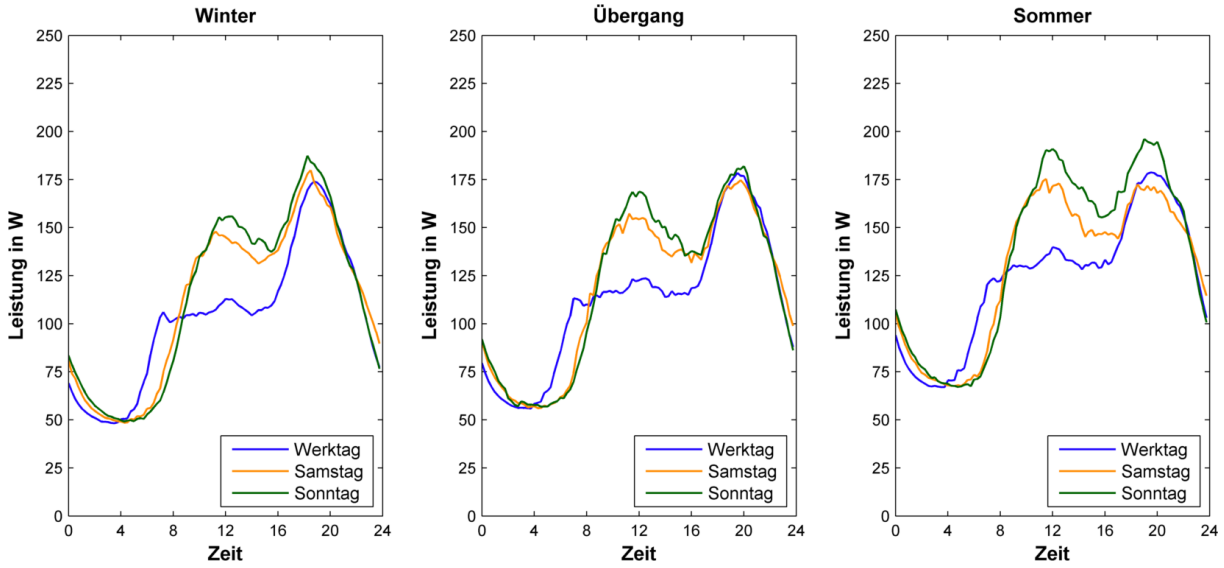

Abbildung 4: Neu berechnetes Standardlastprofil HSWN

Tabelle 2 weist die Kennzahlen dieses Profils aus. Hier zeigt sich, dass die mittlere Abweichung etwa halbiert wird und auch die weiteren Kennzahlen Verbesserungen aufweisen. Die Kosten für den Strombezug entsprechen in diesem Fall genau denen, welche auch bei Einkauf nach dem tatsächlichen Lastgang anfallen würden.

Es kann also durch einfache Neuberechnung eines Standardlastprofils eine deutliche Verbesserung der Prognosegüte erreicht werden. Dabei wird weiterhin das bisherige Verfahren angewandt, so dass die Umsetzung in bestehenden IT-Systemen ohne großen Aufwand möglich ist. Dieses Profil wird im Folgenden als HSWN-Profil bezeichnet.

Die Verbesserung ist auf mehrere Einflussfaktoren zurückzuführen. Zum einen bildet das BDEW-Standardlastprofil H0 wie bereits erläutert aktuelle Verbrauchsveränderungen nicht hinreichend ab, zum anderen kann hier auf eine Datenbasis der betrachteten Region zurückgegriffen werden, wodurch Eigenheiten der Haushalte in dieser Region genauer abgebildet werden. Bei Neuberechnung eines deutschlandweiten Standardlastprofils ist also ein geringeres Verbesserungspotenzial zu erwarten.

Tabelle 2: Kennzahlen des neu berechneten Standardlastprofils HSWN

Kennzahl	Wert
Mittlere Abweichung	7,72 W
RMSE	10,72 W
Maximale Abweichung	67,38 W
Kosten für Strombezug	33,70 €
Kosten für Ausgleichsenergie	0,32 €

Neu berechnetes Standardlastprofil 2012

Abbildung 5 zeigt ein nach demselben Modell berechnetes Standardlastprofil für die vorliegenden Daten aus dem Jahr 2012. Die Verläufe der einzelnen Typtage sind dem HSWN-Profil sehr ähnlich, so dass die weiteren Analysen aufgrund der besseren und aktuellen Datenbasis vorzugsweise mit den Daten des ausgewählten Zeitraums August 2014 bis Juli 2015 durchgeführt werden.

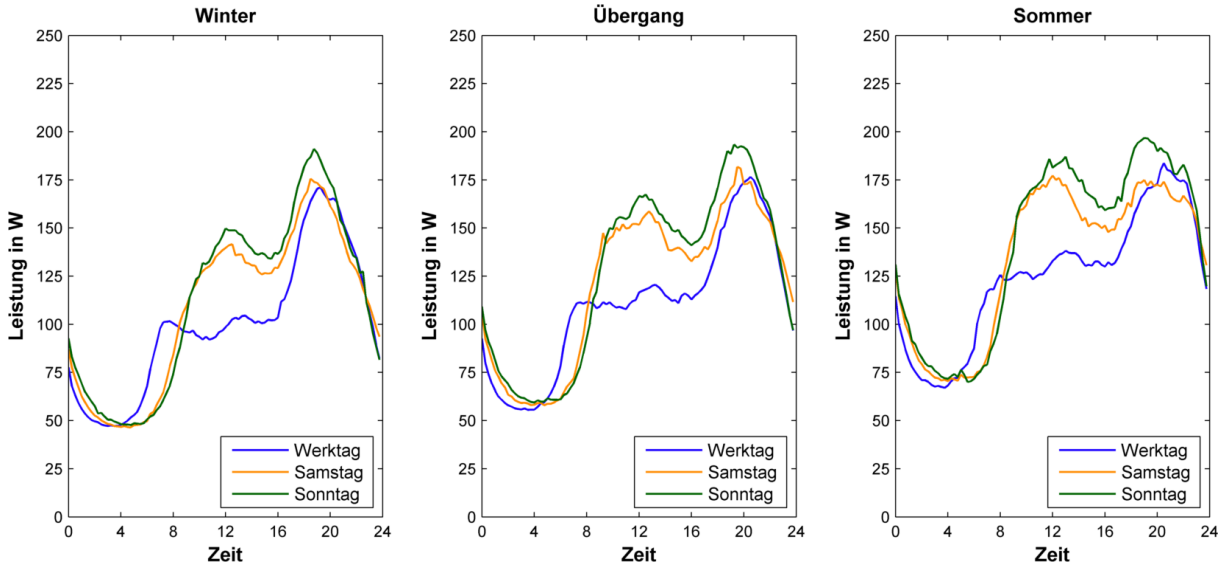

Abbildung 5: Neu berechnetes Standardlastprofil 2012

Hinsichtlich der Frage, ob die Stichprobe der vermessenen Smart Meter repräsentativ ist, lässt sich sagen, dass ein Vergleich der Standardlastprofile aus Abbildung 4 und Abbildung 5 in Bezug auf ihre Form diese Frage mit Ja beantwortet. Verzichtet man auf eine Normierung auf einen Jahresverbrauch

von 1000 kWh, so fällt auf, dass das Lastprofil im Jahr 2014/2015 im Verbrauch um 20 % niedriger ausfällt als im Jahr 2012, was auf eine unterschiedliche Stichprobe schließen lässt. Im Jahr 2012 liegen Daten von 380 bis 2800 Smart Metern vor, im Jahr 2014/2015 sind es im Schnitt 1800 Smart Meter.

2.1.1.2 Erweiterte Lastprofile

Das bekannte Standardlastprofilmodell mit 9 Typtagen kann um weitere Typtage erweitert werden, um Charakteristika bestimmter Gruppen von Tagen besser abzubilden. Diese werden im Folgenden beschrieben und anhand der vorliegenden Daten untersucht.

Unterscheidung Frühling/Herbst

Im H0-Profil werden die Jahreszeiten Frühling und Herbst zur Übergangszeit zusammengefasst. Hier besteht eventuell Verbesserungspotenzial durch zusätzliche Unterscheidung dieser Typtage. Abbildung 6 zeigt die Lastverläufe bei getrennter Betrachtung von Frühling und Herbst. Die Typtage Winter und Sommer bleiben dabei unverändert und entsprechen weiterhin dem HSWN-Profil. Abweichungen sind hier insbesondere im Bereich der Abendspitze erkennbar, welche im Herbst höher ausfällt. Darüber hinaus weisen Samstage im Herbst eine ausgeprägtere Mittagsspitze auf.

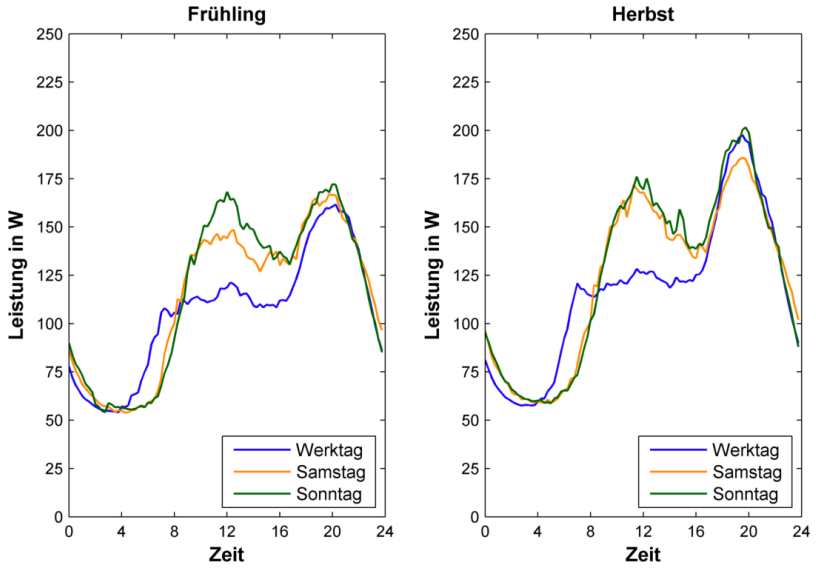

Abbildung 6: Lastprofil mit Unterscheidung der beiden Übergangsjahreszeiten

Tabelle 3: Kennzahlen des Lastprofils mit Unterscheidung der beiden Übergangsjahreszeitenführt die berechneten Kennzahlen für das erweiterte Profil mit Unterscheidung dieser beiden Jahreszeiten auf. Wie erwartet ist eine Reduktion der Abweichungen im Vergleich zu HSWN möglich.

Tabelle 3: Kennzahlen des Lastprofils mit Unterscheidung der beiden Übergangsjahreszeiten

Kennzahl	Wert
Mittlere Abweichung	7,28 W
RMSE	10,09 W

Maximale Abweichung	67,38 W
Kosten für Strombezug	33,73 €
Kosten für Ausgleichsenergie	0,22 €

Freitag als zusätzlicher Typtag

Eine weitere denkbare Erweiterung des Profils ist die Berücksichtigung von Freitagen als gesondertem Typtag. Dies ist damit zu begründen, dass zu Beginn des Wochenendes viele Berufstätige früher in ihrer Wohnung sind, als an gewöhnlichen Werktagen. In Abbildung 7 ist das resultierende Lastprofil dargestellt. Samstag und Sonntag bleiben dabei unverändert, für die Berechnung des Werktagsprofils werden Freitage nicht mehr herangezogen. Tatsächlich tritt an Freitagen, insbesondere im Winter und Übergang, ein erhöhter Nachmittagsverbrauch im Vergleich zu sonstigen Werktagen auf. Die restliche Charakteristik unterscheidet sich hingegen kaum.

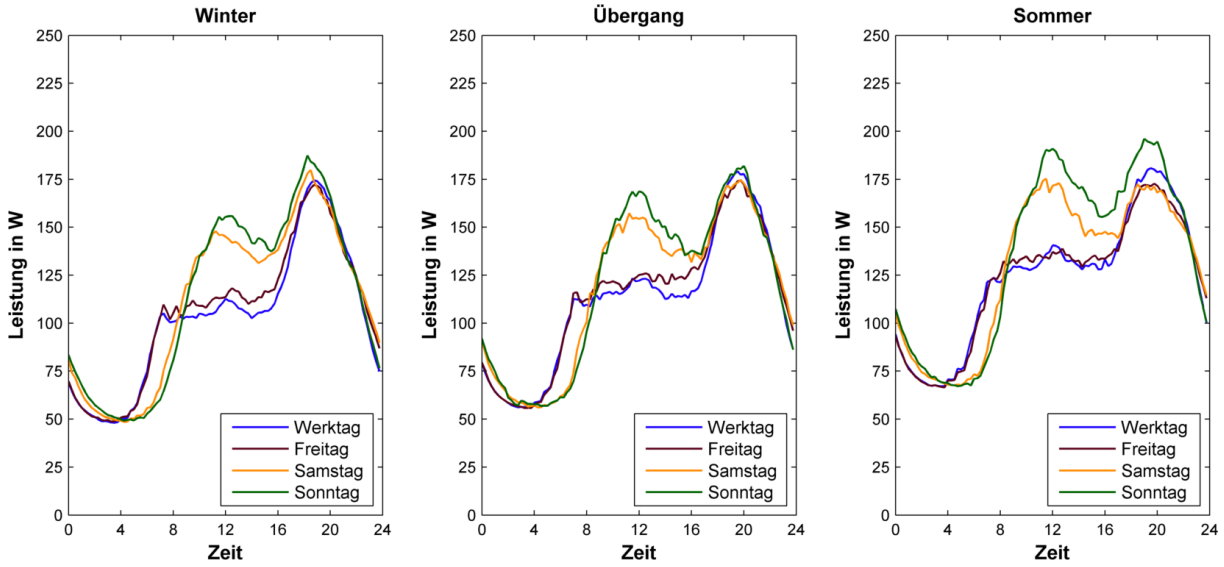

Abbildung 7: Lastprofil mit Freitag als zusätzlichem Typtag

Die zugehörigen Kennzahlen sind in Tabelle 4 dargestellt. Die Abweichungen werden durch die Einführung des zusätzlichen Typtags im Vergleich zu HSWN reduziert, allerdings nur in sehr geringem Ausmaß. Die Unterschiede zwischen Freitagen und sonstigen Werktagen sind also nicht ausreichend groß, um das Lastprofil dahingehend zu erweitern.

Tabelle 4: Kennzahlen des Lastprofils mit Freitag als zusätzlichem Typtag

Kennzahl	Wert
Mittlere Abweichung	7,61 W

RMSE	10,59 W
Maximale Abweichung	69,96 W
Kosten für Strombezug	33,69 €
Kosten für Ausgleichsenergie	0,34 €

Zwischenfazit erweitertes Standardlastprofil

Die Ergebnisse der untersuchten Erweiterungen des Standardlastprofilverfahrens sind in Tabelle 5 zusammengefasst und vergleichend gegenübergestellt. Die Einführung zusätzlicher Typtage für Ferientage oder Brückentage ist ebenfalls aufgeführt. Sie bringt wie die Berücksichtigung von Freitagen im Vergleich zum HSWN-Profil nur marginale Verbesserungen. Dies zeigt, dass unter Beibehaltung des bisherigen Standardlastprofilmodells vergleichsweise gute Ergebnisse erzielt werden können und damit die Unterscheidung der Typtage beim BDEW-Standardlastprofil sinnvoll gewählt wurde. Signifikant ist die Unterscheidung der Übergangsphase in Frühling und Herbst. Diese wird daher unter Verwendung des HSWN-Profil für Haushalte im Raum Norderstedt empfohlen.

Tabelle 5: Zusammengefasste Kennzahlen der erweiterten Lastprofile

Kennzahl	**HSWN**	**Übergang**	**Freitag**	**Ferien**	**Brückentage**
Mittlere Abweichung	7,72 W	7,28 W	7,61 W	7,56 W	7,66 W
RMSE	10,72 W	10,09 W	10,59 W	10,51 W	10,66 W
Maximale Abweichung	67,38 W	67,38 W	69,96 W	64,76 W	67,58 W
Kosten für Strombezug	33,70 €	33,73 €	33,69 €	33,69 €	33,70 €
Kosten für Ausgleichsenergie	0,32 €	0,22 €	0,34 €	0,30 €	0,31 €

2.1.1.3 Witterungsabhängige Lastprofile

Menschliches Verhalten ist zu einem gewissen Maß beeinflusst durch äußere Witterungsbedingungen. Dies kann sich auch auf den Strombezug im Haushalt auswirken, weshalb eine zusätzliche Berücksichtigung dieser Abhängigkeiten eine weitere Möglichkeit zur Verbesserung der Prognosegüte bietet. Hier wird der Einfluss der mittleren Außentemperatur des betreffenden Tages untersucht.

Dazu wird ein Profil berechnet, welches wie bisher H0 und HSWN 9 Typtage unterscheidet, aber zusätzlich den Einfluss der Temperatur abbildet. Dies kann durch die Berechnung eines sogenannten Grundlastprofils für Tage über der Heizgrenztemperatur von 15 °C und eines temperaturabhängigen Profils, welches die Veränderung des Grundlastprofils pro K unter dieser Heizgrenztemperatur angibt, umgesetzt werden. Diesem Verfahren liegt die Annahme einer linearen Steigerung der Haushaltslast bei kälteren Temperaturen zu Grunde. Die Profile werden dazu mittels linearer Regression berechnet.

Die Kennzahlen des temperaturabhängigen Lastprofils sind in Tabelle 6 aufgeführt. Hier zeigt sich, dass auch damit nur eine geringe Reduktion der Abweichungen im Vergleich zum HSWN-Profil erzielt werden kann. Der Verbrauch privater Haushalte ohne elektrische Heizsysteme ist also nur in geringem Maß temperaturabhängig.

Aufgrund des hohen Aufwands der täglichen Prognoseanpassung mittels neuer Temperaturdaten für wenig Verbesserung des Prognoseergebnisses ist also die Berechnung und Anwendung eines temperaturabhängigen Lastprofils nicht zu empfehlen.

Tabelle 6: Kennzahlen des temperaturabhängigen Lastprofils

Kennzahl	Wert
Mittlere Abweichung	7,24 W
RMSE	10,14 W
Maximale Abweichung	65,55 W
Kosten für Strombezug	33,79 €
Kosten für Ausgleichsenergie	0,22 €

2.1.2 Dynamische Lastprognoseverfahren

Die unmittelbar verfügbare Messung des Energieverbrauchs über Smart Meter Daten der Stadtwerke Norderstedt ermöglicht es, die Lastprognose dynamisch vorzunehmen. Hierbei kann in einem ersten Ansatz ein Lastprofil wie das HSWN skaliert werden. Dies geschieht auf Basis von Messungen, die im Falle des Intradayhandels zwei Zeitschritte a 15 Minuten vor Lieferung vorliegen. Daraus ergibt sich eine Zeitspanne von 45 Minuten oder auch 3 Zeitschritten. Voraussetzung für ein solches Verfahren ist, dass die Zeitspanne zur Datenauslese und Berechnung der mittleren Last sowie zur Berechnung des Prognosewertes kleiner als 15 Minuten ist. Dies entspricht einer Vorlaufzeit von 15 Minuten. Es sind auch Vorlaufzeiten von 4 bis 5 Zeitschritten denkbar, je nachdem wie oft die Smart Meter Daten ausgelesen werden.

2.1.2.1 Dynamische Lastprofile

Die Ergebnisse zu dynamischen Lastprofilen sind in Zusammenarbeit mit der FfE entstanden und (Forschungsgesellschaft für Energiewirtschaft mbH 2016) entnommen.

Dynamische Lastprofile basieren auf vorher berechneten Standardlastprofilen, wie sie im vorherigen Abschnitt ausführlich behandelt wurden. Diese werden auf Basis aktueller Verbrauchsdaten angepasst, um kurzfristige Abweichungen vom Verbrauch zu korrigieren. Dazu sind verschiedene Verfahren möglich und werden hier evaluiert. Alle nutzen das zuvor berechnete Standardlastprofil HSWN. Es werden also weiterhin 9 Typtage unterschieden, aus denen sich ein Jahresprofil aufbauen lässt.

Es wird angenommen, dass kurzfristig festgestellte Abweichungen vom Profil auf die Zukunft übertragen werden können, da diese beispielsweise durch äußere Einflüsse wie Witterung, Urlaub, Krankheit oder ähnliches verursacht werden. Diese Abweichungen werden also auf den Folgezeitraum übertragen, um diesen den derzeitigen Gegebenheiten anzupassen.

Day-ahead-Korrektur

Zur Anpassung des Standardlastprofils am Vortag stehen die Verbrauchswerte bis 11:45 Uhr zur Verfügung. Diese können analysiert werden und die Abweichungen dieses tatsächlichen Verbrauchs vom Profil zur Korrektur des Folgetags genutzt werden. Dazu kann die mittlere Abweichung des Vortags bis zur entsprechenden Zeit genutzt werden.

Es wird die relative Abweichung fortgeschrieben. Stellt man also eine um 10 % erhöhte Last fest, wird die Prognose des Folgetags ebenso um 10 % erhöht.

Bezieht man die Bestimmung der Abweichung auf den gesamten Zeitraum von 00:00 Uhr bis 11:45 Uhr, werden eventuelle Ausschläge einzelner Zeitschritte gegen den generellen Trend durch Mittelung geglättet.

Die Darstellung der Ergebnisse in Tabelle 7 zeigt die Abweichung des dynamischen Lastprofils in der Day-ahead Prognose relativ zur Prognose über Standardlastprofil HSWN.

Tabelle 7: Kennzahlen der Day-ahead-Prognose mit dynamischem Lastprofil

Kennzahl	**HSWN**	**Skalierung Mittelwert**
Mittlere Abweichung	7,72 W	7,02 W
RMSE	10,72 W	10,05 W
Maximale Abweichung	67,38 W	66,52 W
Kosten für Strombezug	33,70 €	33,70 €
Kosten für Ausgleichsenergie	0,32 €	0,18 €

Intraday-Korrektur

Besteht die Möglichkeit, die Prognose untertägig anzupassen, kann auf noch kurzfristigere Verbrauchsdaten zurückgegriffen werden. Wie bereits erläutert, ist dabei je nach Anwendung des Prognosewertes ein unterschiedlicher Prognosehorizont notwendig. Dieser beschreibt den zeitlichen Abstand vom letzten verfügbaren Messwert, welcher zur Prognoseanpassung genutzt wird, zum prognostizierten Zeitschritt. Es wird wiederum die Anpassung mittels Skalierung, welche hier näher erklärt wird, untersucht.

Skalierung

Das Lastprofil, welches als Ausgangspunkt genommen wird, wird als der Mittelwert der Last über alle Tage eines bestimmten Typtags am jeweilgen Zeitpunkt bestimmt, und zwar unter Berücksichtigung einer Dynamisierungsfunktion (Hinterstocker et al. 2015), welche den Einfluss der Zeit innerhalb des Jahres berücksichtigt.

Der in (Hinterstocker et al. 2015) am besten abschneidende Algorithmus wird die Methode der Skalierung genannt. Sie dient dem Benchmarking einer wahrscheinlichkeitsbasierten Prognose weiter unten. Ausgehend von einer Last X zur Zeit t benutzen wir die Schreibweise $X_t \triangleq (X, t)$. Der Algorithmus startet mit einem initialen Lastprofil

$$L[t] = \overline{X_t} \tag{1}$$

bestimmt als der Mittelwert $\overline{X_t}$ über alle Tage eines Typtages (dynamisiert) zu jedem gegebenen Zeitschritt $t = 1, \dots, N_t$ mit N_t als der Anzahl der Zeitschritte innerhalb eines Tages. Zu jedem Zeitschritt wird ein neues Lastprofil L' bestimmt gemäß (2)

$$\begin{aligned} &L'[t+1] = \frac{X_t}{L[t]} L[t+1] \\ &\dots \\ &L'[N_t] = \frac{X_t}{L[t]} L[N_t] \end{aligned} \tag{2}$$

wobei ... den Bereich des Lastprofils angibt, innerhalb dessen die Neuberechnung vorgenommen wird und der von $t+1$ bis N_t reicht. Das Lastprofil L des vorherigen Zeitschritts wird skaliert mit dem Verhältnis der Messung X_t and $L[t]$. Wenn die Messung oberhalb des vorherigen Lastprofils $L[t]$ liegt wird das neue Lastprofil mit einem Skalierungsfaktor größer 1 skaliert. Die Prognose $\widehat{X_{t+1}}$ des nächsten Zeitschritts bestimmt sich zu

$$\widehat{X_{t+1}} = L'[t+1]. \tag{3}$$

Um die unten entwickelte Methode des bedingten Erwartungswertes gegenüberzustellen, betrachten wir die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Smart Meter Verbrauchsdaten anstatt die Methode des Mittelwertes, da beide Verfahren dieselbe zweidimensionale primäre Wahrscheinlichkeitsverteilung $P(X_t)$ der Last X_t verwenden.

Zwei Scheiben der zweidimensionalen Verteilung um 03:00 Uhr und 12:00 Uhr sind zur Linken des Rasterdiagramms in Abbildung 8 dargestellt. Das Lastprofil um 12:00 Uhr in grün ist breiter verteilt und hat eine größere Varianz in den Messwerten. Auf Grund des angewachsenen Bereichs wahrscheinlicher Werte wird die tatsächliche Last an einem bestimmten Tag um 12:00 Uhr weniger gut vorhersagbar sein als um 03:00 Uhr (dargestellt in rot). Dies wird sich in einer verringerten Genauigkeit der Lastprognose um 12:00 Uhr verglichen mit 03:00 Uhr wiederspiegeln. Die primäre Wahrscheinlichkeitsverteilung, dargestellt in Abbildung 8**,** repräsentiert die Daten der Last von 1000 bis 2800 Haushalten gemessen an 39 Werktagen im Winter 2012.

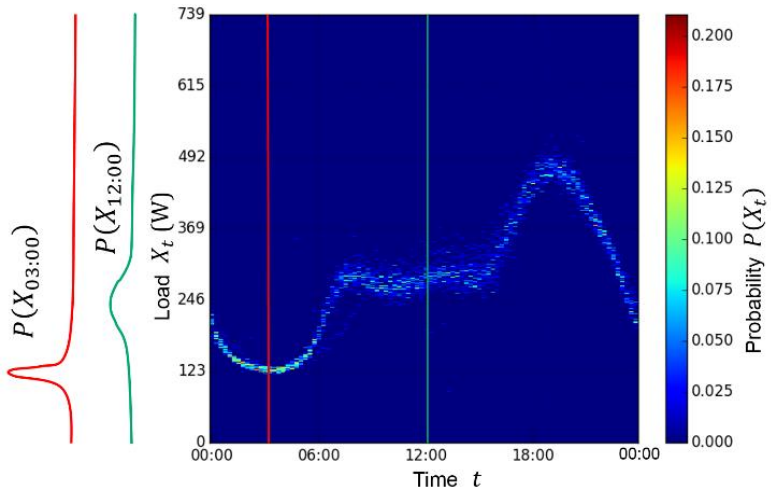

Abbildung 8: Primäre Wahrscheinlichkeitsverteilung der Last von 1000 bis 2800 Haushalten gemessen an 39 Werktagen im Winter 2012. Zwei Scheiben der zweidimensionalen Wahrscheinlichkeitsverteilung sind um 03:00 Uhr (rot) und 12.00 Uhr (grün) gegeben.

Der Energieverbrauch im Winter ist höher als im Sommer auf Grund niedrigerer Temperaturen. Wenn die Daten hier auch in saisonale Klassen aufgeteilt wurden, so blieb die Temperatur innerhalb der Jahreszeit jedoch unberücksichtigt. Deshalb wird jede Lastprognose auf Basis dieser Daten ohne Berücksichtigung der Außentemperatur weniger genau auf Grund der höheren Varianz sein. Zukünftige Erweiterungen der hier vorgestellten Methoden werden diese Besonderheiten berücksichtigen unter Einbeziehung der Temperatur als lastbeeinflussende Variable.

Das initiale Lastprofil $L[t]$ kann unter Verwendung der primären Wahrscheinlichkeitsverteilung $P(X_t)$ zum Zeitschritt t formuliert werden. Zu diesem Zweck wird der Bereich möglicher Werte von X in N_x equidistante Intervalle der Breite ΔX unterteilt mit den Intervallgrenzen $\grave{X}^i = i\Delta X, 0 \leq i \leq N_x$. Dies führt zu den Zuständen $X_t^i = 0.5 + (i-1)\Delta X$ mit $1 \leq i \leq N_x$. Das initiale Lastprofil wird dann ausgedrückt als

$$L[t] = \sum_{i=1}^{N_x} P(X_t^i) X_t^i \tag{4}$$

zu jedem gegebenen Zeitschritt $t = 1, \dots, N_t$. Die Binbreite ΔX = 20W wird gemäß eines minimalen Fehlers zwischen gemessenen Werten und Prognose gewählt als Ergebnis der Abhängigkeit der Näherung der Wahrscheinlichkeitsverteilung von der Binbreite.

Das Lastprofil entspricht dem Erwartungswert von X_t als der gewichteten Summe über alle möglichen Werte X_t^i von X_t, gewichtet mit ihrer Wahrscheinlichkeit $P(X_t^i)$. Es korrespondiert mit dem Mittelwert $\overline{X_t}$ über alle gemessenen historischen Werte von X_t nach Klassifizierung nach dem Typtag.

Die Ergebnisse der Anpassung mit Skalierung und Prognosehorizont von 1 bis 5 sind in Tabelle 8 aufgeführt. Dabei zeigt sich, dass eine Prognose basierend auf dem Wert des direkt vorangehenden Zeitschritts eine Reduktion der mittleren Abweichungen um etwa ein Drittel ermöglicht. Liegen nur weiter zurückliegende Werte vor, sind nur geringere Verbesserungen möglich. Allerdings führen bis zu einem Prognosehorizont von 5 Zeitschritten alle zu einer Verbesserung im Vergleich zum HSWN-Profil und können deshalb sinnvoll eingesetzt werden, wenn eine kurzfristige Anpassung der Prognose gewünscht oder notwendig ist.

Tabelle 8: Kennzahlen der Intraday-Prognose mit Skalierung als Funktion der Anzahl der Zeitschritte

Kennzahl	**HSWN**	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**
Mittlere Abweichung	7,72 W	5,00 W	6,18 W	6,64 W	7,01 W	7,32 W
RMSE	10,72 W	7,00 W	8,61 W	9,27 W	9,80 W	10,25 W
Maximale Abweichung	67,38 W	63,42 W	70,45 W	72,68 W	65,03 W	69,47 W
Kosten für Strombezug	33,70 €	33,70 €	33,69 €	33,69 €	33,68 €	33,68 €
Kosten für Ausgleichsenergie	0,32 €	–0,01 €	0,01 €	-0,03 €	0,03 €	0,06 €

2.1.2.2 Exponentielle Verfahren

Die Ergebnisse zu exponentiellen Verfahren sind in Zusammenarbeit mit der FfE entstanden und (Forschungsgesellschaft für Energiewirtschaft mbH 2016) entnommen.

Ein etabliertes Verfahren der Zeitreihenanalyse ist die so genannte exponentielle Glättung. Diese wird zur kurzfristigen Prognose periodischer Daten verwendet. Dazu werden vergangene Werte berücksichtigt, wobei diese durch die Glättung weniger in den Prognosewert eingehen, je weiter sie zurückliegen. Das Verfahren gleicht damit auch kurzfristige Ausschläge einzelner Werte aus.

Eine erweiterte Variante der exponentiellen Glättung ist das Holt-Winters-Verfahren. Dieses berücksichtigt zusätzlich eine sogenannte saisonale Komponente in der Zeitreihe. Aufgrund der Ergebnisse der betrachteten Standardlastprofilverfahren, welche eine starke Abhängigkeit der Haushaltslast vom Wochentag zeigen, ist hierfür ein Zeitraum von einer Woche zu verwenden.

Wie die bereits untersuchten dynamischen Lastprofile können auch diese Verfahren für unterschiedliche Prognosehorizonte angewandt werden. Aufgrund der Marktgegebenheiten werden auch hier die Kennzahlen für einen Prognosehorizont von 1 Zeitschritt bis zu 5 Zeitschritten berechnet.

Tabelle 9 zeigt die berechneten Kennzahlen für die exponentielle Glättung. Diese zeigen, dass das Verfahren bei der Berechnung einer Prognose für den folgenden Zeitschritt gute Ergebnisse liefert. Im Gegensatz zu den im vorherigen Abschnitt beschriebenen dynamischen Lastprofilen ist hierfür keine Berechnung eines Profils, also keine Langzeitdatenbasis notwendig. Bei Prognosen über mehrere Zeitschritte sind die Ergebnisse allerdings nicht zufriedenstellend. Hier liegt die Prognosegüte unter der des HSWN-Standardlastprofils und sinkt bei steigendem Prognosehorizont weiter ab.

Tabelle 9: Kennzahlen der exponentiellen Glättung als Funktion der Anzahl der Zeitschritte

Kennzahl	**HSWN**	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**
Mittlere Abweichung	7,72 W	5,98 W	8,76 W	11,24 W	13,73 W	16,18 W
RMSE	10,72 W	8,01 W	11,42 W	14,55 W	17,68 W	20,85 W
Maximale Abweichung	67,38 W	64,51 W	69,78 W	76,22 W	71,43 W	81,31 W
Kosten für Strombezug	33,70 €	33,61 €	33,50 €	33,37 €	33,22 €	33,07 €
Kosten für Ausgleichsenergie	0,32 €	0,12 €	0,25 €	0,35 €	0,50 €	0,61 €

Die Ergebnisse für das Holt-Winters-Verfahren, also die erweiterte Variante der exponentiellen Glättung, sind in Tabelle 10 dargestellt. Auch hier zeigt sich, dass das Verfahren für die Prognose des nächsten Zeitschritts bessere Kennzahlen aufweist, als das HSWN-Profil, für spätere Zeitschritte aber nicht geeignet ist. Exponentielle Verfahren können also gut eingesetzt werden, um sehr kurzfristige Prognosen ohne langfristige Datenerhebung zu erstellen, sind jedoch bei vorhandenen optimierten Standardlastprofilen und realitätsnahen Prognosehorizonten keine Verbesserung.

Tabelle 10: Kennzahlen des Holt-Winters-Verfahrens

Kennzahl	**HSWN**	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**
Mittlere Abweichung	7,72 W	7,64 W	9,97 W	12,14 W	14,59 W	17,37 W
RMSE	10,72 W	16,22 W	17,93 W	19,78 W	22,08 W	24,78 W
Maximale Abweichung	67,38 W	161,55 W	161,55 W	161,55 W	161,55 W	161,55 W
Kosten für Strombezug	33,70 €	33,19 €	33,23 €	33,27 €	33,30 €	33,31 €

Kosten für Ausgleichsenergie	0,32 €	0,31 €	0,35 €	0,34 €	0,43 €	0,46 €

2.1.2.3 Autoregressive Modelle

Die Ergebnisse zu autoregressiven Modellen sind (Forschungsgesellschaft für Energiewirtschaft mbH 2016) entnommen.

Eine weitere Gruppe von Verfahren zur Prognose von Zeitreihen sind autoregressive Modelle. Autoregression bedeutet hierbei, dass die gewichtete Summe von *n* zurückliegenden Werten den Prognosewert ergibt. Die Koeffizienten, welche die Gewichtung definieren, werden mittels Regression bestimmt. Der Parameter *n* wird Ordnung genannt und zweckmäßig so gewählt, dass eine hinreichende Prognosegüte erreicht wird, aber nicht unnötig viele Vergangenheitswerte für die Berechnung der Prognose notwendig sind.

Tabelle 11 führt die Kennzahlen für einen Prognosehorizont von 1 und unterschiedliche Werte von *n* auf. Diese zeigen, dass eine Erhöhung der Ordnung über 7 zu keiner relevanten Verbesserung der Prognosegüte führt. Die folgenden Auswertungen werden mit dem autoregressiven Verfahren der Ordnung 7 durchgeführt.

Tabelle 11: Kennzahlen des AR-Verfahrens unterschiedlicher Ordnung n

Kennzahl	HSWN	1	2	3	4	5
Mittlere Abweichung	7,72 W	5,98 W	5,97 W	5,92 W	5,77 W	5,67 W
RMSE	10,72 W	8,04 W	8,04 W	8,00 W	8,79 W	7,79 W
Maximale Abweichung	67,38 W	63,48 W	63,48 W	63,48 W	63,48 W	73,02 W
Kosten für Strombezug	33,70 €	33,54 €	33,54 €	33,54 €	33,55 €	33,56 €
Kosten für Ausgleichsenergie	0,32 €	0,17 €	0,17 €	0,17 €	0,15 €	0,15 €

Kennzahl	HSWN	6	7	8	9	10
Mittlere Abweichung	7,72 W	5,62 W	5,59 W	5,59 W	5,59 W	5,59 W
RMSE	10,72 W	7,73 W	7,70 W	7,69 W	7,69 W	7,69 W
Maximale Abweichung	67,38 W	73,52 W	73,44 W	73,28 W	73,23 W	73,20 W
Kosten für Strombezug	33,70 €	33,56 €	33,56 €	33,55 W	33,55 €	33,55 €
Kosten für Ausgleichsenergie	0,32 €	0,16 €	0,17 €	0,17 €	0,17 €	0,18 €

Auch hier wird wieder der Prognosehorizont bis zu 5 Zeitschritten betrachtet. Die Kennzahlen bei Anwendung des Verfahrens sind in Tabelle 12 gegeben. Ähnlich zu den zuvor untersuchten exponentiellen Verfahren ist es hiermit möglich, für den folgenden Zeitschritt eine Prognose zu erstellen, die bessere Ergebnisse liefert als das Standardlastprofilverfahren. Für weitergehende Prognosen ist auch dieses Verfahren nicht geeignet, wobei es dabei besser abschneidet als die exponentielle Glättung.

Tabelle 12: Kennzahlen des AR-Verfahrens mit Ordnung 7

Kennzahl	HSWN	1	2	3	4	5
Mittlere Abweichung	7,72 W	5,59 W	7,80 W	9,68 W	11,69 W	13,82 W
RMSE	10,72 W	7,70 W	10,56 W	12,95 W	15,49 W	18,17 W
Maximale Abweichung	67,38 W	73,44 W	83,21 W	88,82 W	93,61 W	97,82 W
Kosten für Strombezug	33,70 €	33,56 €	33,40 €	33,23 €	33,01 €	32,76 €
Kosten für Ausgleichsenergie	0,32 €	0,17 €	0,36 €	0,51 €	0,77 €	0,99 €

2.1.2.4 Wahrscheinlichkeitsbasiertes Verfahren über bedingten Erwartungswert

Im Abschnitt über dynamsiche Lastprofile wurde bereits die auf Lastprofilen basierende Methode der Skalierung (Hinterstocker et al. 2015) als wahrscheinlichkeitsbasiertes Verfahren interpretiert. Hier werden ihre Ergebnisse zu Zwecken des Vergleichs mit einem wahrscheinlichkeitsbasierten Verfahren untersucht, das mit bedingten Übergangswahrscheinlichkeiten formuliert wird. Wir treffen hier die Annahme, dass der Zustand des Systems nur vom vorherigen Zustand abhängt. Dies entspricht einer Formulierung als Markovkette erster Ordnung (Papaefthymiou und Klöckl 2008). Markovketten werden in der Literatur dazu verwendet, um Wahrscheinlichkeitsverteilungen basierend auf Übergangswahrscheinlichkeiten zu simulieren, die aus historischen Daten mittels der Monte Carlo Methode ermittelt werden (Brokish und Kirtley 2009). Dies führt zu synthetischen Zeitreihen als Ergebnis von Zufallsereignissen. Aus den Wahrscheinlichkeitsverteilungen, die sich aus der Summe dieser Zufallsereignisse zusammensetzen, lässt sich eine kumulative Verteilungsfunktion bestimmen (Haider et al. 2012). Diese Vorgehensweise kann auf elektrische Lasten angewendet werden, da diese eine “Superposition einer finiten Menge von an-aus Lasten individueller Geräte” darstellen und sich in sequentieller Reihenfolge ereignen (Haider et al. 2012). Der Hauptbeitrag des hier eingeführten Verfahrens besteht in der Überwindung des Monte Carlo Ansatzes durch direkte Bestimmung einer Prognose aus der Übergangswahrscheinlichkeitsverteilung. Diese Bestimmung entspricht genau der Formulierung als bedingten Erwartungswert. (Taieb et al. 2016) unterscheiden zwischen punktueller Vorhersage der über die Smart Meter gemittelten Last und wahrscheinlichkeitsbasierter Vorhersage der Lastverteilung. Der in unserer Arbeit vorgestellte Ansatz bestimmt den Erwartungswert der über die Smart Meter gemittelten Last aus der Wahrscheinlichkeitsverteilung dieser gemittelten Last. Das

Ergebnis ist ein einfacher, schneller und stabiler Algorithmus. Im Vergleich zu Neuronalen Netzen weist die Methode des bedingten Erwartungswertes basierend auf Übergangswahrscheinlichkeiten nicht das Problem auf, dass das Vorhersagemodell übertrainiert werden kann. Im Gegenteil gilt, dass je mehr historische Daten verfügbar sind, desto besser die Genauigkeit der numerischen Ergebnisse ist. Darüber hinaus erfordert die Bestimmung der Übergangswahrscheinlichkeiten keine lange Trainingszeit.

Die vorgeschlagene Methode ist wahrscheinlichkeitsbasiert in dem doppelten Sinne, dass sie zum einen (in einem Zwischenschritt) die zukünftige Wahrscheinlichkeitsverteilung einer Größe bestimmt und zum anderen dies mittels Übergangswahrscheinlichkeiten tut. (Gneiting und Katzfuss 2014; Hong und Fan 2016) verwenden den Begriff wahrscheinlichkeitsbasiert im ersteren Sinn.

Im abschließenden Teil dieses Abschnitts werden beide wahrscheinlichkeitsbasierten Verfahren an den Smart Meter Haushaltslasten gebenchmarkt und mit den Ergebnissen des HSWN-Profils nach der statischen Methode des Standardlastprofils (Baranek et al. 2013; Vereinigte Stadtwerke Netz GmbH 2015) verglichen.

Methode des Bedingten Erwartungswertes

Die Zeitreihen eines Lastprofils können als eine Abfolge von Ereignissen, bzw. Zuständen aufgefasst werden. Ausgehend von einem Zustand X_t zur Zeit t können zur Zeit $t+1$ verschiedene Zustände X_{t+1} eingenommen werden. Für jeden Übergang zwischen diesen alternativen Zuständen existiert eine Übergangswahrscheinlichkeit. Für die Bestimmung dieser Übergangswahrscheinlichkeit betrachtet man zunächst die Schnittmenge aufeinanderfolgender Ereignisse. Die Wahrscheinlichkeitsverteilung dieser Schnittmenge ist wie folgt definiert (Brown und Hwang 1997, pp. 11–14)

$$P\left(X_{t+1}^{j} \cap X_{t}^{i}\right) = \frac{\left|\left\{(X_t, X_{t+1}) \middle| \grave{X}^{i-1} \leq X_t < \grave{X}^{i}, \grave{X}^{j-1} \leq X_{t+1} < \grave{X}^{j}\right\}\right|}{\left|\left\{(X_t, X_{t+1}) \middle| 1 \leq t < N_t\right\}\right|}. \tag{5}$$

Sie kann aus historischen Messdaten durch Zählen der aufeinanderfolgenden Ereignispaare $(X_t\ ,\ X_{t+1})$ berechnet werden, die die Bedingungen $\grave{X}^{i-1} \leq X_t < \grave{X}^{i}$ und $\grave{X}^{j-1} \leq X_{t+1} < \grave{X}^{j}$ entsprechend des Zählers von (5) erfüllen. In diesem Zusammenhang sind die Zustände X_{t+1}^{j} als $X_{t+1}^{j} = 0.5 + (j-1)\Delta X$ mit $1\ \leq j \leq N_x$ definiert. Im Nenner von (5) gibt die Kardinalzahl oder Mächtigkeit $|A|$ einer Menge A die Anzahl der Elemente dieser Menge an. Sie ist gleich der Anzahl der gemessenen Ereignispaare, mit N_t als der Anzahl der Zeitschritte innerhalb eines Tages.

Die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Schnittmenge $P\left(X_{t+1}^{j} \cap X_{t}^{i}\right)$ und die primäre Wahrscheinlichkeitsverteilung werden zur Übergangswahrscheinlichkeitsmatrix kombiniert

$$P\left(X_{t+1}^{j}, X_{t}^{i}\right) = \frac{P\left(X_{t+1}^{j} \cap X_{t}^{i}\right)}{P\left(X_{t}^{i}\right)}. \tag{6}$$

Diese spezifiziert die Wahrscheinlichkeit für das Ereignis X_{t+1}^{j} unter der Bedingung, dass das Ereignis X_{t}^{i} eingetreten ist. Abbildung 9 zeigt die Übergangswahrscheinlichkeitsverteilung $P\left(X_{t+1}^{j}, X_{t}^{i}\right)$ zur Zeit 06:00 Uhr.

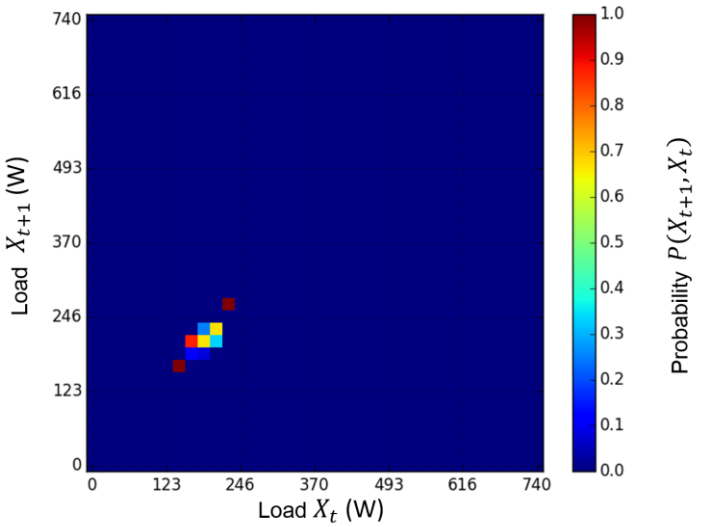

Abbildung 9: Übergangswahrscheinlichkeit zwischen aufeinanderfolgenden Lasten um 06:00 Uhr

Die Prognose wird als Erwartungswert von X_{t+1} unter der bedingten Übergangwahrscheinlichkeitsverteilung $P\left(X_{t+1}^{j}, X_{t}^{i}\right)$ vom Zustand X_t^i in den Zustand X_{t+1}^jberechnet

$$\widehat{X_{t+1}} = \sum_{j=1}^{N_x} P\left(X_{t+1}^{j}, X_{t}^{i}\right) X_{t+1}^{j}. \tag{7}$$

Dies wird als bedingter Erwartungswert bezeichnet (Hamilton 1994, pp. 72–73).

Die Methoden wurden an Daten der Last von 1000 bis 2800 Haushalten getestet, gemessen an 85 Werktagen im Zeitraum von September bis Dezember 2012. Die Prognose wird über 3 Zeitschritte von je 15 Minuten vorgenommen. Dies entspricht einer Intraday Handelsspanne von 30 Minuten zuzüglich einer Vorlaufzeit von 15 Minuten. Wir betrachten in Tabelle 13 generell den empirischen Korrelationskoeffizienten (Walter 2008).

Die Lasten, welche im Zeitraum September bis Dezember 2012 gemessen wurden, enthalten Daten, die über ein höheres Rauschen verfügen als im Winter 2012/2013 auf Grund der Tatsache, dass sie von weniger Smart Metern bestimmt wurden als im Winter 2012/2013. Aus diesem Grund fallen in Tabelle 13 Abweichungen im Winter geringer aus. Des Weiteren ist der mittlere Korrelationskoeffizient höher und die mittlere absolute Abweichung geringer für die Methode des bedingten Erwartungswertes. Diese ist weniger stark durch das Rauschen in den Daten beeinflusst als die Methode der Skalierung.

Tabelle 13: Kennzahlen der Intraday-Prognose bei drei Zeitschritten a 15 Minuten in 2012 auf Basis von Messungen in 2012

Kennzahl	HSWN	Skalierung 2012	Skalierung Winter 2012	Bedingter Erwartungswert 2012	Bedingter Erwartungswert Winter 2012
Mittlere Abweichung	7,72 W	6,64 W	6,00 W	6,43 W	5,42 W
MAPE		4,20 %	4,02 %	4,31 %	3,72 %
Mittlerer Korrelationskoeffizient		0,977	0,983	0,983	0,988

Anwendung von Messungen aus 2012 auf Prognosen in 2014

Das Ergebnis einer Prognose für das Jahr 2014 auf Basis von Daten des Jahres 2012 über die Methode der Skalierung ist in Abbildung 10 dargestellt. Der Korrelationskoeffizient zwischen Messung und Prognose beträgt 0.988.

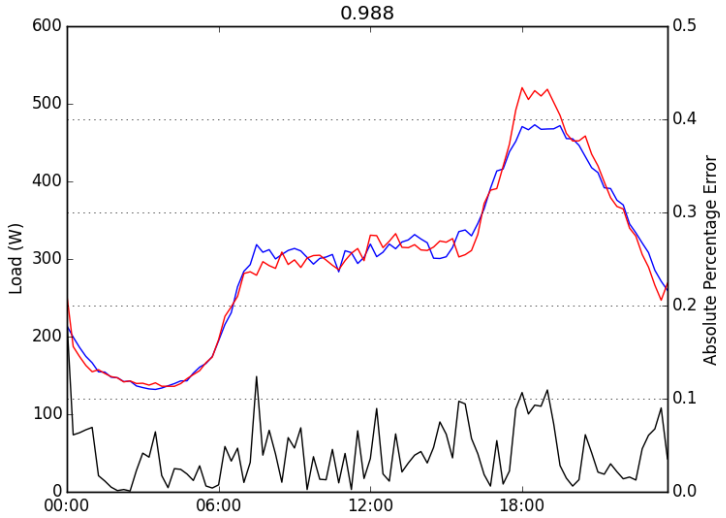

Abbildung 10: Gemessener Lastgang eines Werktags im Winter 2014/2015 (blau) und Prognose über Skalierung (rot) aus Daten des Jahres 2012

Das Ergebnis der Vorhersage über die Methode des bedingten Erwartungswertes ist in Abbildung 11 dargestellt. Es besteht eine gute Übereinstimmung zwischen Messung und Prognose, wenn man die verrauschten Messdaten bedenkt. Die Methode weist nicht den asynchronen zeitlichen Versatz auf, der in autoregressiven Methoden auftreten kann und der Korrelationskoeffizient zwischen Messung und Prognose von 0.993 ist höher als für die Methode der Skalierung.

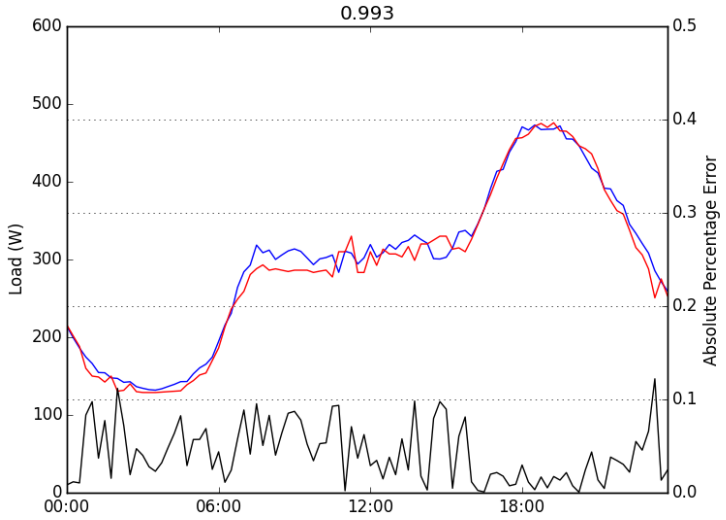

Abbildung 11: Gemessener Lastgang an einem Werktag im Winter 2014/2015 (blau) und Prognose über den bedingten Erwartungswert (rot) aus Daten von Werktagen des Winters 2012

Betrachtet man die mittleren Abweichungen bzw. Ähnlichkeiten zwischen Messung und Prognose für den hier dargestellten Fall, dass man die Wahrscheinlichkeiten aus dem Jahr 2012 als Grundlage für die Prognose im Jahr 2014 verwendet, so schneidet das Verfahren der Skalierung besser ab als die Methode des bedingten Erwartungswertes (Tabelle 14). Dies ist auf die Tatsache zurückzuführen, dass in den beiden Jahren eine unterschiedliche Anzahl an Smart Metern und überhaupt unterschiedliche Haushalte vermessen wurden. Dies resultiert in einer unterschiedlichen Höhe des Verbrauchs zwischen diesen Jahren. Würde man an dieser Stelle eine Normierung auf einen Jahresverbrauch von 1000 kWh vornehmen, entfiele dieses Problem. Unter den gegebenen Umständen ist das bessere Abschneiden der Methode der Skalierung in eben der Skalierung begründet, welche einen systematischen Faktor zwischen Messung (Jahr 2014) und Wahrscheinlichkeitsverteilung als Grundlage für die Prognose (Jahr 2012) korrigiert. Für eine Optimierung der Methode des bedingten Erwartungswertes ließe sich eine Korrektur mit entsprechender Wirkung entwickeln. Aus der Tatsache, dass das aktualisierte Lastprofil der Stadtwerke Norderstedt HSWN zum gleichen Ergebnis wie die Methode der Skalierung führt, lässt sich die Erwartung ableiten, dass ein optimiertes Verfahren des bedingten Erwartungswertes auch für den hier betrachteten Anwendungsfall der Prognose um drei Zeitschritte in 2014 aus Messwerten des Jahres 2012 eine Verbesserung gegenüber dem Lastprofil HSWN darstellen würde.

Tabelle 14: Kennzahlen der Intraday-Prognose bei drei Zeitschritten je 15 Minuten in 2014 auf Basis von Messungen in 2012

Kennzahl	**HSWN**	**Skalierung 2014/2012**	**Skalierung Winter 2014 / Winter 2012**	**Bedingter Erwartungswert 2014/2012**	**Bedingter Erwartungswert Winter 2014/2012**
Mittlere Abweichung	7,72 W	7,70 W	7,86 W	11,10 W	9,03 W
MAPE		4,99 %	4,65 %	7,29 %	5,23 %
Mittlerer Korrelationskoeffizient		0,954	0,972	0,957	0,973

2.1.2.5 Bewertung der dynamischen Lastprognoseverfahren

Beide wahrscheinlichkeitsbasierten Verfahren, die Methode der Skalierung und die des bedingten Erwartungswertes, sind im Kontext einer Echtzeitprognose anwendbar, da die Rechenzeiten in der Größenordnung von Sekunden liegen. Die Stärke des autoregressiven Verfahrens besteht in der Tatsache, dass keine Kenntnis des Lastprofils eines vorhergehenden Jahres gegeben sein muss sondern das Verfahren bereits eine Prognose aus den letzten wenigen Messwerten der Last bestimmen kann. Es besteht jedoch ein signifikanter Vorteil in der Methode des bedingten Erwartungswertes, der in der Einfachheit und Rechengeschwindigkeit sowie in einer höheren Genauigkeit auch bei einer Prognose um 3 Zeitschritte gegenüber der Methode des HSWN Profils liegt. Dieser Vorteil rechtfertigt einen wahrscheinlichkeitsbasierten Ansatz basierend auf Übergangswahrscheinlichkeiten, welche aus historischen Lastmessungen bestimmt werden. Die Prognose direkt aus den Übergangswahrscheinlichkeiten zu bestimmen ist zudem einfacher und schneller, als die Erzeugung der Wahrscheinlichkeitsverteilung in einem Monte Carlo Prozess zwischenzuschalten und die Prognose aus dieser Wahrscheinlichkeitsverteilung zu bestimmen (Monte Carlo Markov Chain).

2.1.2.6 Quantifizierbarer Nutzen der kurzzyklischen Auslesung für die Verbesserung der Qualität der Fahrplanprognose

Bei gleichbleibendem Prognosehorizont bringt eine Erhöhung der zeitlichen Auflösung, mit der eine Prognose vorgenommen wird, keine Qualitätsverbesserung. Dies wird hier am Beispiel des mittleren Lastgangs von 21 Haushalten gezeigt, welcher über eine Dauer von 45 Minuten prognostiziert wird. Die mittlere absolute Abweichung (MAE) zwischen Messung und Prognose ist bei einer Prognose um einen Zeitschritt in der niedrigsten zeitlichen Auflösung von 45 Minuten am geringsten. Hierbei ist keine Normierung des Lastprofils auf einen jährlichen Energieverbrauch von 1000 kWh vorgenommen

worden. Die mittlere absolute Abweichung beträgt entsprechend Abbildung 15 einem Wert von 41.61 Watt.

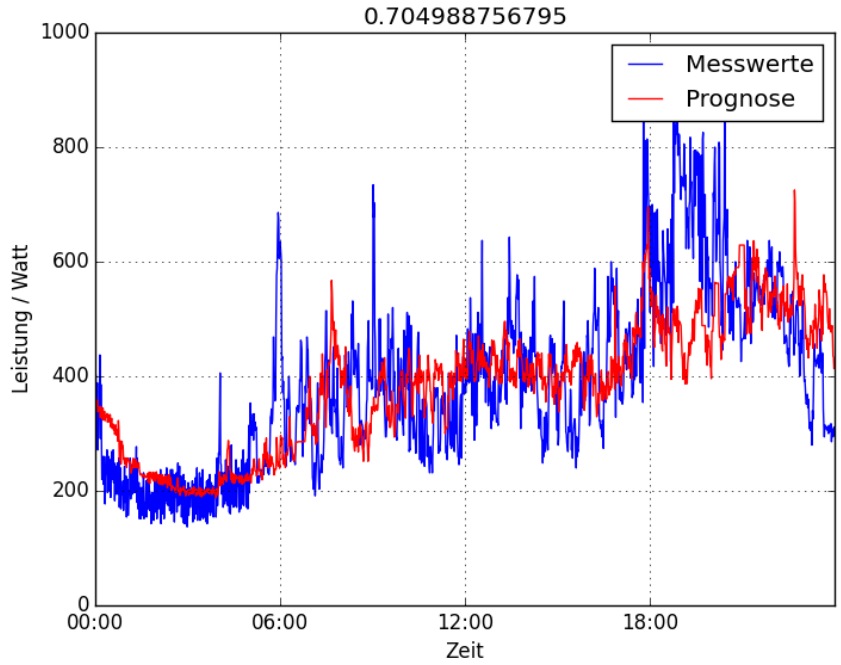

Abbildung 12: Zeitschrittweite 1 Minute, mittlerer Korrelationskoeffizient 0,681, MAE 79,29 Watt

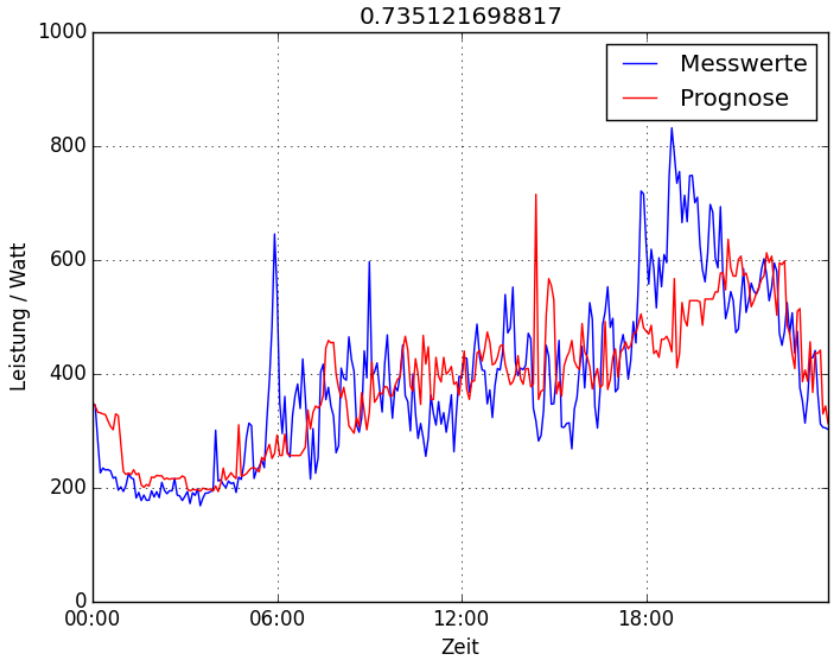

Abbildung 13: Zeitschrittweite 5 Minuten, mittlerer Korrelationskoeffizient 0,733, MAE 69,84 Watt

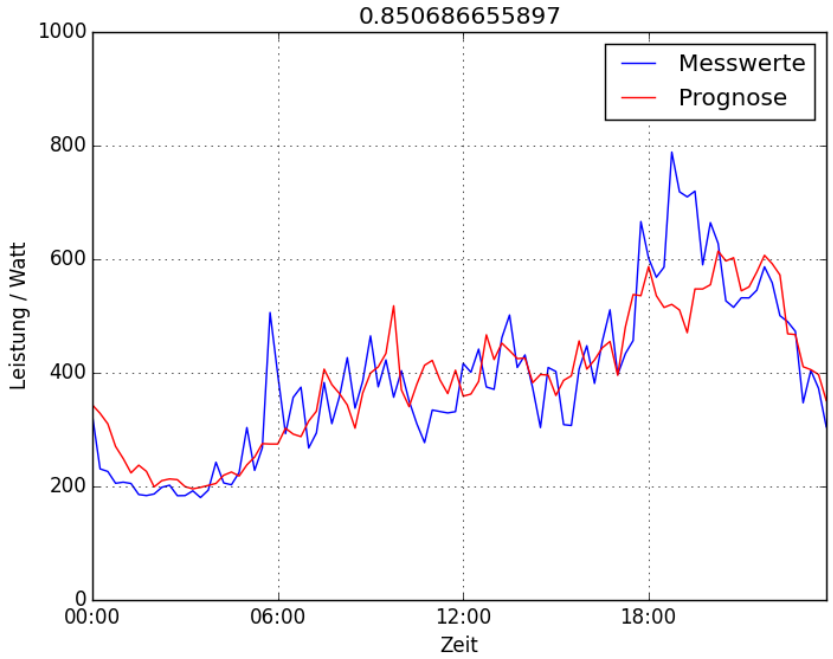

Abbildung 14: Zeitschrittweite 15 Minuten, mittlerer Korrelationskoeffizient 0,782, MAE 61,61 Watt

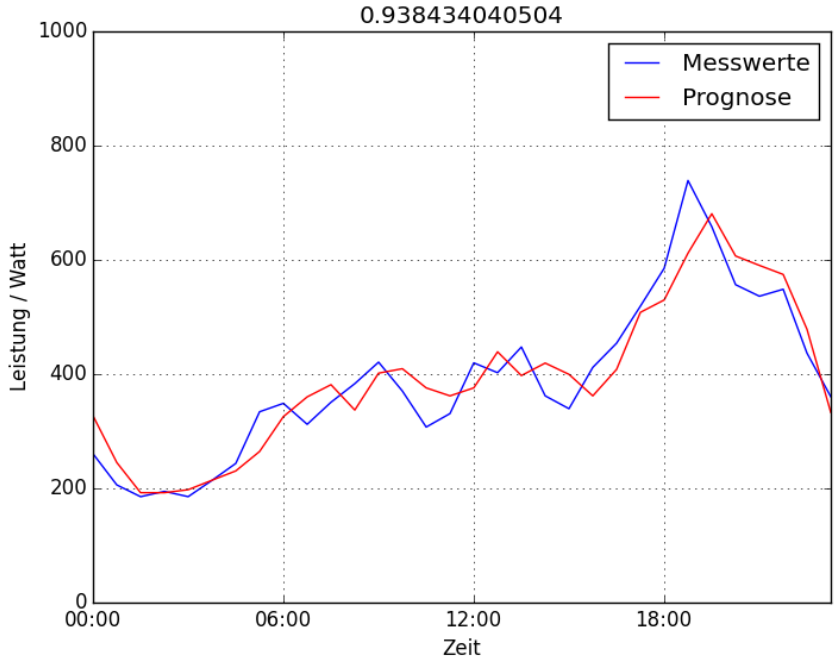

Abbildung 15: Zeitschrittweite 45 Minuten, mittlerer Korrelationskoeffizient 0,888, MAE 41,61 Watt

2.1.3 Prognosegestützter Energieeinkauf

Es wird ein optimierter Einkauf über Day-ahead Prognose auf Basis des regionalen aktualisierten HSWN Lastprofils nach der Methode der Skalierung vorgeschlagen. Hierbei würde sich eine Differenzierung nach Übergangszeit (Frühjahr und Herbst) sowie Außentemperatur anbieten. Eine solche Prognose, gesteuert über untertägig erfasste Smart Meter Verbrauchsdaten der Stadtwerke Norderstedt, könnte über den Energieeinkäufer der Stadtwerke Norderstedt auch anderen Stadtwerken (in Schleswig-Holstein und weiteren Bundesländern) zur Verfügung gestellt werden. Hierbei kann auch eine untertägige Prognose zum Einkauf auf dem Intraday Markt zum Einsatz kommen. Ziel wäre neben einer Minimierung von zu bezahlender Ausgleichenergie auch eine Minimierung von aufzubringender Regelleistung. Die hierfür notwendige untertägige Auswertung von Smart Meter Daten ist mit der IVU-GmbH bereits erörtert worden.

Zu untersuchen wird in diesem Zusammenhang sein, wie der Markt sich bei einem derart flächendeckend gesteuerten optimierten Einkauf verhält.

2.1.3.1 Einsparung von Regelleistung aus Verbesserung der Qualität der Fahrplanprognose

Unter der Annahme, dass alle Teilnehmer im Energiemarkt die Prognose wie hier vorgeschlagen durchführen, gäbe es eine Verringerung der Regelleistung sowie ihrer Varianz. Ihre Höhe wäre auf Grund der Tatsache, dass sich die Beiträge der einzelnen Teilnehmer am Energiemarkt zur Ausgleichsenergie im Mittel aufheben, kleiner als die Einsparung an Ausgleichsenergie. Aus diesem Grund ist auch die resultierende Regelleistung, die zur Stabilisierung der Netzfrequenz erforderlich ist, geringer als der mittlere absolute Betrag der Ausgleichsenergie.

2.1.4 Bewertung des Demand-Side-Management-Potenzials

Anhang der vorliegenden Daten wird im Folgenden das theoretische zeitliche DSM-Potenzial der Haushalte im Netzgebiet der Stadtwerke Norderstedt bestimmt. Durch Auswertung der zeitlich hoch aufgelösten Verbrauchsdaten ist hierbei eine genaue Bestimmung der zeitlichen Verteilung im Tages- und Jahresverlauf möglich.

Gemäß den Informationen der Stadtwerke Norderstedt zu den teilnehmenden Haushalten sind diese nicht mit elektrischer Warmwasserbereitung oder Heizung ausgestattet. Zu diesen Geräten können also keine Aussagen getroffen werden. Darüber hinaus werden Kühl- und Gefriergeräte nicht betrachtet, da diese im Normalfall kontinuierlich betrieben werden und deshalb eine zeitlich aufgelöste Bestimmung des Potenzials keinen Mehrwert liefert.

Dieser Teilbericht entspricht einem Teil von (Forschungsgesellschaft für Energiewirtschaft mbH 2016, Kapitel Demand Side Management).

2.1.4.1 Methodik

Datengrundlage

Für diese Untersuchung liegen über die Geräteausstattung der Haushalte keine Informationen vor. Das bedeutet, dass auf Haushaltsebene nicht nach einem bekannten Gerät und dessen Lastverlauf gesucht werden kann. Mithilfe der entwickelten Methodik lassen sich jedoch Aussagen treffen, ob ein Haushalt mit einer Spülmaschine, Waschmaschine oder Wäschetrockner ausgestattet ist. Für dieses Vorgehen sind grundlegende Kenntnisse über die drei Gerätetypen notwendig. Aus jenem Grund werden in diesem Kapitel die drei betrachteten Gerätetypen vorgestellt, deren Leistungsbezug im Rahmen von (Lugeder 2013) während des Betriebs gemessen wurden. Diese bilden für die hier angewandte Methodik die Datenbasis.

Spülmaschine

Nach Angaben des Statistischen Bundesamtes (Destatis) besaßen im Jahr 2013 67,3 % der deutschen Privathaushalte eine Geschirrspülmaschine (Statistisches Bundesamt 2016). In Abbildung 16 sind die vorliegenden Lastgänge von Geschirrspülmaschinen zweier unterschiedlicher Hersteller dargestellt. Dabei ist zu beachten, dass nicht jeder Lastgang ein einzelnes Gerät repräsentiert, da einige Maschinen mit unterschiedlichen Programmen betrieben wurden.

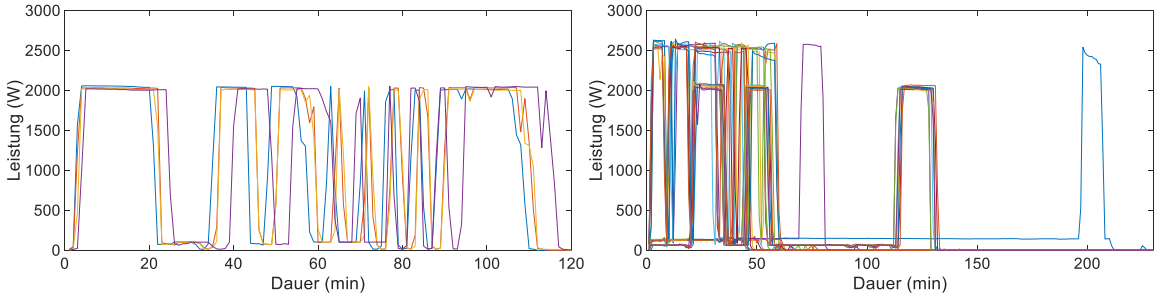

Abbildung 16: Leistungsaufnahme von Spülmaschine 1 (links) und 2 (rechts)

Anhand dieser Gegenüberstellung lässt sich bereits ableiten, dass sich die Gerätelastprofile unterschiedlicher Hersteller zum Teil deutlich unterscheiden. Zudem ergeben sich durch verschiedene Programme auch beim gleichen Gerät abweichende Charakteristika.

Waschmaschine

Destatis gibt an, dass im Jahr 2013 94,5 % der Privathaushalte in Deutschland mit einer Waschmaschine ausgestattet waren (Statistisches Bundesamt 2016). Abbildung 17 bildet die Lastverläufe unterschiedlicher Waschmaschinen und Programme zweier Hersteller ab. Im Vergleich zu den Geschirrspülmaschinen fällt auf, dass bei den Waschmaschinen überwiegend nur eine Phase mit hohem Leistungsbezug auftritt. Bei Gegenüberstellung der beiden Hersteller ist erneut ein Unterschied hinsichtlich des maximalen Leistungsbezugs zu erkennen (Lugeder 2013).

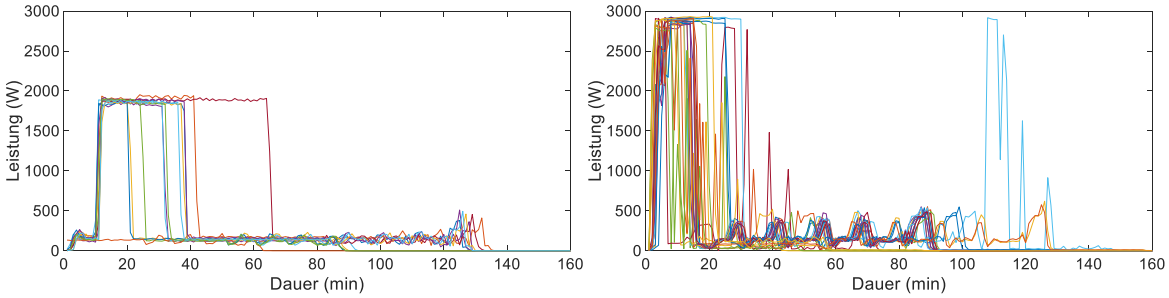

Abbildung 17: Leistungsaufnahme von Waschmaschine 1 (links) und 2 (rechts)

Der Zusammenhang zwischen gewählter Temperatur und Dauer der Heizphase ist in Abbildung 17 (links) sehr gut abzulesen. Nach der identischen Anfangsphase weist jedes Programm eine abweichende Dauer der Heizphase auf. Der weitere Verlauf des Leistungsbezugs setzt sich aus den hervorgerufenen Änderungen des Schleudervorgangs zusammen.

Wäschetrockner

Wäschetrockner waren nach Erhebung des Destatis im Jahr 2013 in 39,1 % der privaten Haushalte im Einsatz. Somit weist dieser Gerätetyp den geringsten Durchdringungsgrad auf (Statistisches Bundesamt 2016).

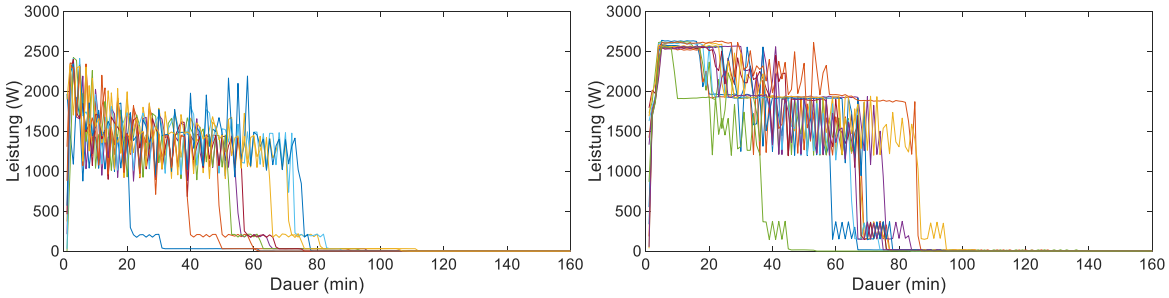

Abbildung 18: Leistungsaufnahme von Wäschetrockner 1 (links) und 2 (rechts)

Abbildung 18 zeigt die Wäschetrocknerlastprofile verschiedener Fabrikate. Für beide Hersteller lässt sich beobachten, dass ein hoher, stark alternierender Strombedarf charakteristisch für Wäschetrockner ist. Dieser wird durch Heizelemente verursacht, die Luft aufwärmen, um der Kleidung die Feuchtigkeit zu entziehen. Die Dauer des Trocknungsprogramms ist dabei auf die eingestellte Restfeuchtigkeit zurückzuführen. In den Darstellungen sind Lastverläufe erkennbar, die sich nur durch den Zeitpunkt des Abschaltens unterscheiden.

Charakteristika der Haushaltsgeräte

Bisher wurden die Merkmale der Geräte nur visuell bewertet. Für die später benutzten Verfahren ist es notwendig, diese Lastprofilcharakteristika zu abstrahieren. Aus diesem Grund wurden folgende Parameter definiert, welche die jeweiligen Besonderheiten quantitativ beschreiben (Schott 2015):

1. *Anzahl der Peaks*: Ein Leistungsanstieg um mehr als 500 W wird als Peak interpretiert. Bei Wäschetrocknern wird die minimale Leistungsänderung auf 150 W abgesenkt, da die Wäschetrocknerlastgänge durch kleinere Leistungsschwankungen gekennzeichnet sind. Der Begriff Peak wird in diesem Zusammenhang als Synonym für eine Heizphase verwendet.

2. *Δ Leistungsanstieg*: Die Änderung der Leistung zu Beginn eines Peaks. Weist ein Verbraucher mehrere Heizphasen auf, wird der durchschnittliche Leistungsanstieg als Kriterium herangezogen.

3. *Δ Leistungsabfall*: Analog zu Δ Leistungsanstieg (W) – jedoch wird die Reduktion der Leistung am Ende einer Heizphase untersucht.

4. $\frac{Peakdauer}{Gesamtdauer}$**:** wird auch als *Verhältnis* bezeichnet und beinhaltet die Information, welche Relation zwischen der Gesamtdauer aller Heizphasen und der Länge des Gerätelastgangs besteht. Die Peakdauer wird hier als Zeitraum zwischen Anfang und Ende einer Leistungsspitze definiert und wird bei mehreren Peaks aufsummiert.

5. *Längster Peak*: entspricht der Zeitdauer der längsten vorliegenden Phase hohen Leistungsbezugs.

Die vorliegenden Gerätelastgänge werden hinsichtlich dieser Kriterien untersucht. In Tabelle 15 sind die entsprechenden Ergebnisse dargestellt. Für jedes Attribut ergibt sich ein Intervall, dessen Grenzen sich aus dem Minimum und Maximum der Gruppenwerte ergeben.

Tabelle 15: Eigenschaften der drei Gerätetypen

Gerät	Anzahl der Peaks	Δ Leistungs -anstieg (W)	Δ Leistungs -abfall (W)	$\frac{Peakdauer}{Gesamtdauer}$	Längster Peak (min)
Spülmaschine	2,7–8,0	1 847–2 378	1 342–1 927	0,487–0,642	13,3–22,0
Waschmaschine	1,0–3,2	1 078–1 959	873–1 908	0,306–0,773	5,7–19,8
Wäschetrockner	3,7–17,8	543–1 379	484–1 166	0,280–0,507	3,0–15,0

Identifikation von Spül- und Waschmaschinen

Im Folgenden wird das Verfahren zur Identifikation von Haushaltsgeräten auf Basis der vorliegenden Smart-Meter-Daten erläutert. Dabei wird ausschließlich anhand des Lastverlaufs eines Haushaltes analysiert, welche der drei Gerätetypen sich im betrachteten Haushalt befinden. Diese Analyse wird für jeden Haushalt separat durchgeführt, d. h. Erkenntnisse eines Haushaltes werden nicht auf einen anderen übertragen.

In Abbildung 19 ist die Methodik schematisch dargestellt, mit dem die beschriebene Zielsetzung erreicht wird. Die einzelnen Schritte führen dazu, dass aus dem Lastverlauf wiederkehrende Lastprofile ermittelt werden, die untereinander Ähnlichkeiten aufweisen. Nach dem vorletzten Schritt *Aufbereitung vollständiger Lastprofile* liegen als Ergebnis keine bis mehrere Lastprofile vor, die im untersuchten Haushalt in dieser Form häufig auftreten. Abschließend müssen diese Lastverläufe mithilfe der Erkenntnisse aus Kapitel 2.1.4.1 *Datengrundlage* einem der drei Gerätetypen zugeordnet werden. Die folgende Erläuterung der Methodik bezieht sich auf Spül- und Waschmaschinen. Die Lastverläufe von Wäschetrocknern weisen Besonderheiten auf, weshalb für diesen Gerätetyp ein gesondertes Vorgehen erforderlich ist (siehe Kapitel 0 *Identifikation von Wäschetrocknern*).

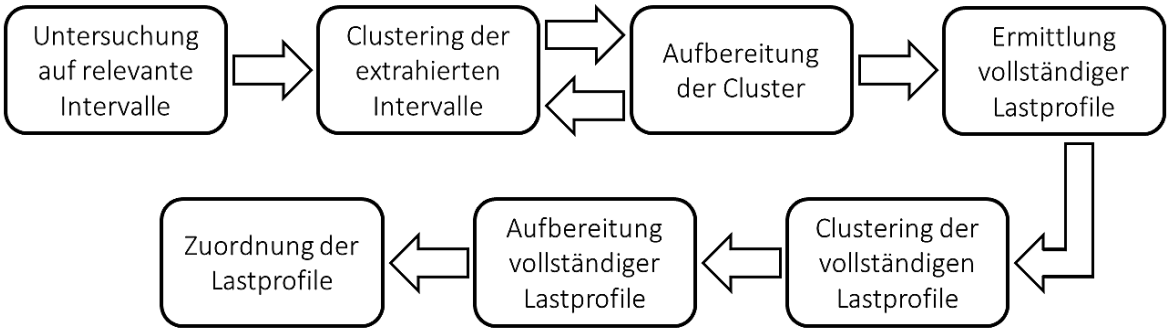

Abbildung 19: Schema der Methodik

Extraktion relevanter Intervalle

Die Ausgangsbasis bilden die Jahreslastgänge der in (Forschungsgesellschaft für Energiewirtschaft mbH 2016, Kapitel 1.1.2) ausgewählten 565 Haushalte. Zu Beginn der Analyse wird der Jahreslastgang eines Haushalts auf relevante Intervalle untersucht, d. h. Ausschnitte des Lastganges, welche potenziell eines der drei Geräte enthalten.

Dazu werden zuerst die Lastgänge um die Grundlast bereinigt. Hierfür wird für das komplette Jahr die Durchschnittsleistung der einzelnen Stunden von Mitternacht bis 6 Uhr berechnet. Das Minimum dieser sechs Stunden wird als Grundlast definiert und anschließend vom Haushaltslastgang subtrahiert.

Durch den Start eines Haushaltsgeräts entsteht ein signifikanter Leistungsanstieg. Deshalb wird der Lastgang nach Intervallen untersucht, welche folgende Kriterien erfüllen (Schott 2015):

- *Grenzwert:* Dieser Parameter definiert eine Mindestleistung, die vorliegen muss, um als potenzieller Betriebszeitraum identifiziert zu werden.
- *Mindestlänge:* Die Mindestlänge definiert die Dauer eines Lastprofilausschnitts, über die der Grenzwert überschritten sein ist. Diese Überprüfung dient dazu, Verbraucher auszuschließen, welche zwar die geforderte Leistung erfüllen, jedoch nur sehr kurze Heizphasen aufweisen.
- *Maximalabstand:* Wie in Kapitel 2.1.4.1 *Datengrundlage* dargestellt, weisen die Geräte zum Teil mehrere Peaks auf. Die initialen Leistungsspitzen können dabei nur wenige Minuten andauern, weshalb die Intervalle allein durch die Kriterien Grenzwert und Mindestlänge nicht berücksichtigt werden würden. Folglich wird durch die Eigenschaft Maximalabstand festgelegt, wie lange sich die Leistungsaufnahme der Geräte unterhalb des eingestellten Grenzwerts befinden darf und diesen spätestens nach der definierten Dauer wieder überschreiten muss, damit dieses Intervall ebenfalls extrahiert wird.

Erfüllt ein Intervall diese drei definierten Kriterien, wird es für die weitere Analyse heranzogen.

Clustering der extrahierten Intervalle

Durch die soeben beschriebene Intervallextraktion werden im optimalen Fall die Teile des Lastganges extrahiert, die den Verlauf eines Haushaltsgerätes enthalten. Die Intention des Clusteralgorithmus ist es, sich ähnelnde Intervalle zusammenzuführen. Mittels eines Clusteralgorithmus werden anschließend ähnliche Intervalle gruppiert. Je nach Ausstattung eines Haushalts enthalten diese Cluster ein Gerät oder

ein Programm eines Geräts. Im Folgenden werden die einzelnen Schritte des angewandten Clusterverfahrens erläutert (Schott 2015):

1. Zunächst werden die extrahierten Intervalle absteigend nach ihrer Länge sortiert. Da die Intervalle aufgrund der eingestellten Kriterien nur eine Mindestlänge aufweisen, variiert die tatsächliche Dauer der Datensätze.

2. Danach wird die initiale Ähnlichkeitsmatrix berechnet, welche den Korrelationskoeffizient jedes Intervallpaars enthält. Bei *n* extrahierten Lastgängen entsteht eine symmetrische Matrix der Dimension *n x n*. Bei unterschiedlichen Längen der Intervalle wird das kürzere sukzessive verschoben und der maximale Korrelationskoeffizient genutzt. Dies ist in Abbildung 20 exemplarisch dargestellt.

3. Zu Beginn wird jedes Intervall als Cluster definiert. Anschließend werden in jedem Schritt die beiden Cluster mit maximalem Korrelationskoeffizient zusammengefasst. Sobald ein Cluster mehr als ein Intervall enthält, wird durch den Mittelwert aller Korrelationskoeffizienten die vorliegende Übereinstimmung bestimmt. Dieser Vorgang wird solange wiederholt, bis der maximale vorliegende Wert einen definierten Grenzwert unterschreitet. Dieser wird anhand der durchgeführten Auswertungen als 0,65 definiert.

4. Cluster, welche nur eine geringe Zahl zugeordneter Lastprofile aufweisen, werden im Folgenden nicht weiter betrachtet, da die hier untersuchten Geräte typischerweise häufig genutzt werden. Als Mindestanzahl wird hier 5 angenommen.

Aufgrund des hohen Rechen- und damit Zeitaufwands werden zur Bestimmung der Gerätelastprofile mittels des dargestellten Verfahrens nur die Monate November bis Januar berücksichtigt. Zur Analyse des Benutzerverhaltens wird im Anschluss wieder das gesamte Jahr herangezogen, so dass sich diese Einschränkung nur sehr geringfügig auf die Ergebnisse auswirkt.

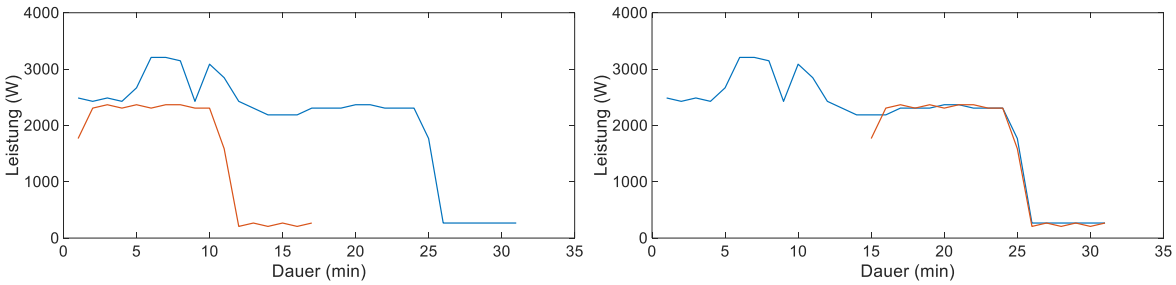

Abbildung 20: Leistungsverlauf bei Startzeitpunkt t = 1 (links) und t = 15 (rechts)

Aufbereitung der Cluster

Aufgrund des häufigen gleichzeitigen Betriebs weiterer Geräte werden die resultierenden Cluster im nächsten Schritt aufbereitet, um irrelevante Informationen zu entfernen.

Wie bereits erläutert, weisen die zusammengefassten Intervalle zum Teil unterschiedliche Längen auf. Da angenommen wird, dass die Laufzeiten der betrachteten Geräte etwa gleich sind, werden die Intervalle gekürzt. Die zu löschenden Zeiträume werden dadurch identifiziert, dass nur bei wenigen Lastgängen eines Clusters Daten dafür vorliegen. Das Ergebnis dieses Schritts ist in Abbildung 21 dargestellt.

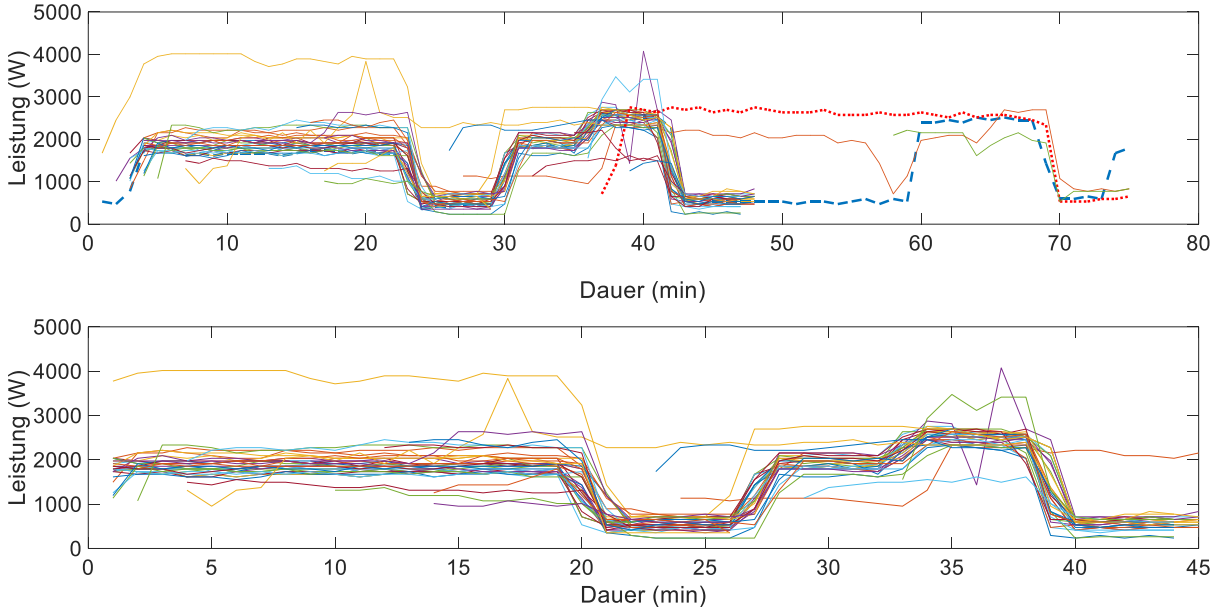

Abbildung 21: Originales Cluster (oben) und aufbereitetes Cluster (unten)

Zur Löschung nicht benötigter Informationen werden im Aufbereitungsschritt zwei weitere Überprüfungen durchgeführt. Nach dem Kürzen werden die verbliebenen Muster auf ihre Länge untersucht. Hat ein Einzellastgang nach dem Kürzen eine zu geringe Länge, wird dieser gelöscht. Die Kontrolle der Mindestlänge wird dabei prozentual auf die gesamte Dauer des gekürzten Clusters bezogen.

Ebenso werden Lastgänge entfernt, welche deutlich vom mittleren Energieverbrauch des Clusters abweichen, da dies als Indiz für gleichzeitigen Betrieb weiterer Geräte gewertet wird.

Um die Qualität der Ergebnisse zu verbessern, werden Clusterung und anschließende Aufbereitung jeweils dreimal durchgeführt. Dies dient dazu, den tatsächlichen Lastgang eines Geräts möglichst ohne Störeinflüsse zu identifizieren. Der Musterlastgang des entsprechenden Geräts ergibt sich schließlich als Mittelwert der nach dieser Verarbeitung im Cluster verbleibenden Lastgänge.

Ermittlung der vollständigen Lastprofile

Durch die bisherigen Verfahrensschritte wird im Allgemeinen nicht das vollständige Lastprofil der Geräte identifiziert. Für die Bewertung des DSM-Potenzials ist allerdings der gesamte Energieverbrauch relevant. Dazu wird wiederum mittels Korrelationskoeffizienten nach Auftreten des Musterlastgangs im Jahreslastgang des betreffenden Haushalts gesucht. Anschließend werden jeweils 150 min ab diesem Startzeitpunkt extrahiert, da dies nach den vorliegenden Messungen (siehe Abschnitt 2.1.4.1 *Identifikation von Spül- und Waschmaschinen*) als maximaler Zeitraum angenommen wird.

Clustering der vollständigen Lastprofile

Diese 150-min-Intervalle werden danach wiederum geclustert. Dadurch werden gegebenenfalls verschiedene Programme der Geräte unterschieden, womit jeweils der Energieverbrauch bestimmt werden kann. Ähnlich wie im zuvor beschriebenen Aufbereitungsschritt werden auch diese resultierenden Cluster wiederum gekürzt. Der Zeitpunkt, an dem die Last zum letzten Mal um mehr als

einen definierten Grenzwert abfällt, wird dabei als Ende des Gerätelastgangs betrachtet. Auch hier werden Einzellastgänge entfernt, welche stark vom Energieverbrauch des Clusters abweichen.

Der Mittelwert des Clusters ist nun der Musterlastgang des betreffenden Geräts. Bisher ist noch keine Zuordnung zu Gerätetypen erfolgt, mit der bisher beschriebenen Methodik kann allerdings festgestellt werden, dass ein Gerät häufig und mit gleicher Charakteristik betrieben wird.

Zuordnung der Musterlastgänge

Die Zuordnung zu einem Gerätetyp erfolgt nun basierend auf den ermittelten Eigenschaften. Vorerst erfolgt diese nur für Spül- und Waschmaschinen, da für Wäschetrockner ein getrenntes Vorgehen notwendig ist (vgl. Kapitel 2.1.5.1 *Identifikation von Wäschetrocknern*). Es wird angenommen, dass auch unbekannte Geräte gleichen Typs ähnliche Eigenschaften wie die vorliegenden aufweisen, so dass auch Geräte, welche nicht vermessen wurden, identifiziert und zugeordnet werden können.

Die definierten Kriterien zur Unterscheidung der Gerätetypen werden für jeden Musterlastgang berechnet und anschließend gemäß Tabelle 16 zugeordnet. Diese zur Zuordnung verwendeten Werte sind im Vergleich zur bisherigen Tabelle leicht modifiziert, um eindeutige Zuordnungen zu ermöglichen und um auch Geräte abzudecken, welche nicht exakt in den berechneten Intervallen enthalten sind. Erfüllt ein Musterlastgang die Kriterien für keinen der beiden Gerätetypen, wird er nicht weiter berücksichtigt.

Tabelle 16: Angepasste Eigenschaften von Spül- und Waschmaschinen

Gerät		Anzahl der Peaks	Δ Leistungs-anstieg (W)	Δ Leistungs-abfall (W)	$\frac{\text{Peakdauer}}{\text{Gesamtdauer}}$	Längster Peak (min)
Spülmaschine	Original	2,7–8,0	1 847–2 378	1 342–1 927	0,487–0,642	13,3–22,0
	Angepasst	2,0–9,0	1 000–3 500	1 000–3 500	0,250–1,000	7,0–25,0
Waschmaschine	Original	1,0–3,2	1 078–1 959	873–1 908	0,306–0,773	5,7–19,8
	Angepasst	1,0–2,0	900–3 500	800–3 500	0,250–1,000	8,9–35,0

Methodik zur Ermittlung von Benutzungszeitpunkte

Die nach dem beschriebenen Verfahren ermittelten und den betrachteten Gerätetypen zugewiesenen Musterlastgänge werden wiederum minütlich mit dem Jahreslastgang des Haushalts verglichen, um die Startzeitpunkte dieses Geräts zu ermitteln. Dabei dient ebenso der Korrelationskoeffizient als Ähnlichkeitsmaß. Der Grenzwert ist dabei niedriger gewählt, da in diesem Fall nicht die Identifikation eines möglichst störungsfreien Lastgangs das Ziel ist, sondern die Erkennung aller Betriebszeiten.

Bei der Gerätezuordnung können zum Teil mehrere Lastprofile dem gleichen Gerätetyp zugeordnet werden. Um dabei eine doppelte Erfassung von Startzeitpunkten zu vermeiden, wird die Erkennung zuerst mit dem längsten Lastprofil durchgeführt, und dieses anschließend bei jedem Betrieb vom Lastgang des Haushalts subtrahiert. Ein danach untersuchtes kürzeres Profil gleichen Typs, welches beispielsweise ein verkürztes Programm des gleichen Geräts darstellt, kann also nicht zur gleichen Zeit erkannt werden.

Identifikation von Wäschetrocknern

Wie bereits erwähnt, liefert die dargestellte Methodik keine zufriedenstellenden Ergebnisse bei der Identifikation von Wäschetrocknern. Ein Grund dafür ist der häufig stark alternierende Verlauf des Lastgangs, welcher bei einem Vergleich mittels Korrelationskoeffizient bereits bei geringen zeitlichen Abweichungen nicht erkannt wird.

Um dies zu beheben, wird zur Geräteidentifikation von Wäschetrocknern die Zeitauflösung reduziert. Dies glättet die auftretenden minütlichen Schwankungen und ermöglicht den Vergleich anhand des Korrelationskoeffizienten. Um die Ergebnisse weiter zu verbessern, wird angenommen, dass Wäschetrockner nur in Haushalten mit bereits zugeordneter Waschmaschine vorhanden sind, und diese innerhalb von 4 Stunden nach Betrieb dieser Waschmaschine benutzt werden. Dies grenzt den Suchraum für die Betriebszeiten des Trockners deutlich ein.

Diese 4-Stunden-Intervalle werden auf mindestens 3 Peaks geprüft und anschließend per Mittelwertbildung in 3-Minuten-Auflösung umgerechnet. Das Intervall wird gekürzt auf den Zeitraum zwischen erstem Anstieg und letzten Abfallen der Last. Bei einer verbleibenden Mindestlänge von 15 min schließen sich nun die gleichen Verarbeitungsschritte wie in Kapitel 2.1.4.1 *Identifikation von Spül- und Waschmaschinen* an. Die Zuordnung erfolgt schließlich anhand der angepassten Werte in Tabelle 17.

Tabelle 17: Angepasste Eigenschaften der Wäschetrockner

Gerät		Anzahl der Peaks	Δ Leistungs-anstieg (W)	Δ Leistungs-abfall (W)	$\frac{\text{Peakdauer}}{\text{Gesamtdauer}}$	Längster Peak (min)
Trockner	1 min	3,7–17,8	534–1 379	484–1 166	0,280–0,507	3,0–15,0
	3 min	1,6–5,0	480–1 636	296–967	0,242–0,471	3,0–15,0
	Angepasst	1,6–15,0	480–2 500	296–1 500	0,242–0,750	2,0–20,0

Ermittlung des DSM-Potenzials

Zur Bestimmung des optimalen Betriebszeitpunkts bei zeitvariablen Tarifen werden die Kosten des jeweiligen Laufs betrachtet. Diese sind durch Lastverschiebung in den gegebenen Grenzen zu minimieren. Es wird also für jeden erkannten Startzeitpunkt der Geräte innerhalb eines definierten Zeitintervalls geprüft, zu welcher Zeit der niedrigste Preis erzielt werden kann. Trockner und Waschmaschine werden dabei aufgrund der festgestellten Abhängigkeit als Einheit betrachtet. Aufgrund der durchgeführten Verschiebungen ergeben sich schließlich veränderte Lastgänge und Nutzungsvektoren. Zu beachten ist hierbei, dass in jedem sinnvollen Fall verschoben wird, die Akzeptanz des Nutzers also grundsätzlich vorausgesetzt wird. Die Ergebnisse sind deshalb als obere Grenze des Potenzials zu interpretieren. Die Auswertungen beziehen sich dabei auf die beiden von den Stadtwerken Norderstedt angebotenen Tarife Gezeitenstrom (Stadtwerke Norderstedt 2016a) und Tarif Z (Stadtwerke Norderstedt 2016b). Diese sind in Abbildung 22 dargestellt.

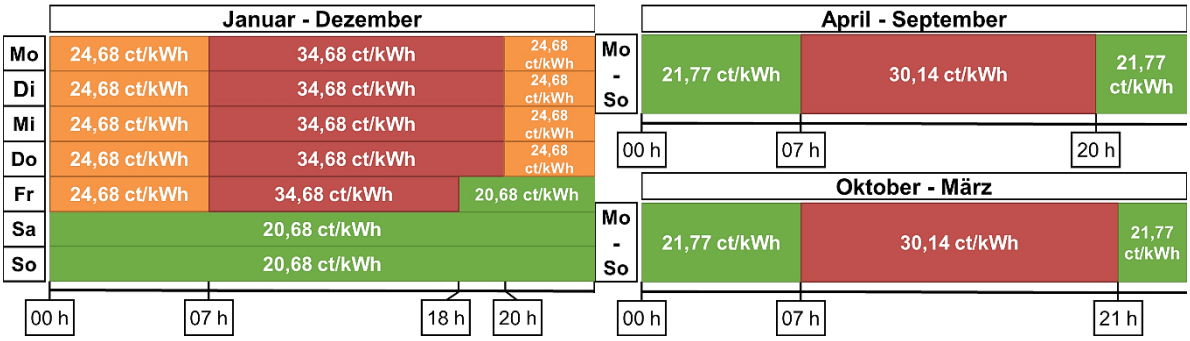

Abbildung 22: Tarifstruktur Gezeitenstrom (links) und Tarif Z (rechts)

Zur Bewertung des DSM-Potenzials für PV-Eigenverbrauch wird ein synthetischer PV-Erzeugungsgang basierend auf Witterungsdaten für den Standort Norderstedt berechnet. Die weitere Methodik ist analog zu zeitvariablen Tarifen, wobei hier die Geräte zu Zeiten mit maximalem Eigenverbrauch verschoben werden. Dies bedeutet beispielsweise, dass eine Verschiebung zu hoher PV-Erzeugung nicht zweckmäßig ist, wenn zu dieser Zeit die Haushaltslast bereits die PV-Erzeugung übersteigt.

2.1.4.2 Ergebnisse

Zeitliches Benutzerverhalten

Für einen Überblick der Gerätebenutzungshäufigkeit im gesamten Jahr werden die Startzeitpunkte in Form eines Rasterdiagramms dargestellt. Abbildung 23 zeigt dieses für die ermittelten Spülmaschinen. Die vertikale Achse stellt dabei eine Woche des Jahres dar, die horizontale Achse die Kalenderwochen des Untersuchungszeitraums. Die farblich dargestellten Werte sind normiert und geben die Anzahl an Starts des betreffenden Geräts in der jeweiligen Stunde an.

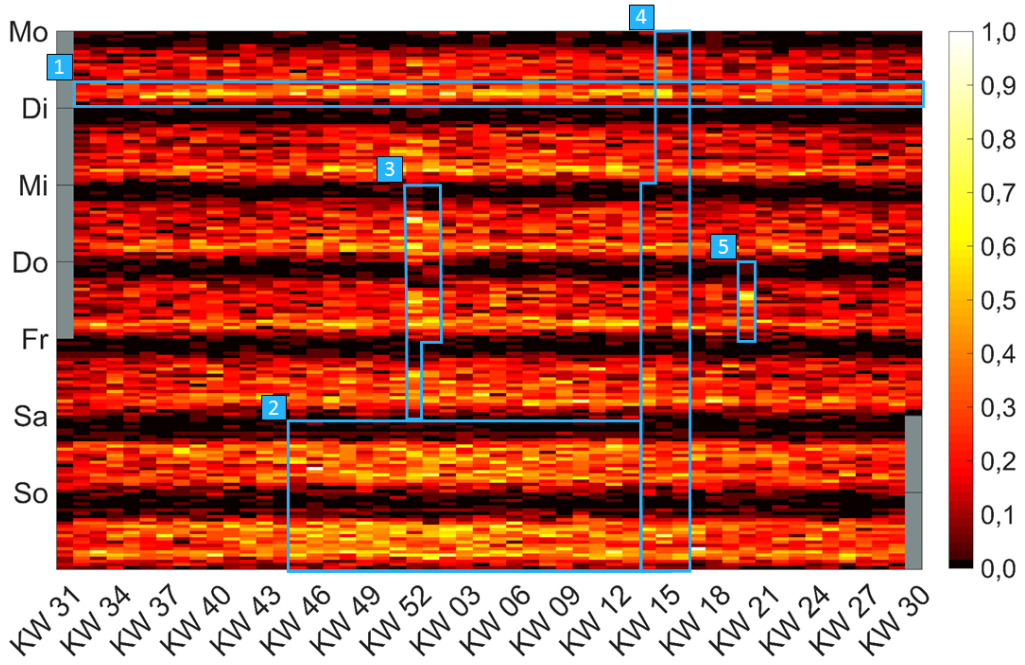

Abbildung 23: Spülmaschinenbenutzungen

Verschiedene Bereiche fallen auf und sind entsprechend markiert:

1. An Montagen wie auch an anderen Werktagen ist ein Benutzungsschwerpunkt in den Abendstunden zu erkennen. Dies erscheint aufgrund der Berufstätigkeit der Personen im durchschnittlichen Haushalt plausibel.

2. Ein Schwerpunkt liegt auf Wochenenden im Winterhalbjahr. Aufgrund der Witterung ist hier davon auszugehen, dass die Bewohner mehr Zeit in ihrem Haushalt verbringen und damit auch mehr Spülmaschinenbenutzungen anfallen.

3. An den Feiertagen um Weihnachten und Silvester sind deutlich erhöhte Nutzungshäufigkeiten festzustellen. Auch hier ist Plausibilität aufgrund vermehrten Aufenthalts in der Wohnung gegeben.

4. In den Osterferien im Bundesland Schleswig-Holstein ist der Tagesverlauf deutlich gleichmäßiger als in der typischen Arbeitswoche. Hier ist also die Abhängigkeit von Arbeitszeiten deutlich weniger ausgeprägt.

5. Der arbeitsfreie Feiertag Christi Himmelfahrt ist ebenso zu erkennen. Hier sind tagsüber deutlich mehr Benutzungen zu erkennen als an anderen Tagen.

Das zeitliche Benutzerverhalten der Waschmaschinen ist in Abbildung 24 (links) dargestellt. Für diesen Gerätetyp wird durch die Farbgebung deutlich, dass hauptsächlich am Wochenende gewaschen wird. Insgesamt liegt eine höhere Benutzungshäufigkeit als bei Spülmaschinen vor, was einerseits an der höheren Durchdringung und andererseits an der höheren Anzahl an Benutzungen pro Jahr liegt.

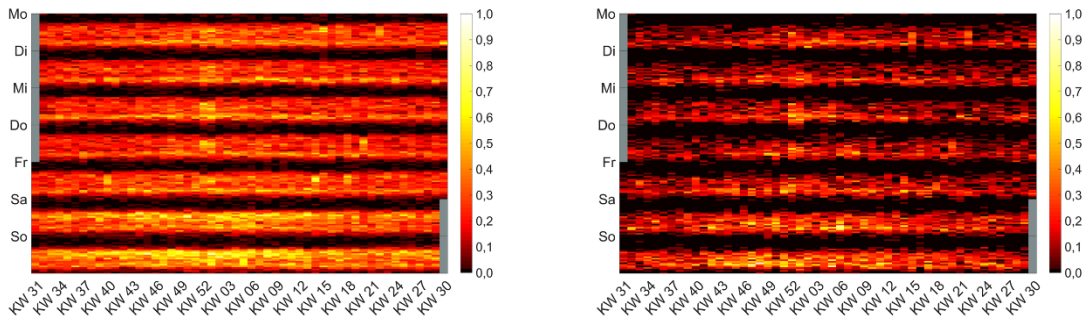

Abbildung 24: Waschmaschinenbenutzungen (links) und Wäschetrocknerbenutzungen (rechts)

Die Benutzungsverteilung der Wäschetrockner ist in Abbildung 24 (rechts) dargestellt. Im direkten Vergleich fällt die deutlich dunklere Farbgebung auf. Das hängt damit zusammen, dass wesentlich weniger Haushalte einen Wäschetrockner besitzen und diesen zudem seltener benutzen. Außerdem ist eine erhöhte Nutzung in den Wintermonaten zu erkennen.

Die beschriebenen Eigenschaften der Benutzungsverteilungen zeigen, dass mit der entwickelten Methodik plausible Ergebnisse erzielt werden.

Zur Darstellung des mittleren zeitlichen Verbraucherverhaltens werden sogenannte Nutzungsvektoren berechnet. Ein Nutzungsvektor stellt die normierte Wahrscheinlichkeitsverteilung der betrachteten Gerätebenutzungen dar. Diese werden für die aus Kapitel 2.1.1.1 bekannten Typtage bestimmt.

Abbildung 25 zeigt die Ergebnisse für Spülmaschinen. Hier ist an Werktagen eine erhöhte Nutzung in der siebten Stunde sowie in der Mittagszeit zu sehen, was mit den üblichen Essenszeiten korreliert. Die höchsten Wahrscheinlichkeiten treten über alle Jahreszeiten am Abend auf. Wie bereits zuvor erläutert, ist dies der Berufstätigkeit der Personen im Haushalt geschuldet. An Wochenendtagen ist die Morgenspitze nicht vorhanden, die beiden weiteren Peaks allerdings in ähnlicher Form.

Die Werktage der drei Jahreszeiten unterscheiden sich nur geringfügig. An Wochenendtagen ist jedoch im Sommer ein deutlich gleichmäßigerer Tagesverlauf erkennbar. Dies kann wiederum mit der niedrigeren Anzahl an Benutzungen durch häufigere Abwesenheit an freien Tagen in dieser Jahreszeit erklärt werden.

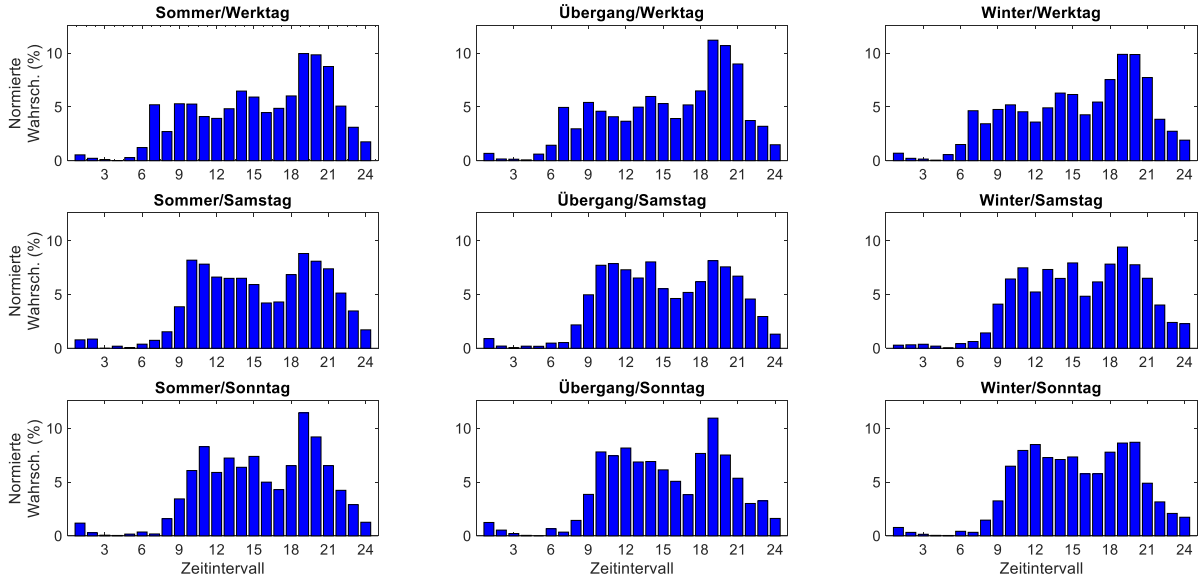

Abbildung 25: Nutzungsvektor Spülmaschine

In Abbildung 26 sind die Nutzungsvektoren für Waschmaschinen dargestellt. Diese weisen ein weniger ausgeprägtes Muster auf als Spülmaschinen, da sie weniger von bestimmten Gewohnheiten wie Essenszeiten abhängig sind. Allerdings ist auch hier an Werktagen der durch Arbeitszeiten verursachte Abendpeak deutlich zu erkennen. An Wochenenden verschiebt sich der Benutzungsschwerpunkt hingegen in die Vormittags- und Mittagsstunden. Signifikante Unterschiede zwischen den Jahreszeiten sind hier nicht festzustellen.

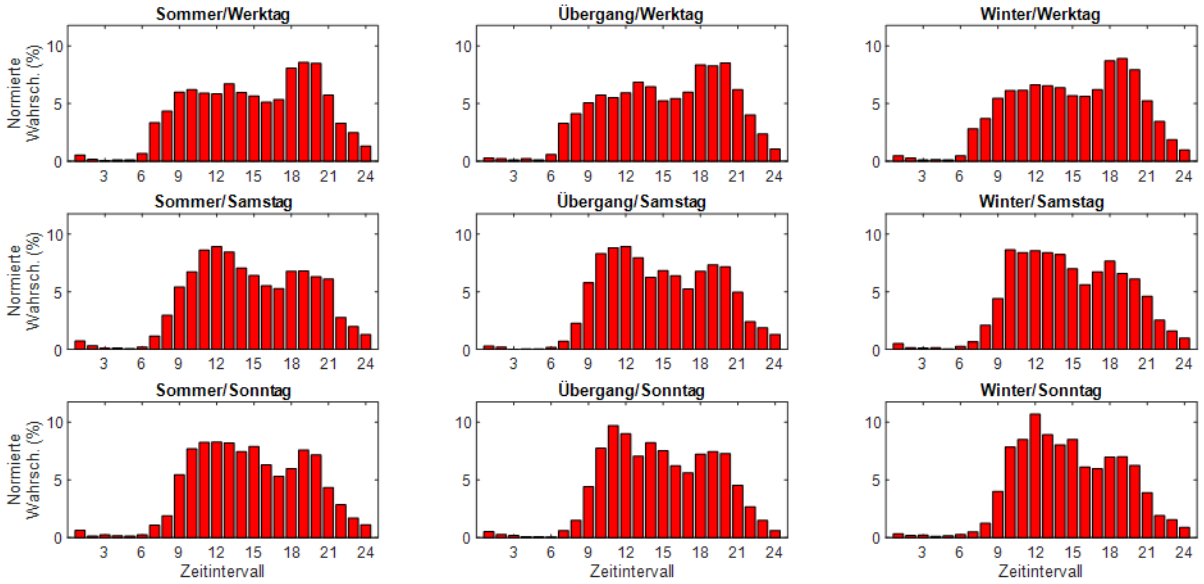

Abbildung 26: Nutzungsvektor Waschmaschine

In Abbildung 27 sind die Nutzungsvektoren aller Typtage für Wäschetrockner aufgetragen. Jahreszeitunabhängig liegt auch hier der Benutzungsschwerpunkt in den Abendstunden. Dies ergibt sich als direkte Konsequenz aus der angewandten Methodik, da Trockner nur im Anschluss an Waschmaschinenbenutzungen erkannt werden (vgl. 0), was auch durch den Vergleich mit der

Wahrscheinlichkeitsverteilung der Waschmaschinenstarts bestätigt wird. Nichtsdestotrotz ist das Ergebnis als plausibel anzusehen, da innerhalb dieses vorgegebenen Zeitfensters tatsächlich Trockner erkannt werden, was die Annahmen der Methodik bestätigt. Auch hier sind aufgrund der Normierung die Unterschiede zwischen den Jahreszeiten marginal.

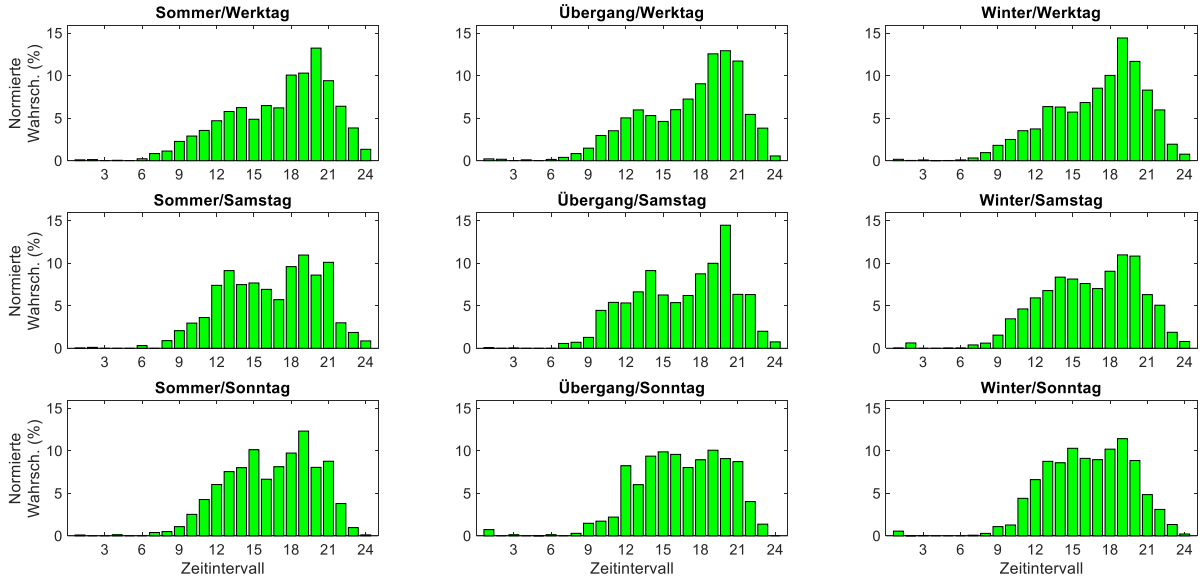

Abbildung 27: Nutzungsvektor Wäschetrockner

Zur Bewertung und weiteren Plausibilisierung der Ergebnisse kann auf Literaturangaben, basierend auf Einzelmessungen der Geräte zurückgegriffen werden (Prior 1997; Koderhold 2014). Da dabei nicht dasselbe Typtagmodell angewandt wird, werden im Folgenden gemittelte Nutzungsvektoren für das gesamte Jahr betrachtet.

In Abbildung 28 sind zum einen die ermittelten Benutzungen und zum anderen die Literaturwerte für Spülmaschinen dargestellt. Wie in der durchgeführten Auswertung weist auch die orangefarbene Kurve die erwarteten Morgen-, Mittags- und Abendpeaks auf. Diese sind hier deutlich ausgeprägter, was auf die geringe Datenbasis zurückzuführen ist.

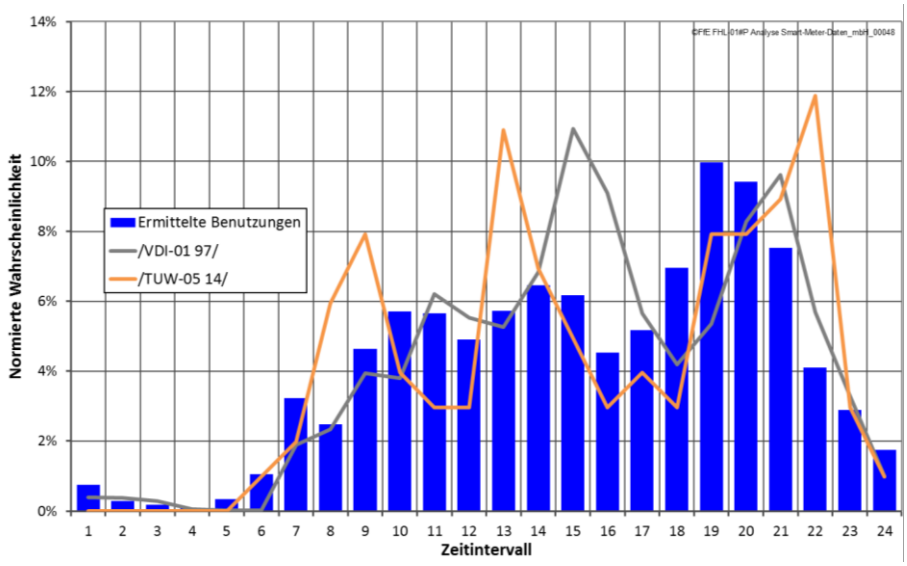

Abbildung 28: Vergleich der gesamten Spülmaschinennutzungsvektoren

Mittags- und Abendpeak sind auch bei der grauen Kurve deutlich zu erkennen. Im Gegensatz zu den hier ermittelten Ergebnissen ist hier jedoch die Mittagsspitze merklich höher als die Abendspitze. Da die Vergleichsdaten bereits vor 20 Jahren erhoben wurden, kann dies aber mit einer Veränderung des Benutzerverhaltens erklärt werden. Insgesamt zeigt sich, dass bei allen Studien eine grundsätzlich ähnliche Charakteristik resultiert und diese damit als plausibel betrachtet werden kann.

Die entsprechende Darstellung für Waschmaschinen findet sich in Abbildung 29. Hier weisen die Literaturangaben einen deutlich ausgeprägteren Mittagspeak auf, der sich aus den untersuchten Daten nicht ergibt. Der Anstieg in den Abendstunden ist aber analog vorhanden. Auch das Verschwinden dieses Mittagspeaks kann mit einer Veränderung des Nutzerverhaltens sowie häufigerer Berufstätigkeit aller erwachsenen Personen im Haushalt erklärt werden.

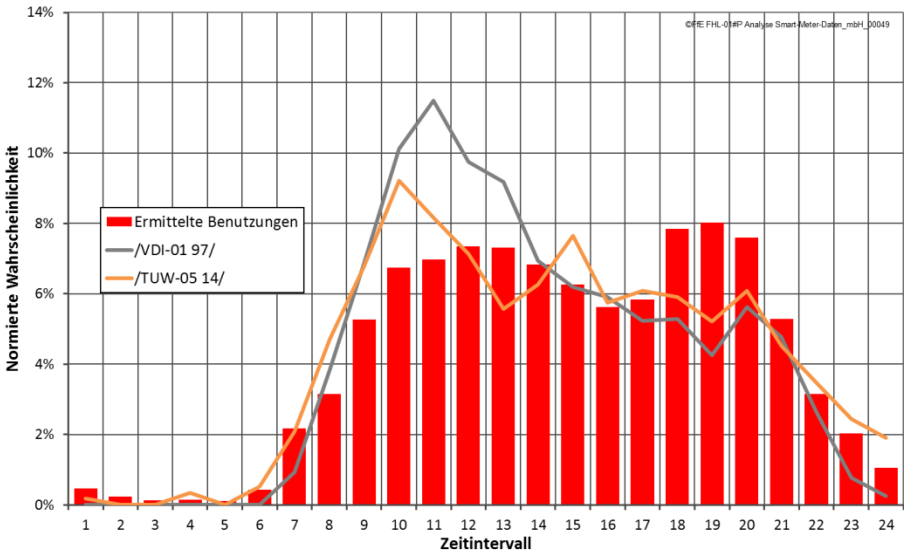

Abbildung 29: Vergleich der gesamten Waschmaschinennutzungsvektoren

Abschließend zeigt Abbildung 30 den Vergleich für Wäschetrockner. Hier stimmt die orangefarbene Kurve nach (Koderhold 2014) gut mit der ermittelten Verteilung überein. Die ältere Studie weicht wiederum ab, was analog zur Waschmaschine interpretiert werden kann. In allen Fällen ist die Abhängigkeit von vorangehenden Waschmaschinenbenutzungen erkennbar, wofür in der Literatur eine Differenz von 2 bzw. 3 Stunden angegeben wird. Dies ist auch in den aus den vorliegenden Daten ermittelten Benutzungshäufigkeiten festzustellen.

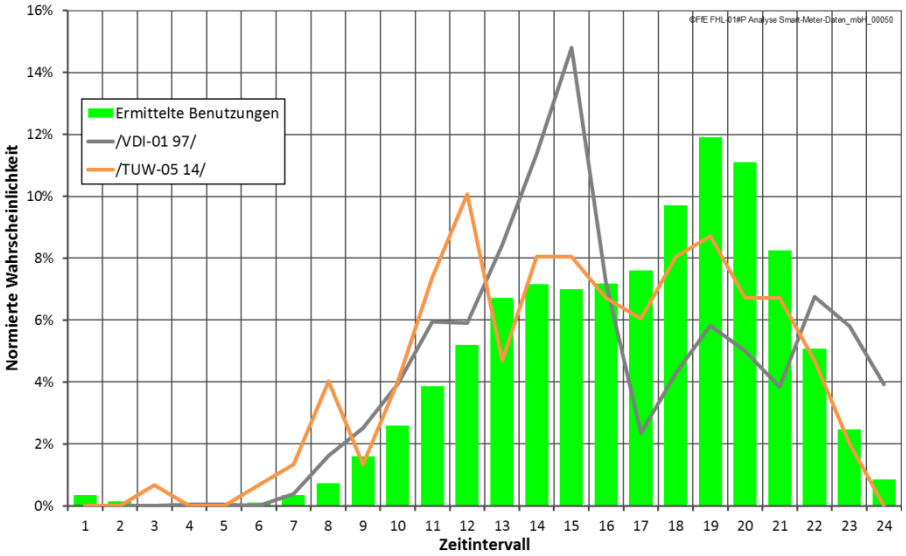

Abbildung 30: Vergleich der gesamten Wäschetrocknernutzungsvektoren

Abschließend lässt sich festhalten, dass die hier ermittelten Nutzungsvektoren für alle drei Gerätetypen vergleichbare Eigenschaften zu den recherchierten Literaturangaben aufweisen. Abgesehen von gewissen Änderungen des Verbraucherverhaltens kann der Vergleich also als weitere Plausibilisierung der Ergebnisse interpretiert werden.

Potenzial variabler Tarife

Abbildung 31 zeigt die veränderten Nutzungsvektoren von Spülmaschinen, welche sich bei einer möglichen Verschiebung des Betriebs um 8 Stunden nach hinten für den Tarif Gezeitenstrom ergeben. Die Nutzungsvektoren der Werktage zeigen eine deutlich gesteigerte Benutzungswahrscheinlichkeit während der Abendstunden bei einer Reduktion am Nachmittag. Basierend auf den dargestellten Arbeitspreisen entspricht dies dem erwarteten Verhalten und trägt zur Minimierung der Kosten bei. Bei der betrachteten Zeit von 8 Stunden findet etwa die Hälfte aller Spülmaschinenläufe an Werktagen in der Stunde zwischen 20 und 21 Uhr statt.

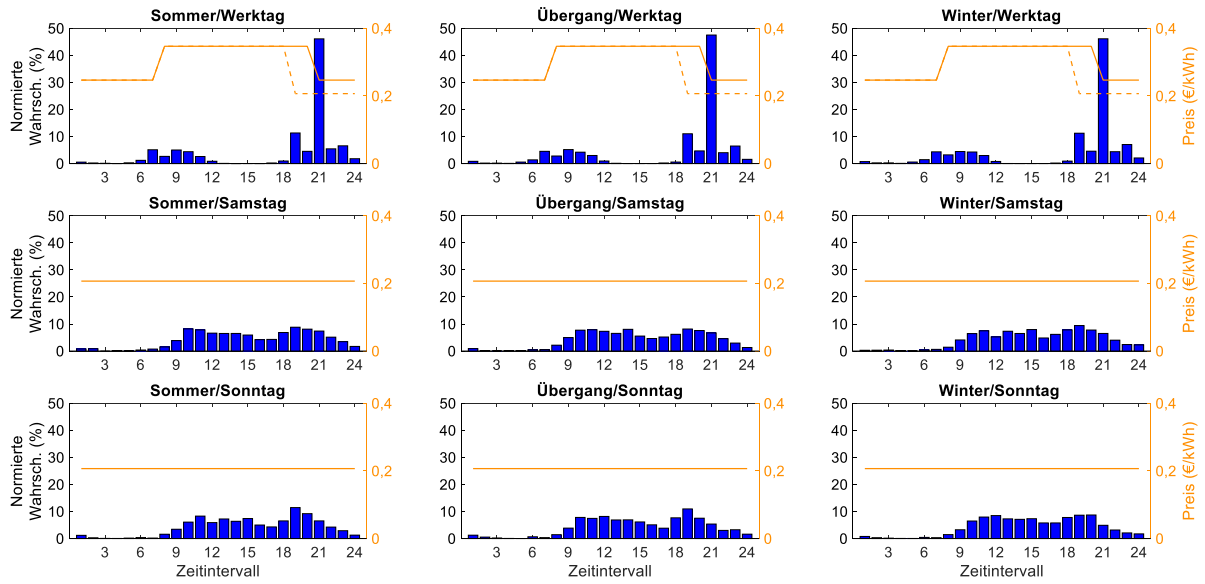

Abbildung 31: Spülmaschine – Nutzungsvektor Gezeitenstrom – 8 Stunden nach hinten

Abbildung 32 zeigt die Ergebnisse der beiden anderen Geräte für eine bis zu achtstündige Verschiebung exemplarisch für Werktage in der Übergangszeit. Bei Waschmaschinen ist wie eben beschrieben auch der starke Peak zu Beginn der Niedertarifzeit festzustellen. Im Gegensatz sind die Betriebszeiten der Trockner gleichmäßiger über die Abendstunden verteilt. Dies ergibt sich aus der gruppierten Verschiebung, wodurch der Zeitabstand zwischen Trockner und vorangehender Waschmaschine beibehalten wird.

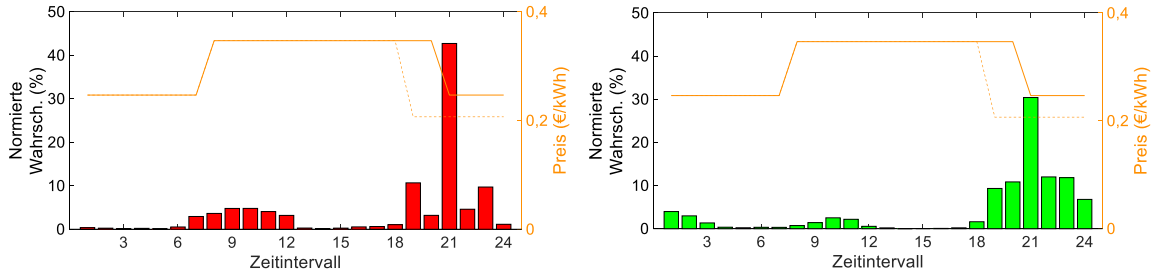

Abbildung 32: Übergang/Werktag – Gezeitenstrom 8 Stunden nach hinten – Waschmaschine (links) und Wäschetrockner (rechts)

Neben den Wahrscheinlichkeitsverteilungen sind die quantitativen Auswirkungen der betrachteten Tarife von Interesse. Da nicht alle Benutzungen verschoben werden können oder müssen, ist hier als erste Kennzahl der Anteil an Verschiebungen zu nennen. Dieser ist in Abbildung 33 dargestellt. Hier ist wie zu erwarten bei größerem Zeitfenster ein höherer Anteil festzustellen. Im Tarif Z wird generell mehr verschoben, da hierfür auch am Wochenende ein finanzieller Anreiz besteht.

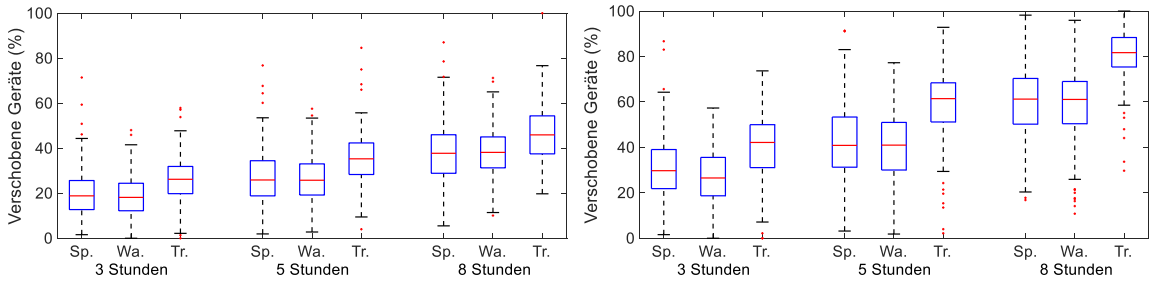

Abbildung 33: Prozentuale Verschiebungen – Gezeitenstrom (links) und Tarif Z (rechts)

Da für die angestrebte Mitwirkung der Haushalte ein finanzieller Anreiz notwendig ist, werden als nächstes die möglichen Einsparungen bei Anwendung der beiden Tarife betrachtet. Dazu werden jeweils die Betriebskosten des betreffenden Geräts ohne und mit Lastverschiebung vergleichen. Die Ergebnisse für alle Haushalte sind in Abbildung 34 dargestellt. Die mittleren Einsparungen liegen in allen Fällen unter 10 €.

Wie bereits erläutert, haben Wäschetrockner den höchsten und Waschmaschinen den niedrigsten Energieverbrauch der Geräte. Dies wirkt sich auch auf die möglichen Einsparungen bei flexiblem Betrieb aus, da die Kosten proportional zur bezogenen Energie sind. Weiterhin ist zu erkennen, dass für den Tarif Z höhere Einsparungen zu erzielen sind. Dies liegt wiederum an der zusätzlichen Preisstufe am Wochenende, welche mehr Möglichkeiten zur Flexibilisierung bietet.

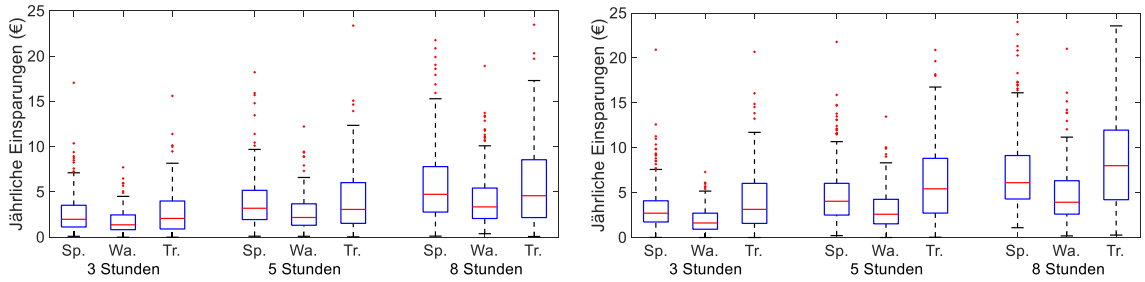

Abbildung 34: Finanzielle Einsparungen pro Gerätetyp – Gezeitenstrom (links) und Tarif Z (rechts)

In Tabelle 18 sind die durchschnittlichen jährlichen Einsparungen eingetragen, die sich über alle Haushalte ergeben.

Tabelle 18: Mittlere finanzielle Einsparungen pro Jahr durch zeitvariable Tarife – Lastverschiebung nach hinten

Tarif	3 Stunden	5 Stunden	8 Stunden
Gezeitenstrom	4,28 €	6,30 €	9,33 €
Tarif Z	5,35 €	8,03 €	12,08 €

In den bisherigen Auswertungen wurde unflexibler und flexibler Betrieb bei gegebenem Tarif verglichen. Im Folgenden soll untersucht werden, welcher Tarif für welche Anzahl an Haushalten bei gegebener Flexibilität der günstigste und damit zu bevorzugen ist. Dazu werden wie beschrieben die Haushaltslastgänge mit verschobenen Geräten berechnet und jeweils die Gesamtkosten bestimmt.

Abbildung 35 stellt das Ergebnis für alle Haushalte dar. Dabei beziehen sich die vollständig eingefärbten Säulen auf das Ausgangsszenario, während die schraffierten Balken die Werte der beidseitigen Verschiebung repräsentieren.

Bei unverändertem Benutzerverhalten ist für keinen der Kunden der Tarif Z zu empfehlen. Auch im flexiblen Fall ist nur in sehr seltenen Fällen mit diesem Tarif der günstigste Preis zu erzielen. Die Tarifgestaltung scheint also unzureichend auf die weiteren angebotenen Produkte abgestimmt zu sein.

Im unflexiblen Fall ist für die Mehrheit der Kunden der zeitunabhängige Tarif FairWatt am günstigsten. Dies verschiebt sich mit zunehmender Flexibilität hin zum Gezeitenstrom, da dabei die Einsparpotenziale durch DSM ausgenutzt werden können. Auch bei der maximal betrachteten Verschiebedauer von 8 Stunden ist aber der Tarif FairWatt für knapp die Hälfte der Kunden günstiger als der Gezeitenstrom. Für diese Kunden besteht also kein Anreiz, den Tarif zu wechseln und den Verbrauch anzupassen.

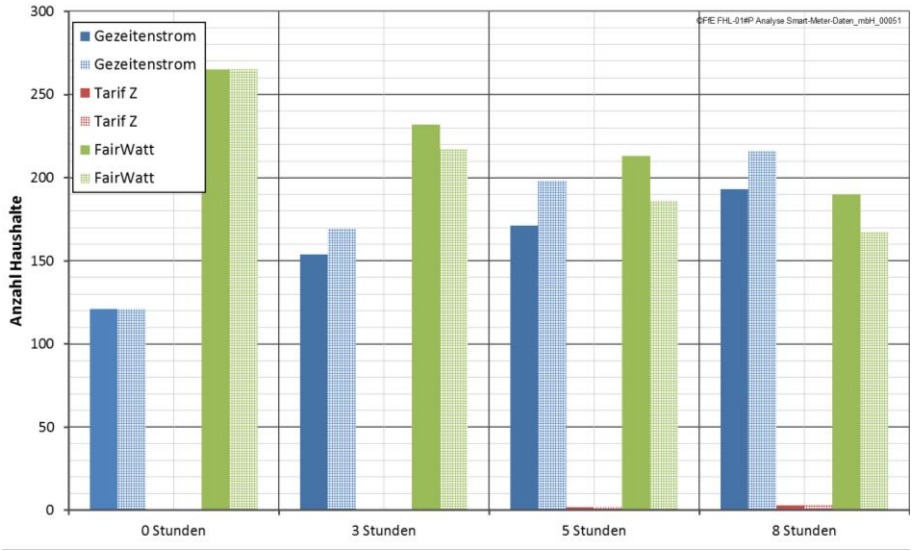

Abbildung 35: Günstigster Tarif – Gegenüberstellung der beiden Szenarien

Auswirkungen auf PV-Eigenverbrauch

Das veränderte zeitliche Benutzerverhalten wird wiederum in Form der normierten Nutzungsvektoren dargestellt. Abbildung 36 zeigt diese für Spülmaschinen, eine PV-Anlage mit 5 kW Peakleistung und einer möglichen Verschiebung um 8 Stunden.

Die bisher vorhandene Morgenspitze an Werktagen wird verschoben, um den PV-Peak um die Mittagszeit auszunutzen. Dieses Verhalten ist auch an Wochenenden zu beobachten, hier aufgrund der kaum ausgeprägten Morgenspitze weniger deutlich.

Sommer und Übergang weisen einen ansteigenden Verlauf am Vormittag sowie einen absteigenden am Nachmittag auf. Der Vergleich mit der ebenfalls dargestellten PV-Erzeugung zeigt, dass dies zweckmäßig ist, um den Eigenverbrauch zu erhöhen. In den Wintermonaten ist dieser Effekt weniger vorhanden, da hier die PV-Erzeugung generell deutlich geringer ist und damit weniger Anreiz zur Lastverschiebung

besteht. Die Benutzungshäufigkeit in den Abendstunden bleibt für alle Typtage quasi unverändert, da durch eine Verlagerung nach hinten keine Verbesserung zu erzielen ist.

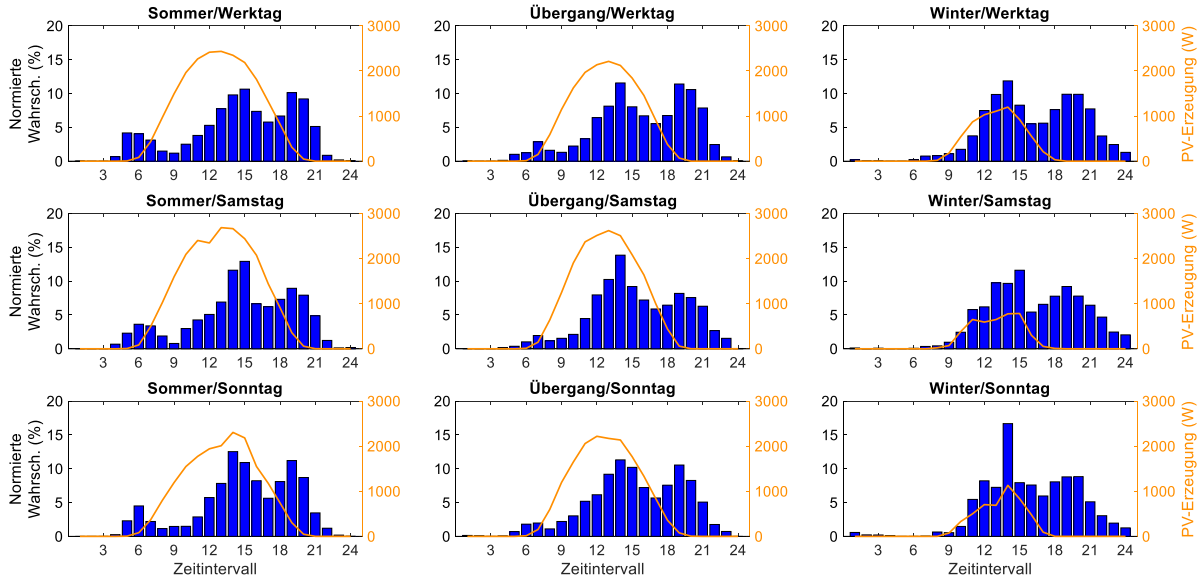

Abbildung 36: Spülmaschine – Nutzungsvektor 5 kW – 8 Stunden nach hinten

Exemplarisch sind in Abbildung 37 die Nutzungsvektoren der Werktage aus der Übergangszeit für die anderen Gerätetypen dargestellt. Es werden ebenfalls die Auswirkungen einer achtstündigen Verschiebung gezeigt. Bei Waschmaschinen zeigt sich ein analoges Verhalten wie bei den betrachteten Spülmaschinen: Benutzungen aus den Morgenstunden werden in Richtung des PV-Peaks verlagert sowie zum Teil Benutzungen aus den Abendstunden in den nächsten Tag. Beim Wäschetrockner zeigt sich wiederum die zeitliche Abhängigkeit von der Waschmaschine, welche verhindert, dass beide Geräte zu Zeiten der höchsten PV-Erzeugung betrieben werden.

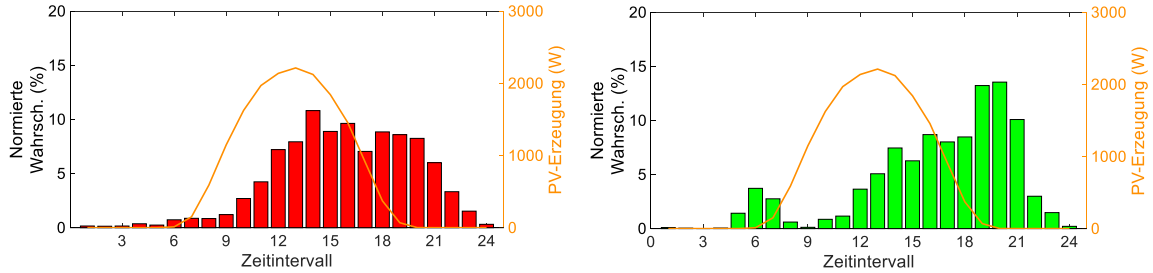

Abbildung 37: Übergang/Werktag 5 kW – 8 Stunden nach hinten – Waschmaschine (links) und Wäschetrockner (rechts)

Die Ersparnisse, welche sich durch eine Lastverlagerung der Haushaltsgeräte ergeben, sind in Abbildung 38 dargestellt. Das linke Diagramm zeigt die gerätespezifischen Einsparungen, während auf der rechten Seite die summierten Beträge je Haushalt zu sehen sind. Die erreichbaren Beträge sind hier wesentlich geringer als bei variablen Tarifen, da selten die maximale Einsparung erzielt wird.

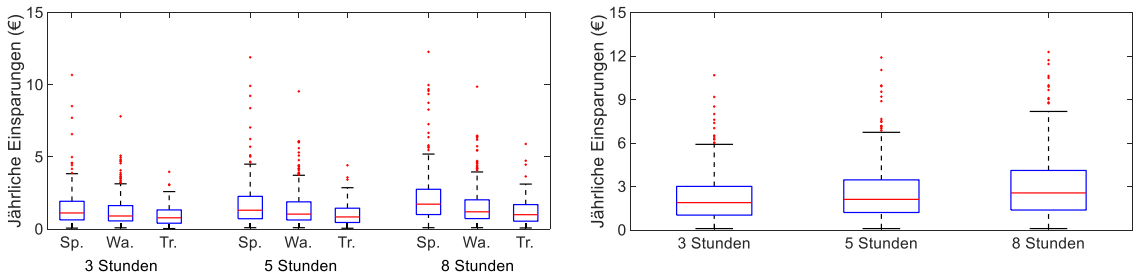

Abbildung 38: 5 kW – Einsparungen pro Gerätetyp (links) und summierte Einsparungen (rechts)

In Tabelle 19 sind für die drei betrachteten PV-Anlagen die durchschnittlichen Einsparungen aufgeführt. Wie bereits aus der Abbildung ersichtlich sind die Beträge sehr niedrig und unterscheiden sich zwischen den Anlagengrößen nur geringfügig. Die Erhöhung der Peakleistung von 3 kW auf 5 kW führt zu einem geringen Anstieg zur Einsparungen, da mehr Energie vorhanden ist, welche selbst verbraucht werden kann. Eine weitere Erhöhung hat dagegen den gegenteiligen Effekt. Dies liegt daran, dass ein typischer Haushalt die Maximalleistung einer 7-kW-Anlage nicht ausnutzt, und damit der Eigenverbrauch nicht weiter gesteigert werden kann.

Tabelle 19: Durchschnittliche jährliche Einsparungen durch Eigenverbrauchssteigerung-Lastverschiebung nach hinten

Anlagengröße	3 Stunden	5 Stunden	8 Stunden
3 kW	2,12 €	2,49 €	2,83 €
5 kW	2,27 €	2,64 €	3,08 €
7 kW	2,18 €	2,53 €	3,04 €

2.1.4.3 Fazit

Auf Basis der vorliegenden Einzellastgänge der Haushalte können die Betriebszeiten der für DSM-Maßnahmen relevanten Haushaltsgeräte Spülmaschine, Waschmaschine und Wäschetrockner identifiziert werden. Dazu wurde eine Methodik entwickelt, um diese ohne Kenntnis des konkreten Gerätelastgangs zuzuordnen. Mittels dieser Betriebszeiten sowie der zugehörigen Verbrauchscharakteristika kann das DSM-Potenzial der Haushalte bestimmt werden.

Dabei werden sowohl zeitvariable Tarife als auch die Optimierung des PV-Eigenverbrauchs betrachtet. In beiden Fällen ergibt sich ein relatives geringes Einsparpotenzial, obwohl die angewandte Methodik bereits als obere Grenze des tatsächlichen Potenzials betrachtet werden muss. Im derzeitigen Marktumfeld bestehen also für Haushaltskunden kaum finanzielle Anreize zur Lastverschiebung. Zur weitergehenden Umsetzung von DSM-Maßnahmen in Haushalten müssen also noch zusätzliche Anreize geschaffen werden.

2.1.5 Steuersignal und Regelleistung aus statischem und dynamischem Demand Side Management

Das hier beschriebene Monitoring statisch verschiebbarer Lasten, deren Prozesse als Ganzes verschoben werden, kann genutzt werden, um eine Schätzung der momentanen Kapazität an Lastverschiebungspotential abzugeben, die als Information dem Dispatcher bereitgestellt wird. Dieser nimmt dann die Verschiebung vor. Die Schätzung kann indirekt aus der Kenntnis der Stromkunden bestimmt werden, die zu einem gegebenen Zeitpunkt noch nicht von ihrem Verschiebungspotential beispielsweise durch Starten ihrer Spülmaschine Gebrauch gemacht haben. Man kommt zu einem Zustandsmodell für die flexiblen Lasten. Die Bereitstellung eines solchen Steuersignals als Datendienstleistung könnte in Zukunft zur Wertschöpfung der Energieversorgungsunternehmen beitragen.

Bei dem Prozess der statischen Lastverschiebung liegt ein langfristiger Zeithorizont von größenordnungsmäßig 5 Stunden vor. Erweitert man die Prozesse um die Fähigkeit einer dynamischen Lastverschiebung, die über Steuerung von unterbrechbaren Prozessen erfolgt, so kann zusätzlich der kurzfristige Zeithorizont von primärer und sekundärer Regelleistung bedient werden. Damit könnte Regelleistung aus dem Lastverschiebungspotential als einem Speicher für Regelenergie bereitgestellt werden. Eine solche dynamische Lastverschiebung setzt die Einbeziehung von gegebenenfalls zu entwickelnden Elektrogeräten voraus, deren Prozesse unterbrechbar sind. Sie wäre Wegbereiter einer auf maximale Produktion ausgelegten Energiegewinnung regenerativer Energie, der ein flächendeckend und maximal flexibler Verbrauch gegenüberstünde. Wegbereiter einer solchen Entwicklung wären auch beispielweise elektrische Fußbodenheizungen, die sowohl kurzfristig Leistung aufnehmen können als auch eine träge Komponente für Regelleistung darstellen.

Die erforderlichen Anreize für ein solches Demand Side Management würden über dynamische, statische und halbstatische Tarife geschaffen.

2.1.6 Wichtigste Positionen der Ergebnisse

Durch neue Lastprofile aus anonymisierten Smart Meter Messungen lässt sich eine Verringerung von im Energiesystem resultierenden Abweichungen des Verbrauchs zu etablierten Fahrplanprognosen nach der Methode des Standardlastprofils um 55 % erreichen. Mittels des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten wahrscheinlichkeitsbasierten Verfahrens über den bedingten Erwartungswert können im Intraday Handel der EPEX bis zu weitere 14 % der bestehenden Abweichungen nach Standardlastprofilen eingespart werden. Dieses Prognoseverfahren kann für eine Verringerung der zur Netzstabilisierung notwendigen Regelleistung eingesetzt werden.

Mit dem im Rahmen dieser Arbeit vorgestellten Verfahren des Demand Side Managements über Identifikation verschiebbarer Haushaltslasten aus anonymisierten Smart Meter Messungen wird ein Steuersignal und Regelleistung aus statischem und dynamischem Demand Side Management in Aussicht genommen.

2.2 Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises

Der zahlenmäßige Nachweis wird gesondert erbracht.

2.3 Notwendigkeit der geleisteten Arbeit

Optimierungen im Energieeinkauf zur Minimierung von Ausgleichsenergie sowie die einer solchen Entwicklung zugrundeliegende Optimierung der Fahrplanprognose zur Minimierung von Regelleistung sind notwendig in betriebswirtschaftlicher und vor allem ökologischer Hinsicht, da eine Verringerung des Bedarfes an Regelleistung eine Reduzierung der Notwendigkeit konventioneller Erzeugungskapazitäten mit sich bringt. Dies steht im Kontext einer Erhöhung des Anteils regenerativer Energieerzeugung als Ziel der Energiewende. Für eine maximale Verwendung zeitweiser Überkapazitäten erneuerbarer Energiequellen ist ein intelligentes Demand Side Management über Anpassung steuerbaren Verbrauchs an die Erzeugung erforderlich.

2.4 Wissenschaftliche und wirtschaftliche Verwertbarkeit der Ergebnisse

2.4.1 Verwertbarkeit durch SWN

Die entwickelten Lastprognosealgorithmen können zur Optimierung des Energieeinkaufs verwendet werden. Pro Bilanzkreis wird auf einen ausgeglichenen Saldo an eingekaufter Energie entsprechend Fahrplanprognose und tatsächlich verbrauchter Energie geachtet. Die Differenz wird pro Marktteilnehmer in Form von Ausgleichsenergie in Rechnung gestellt und ließe sich mittels Prognosen minimieren.

Weitere Verwertbarkeiten sind in den Abschnitten

- Prognosegestützter Energieeinkauf (2.1.3)
- Einsparung von Regelleistung aus Verbesserung der Qualität der Fahrplanprognose (2.1.3.1)
- Bewertung des Demand-Side-Management-Potenzials (2.1.4)
- Steuersignal und Regelleistung aus statischem und dynamischem Demand Side Management (2.1.5)

beschrieben.

2.4.2 Erfolgsaussichten nach Projektende (mit Zeithorizont) und Anschlussfähigkeit

Im Anschluss an das Projekt kann nach erfolgreichem Test des Einsparpotentials an Ausgleichsenergie über einen prognosegestützten Energieeinkauf durch die EEG nachgedacht werden. Innerhalb von ein bis zwei Jahren ließe sich dieser, eine Anschlussfinanzierung vorausgesetzt, gestützt auf eine zu diesem Zweck zu entwickelnde Anwendung, realisieren. Die Anschlussfähigkeit für eine mögliche nächste Phase zur Umsetzung der Ergebnisse ist damit gegeben.

Die in diesem Projekt entwickelten Prognosealgorithmen finden darüber hinaus Einsatz im vom BMWi im Rahmen des Förderprogramms Schaufenster Intelligente Energie (SINTEG) geförderten Projektes Norddeutsche Energiewende NEW 4.0. In Zusammenarbeit mit den Stadtwerken Norderstedt wird eine Online-Lastgangmessung privater Haushaltskunden umgesetzt, unter anderem auf Basis derer Lastprognosen und daraus ableitbare Flexibilitätsprognosen vorgenommen werden.

2.4.3 Ergebnisnutzung in anderer Weise

Die Ergebnisse zur wahrscheinlichkeitsbasierten Prognose über den bedingten Erwartungswert aus Abschnitt 2.1.2.4 wurden am 28.05.2015 auf der Fachtagung „Intelligente Energiesysteme für Schleswig-Holstein 2015“ in Norderstedt in dem Vortrag „Dynamische Fahrplanprognose mittels gemessener Kundenlastgänge“ vorgestellt. Dies erfolgte zusätzlich am 7.12.2015 im Rahmen der Lehre in der Vorlesung „Verteilte Systeme in der Automation“.

Es ist darüber hinaus eine Verwendung in der Lehre, speziell auch im geplanten Masterstudiengang Intelligente Energie geplant.

2.5 Erfolgte oder geplante Veröffentlichung der Ergebnisse

Veröffentlichung (Hinterstocker et al. 2015) untersucht verschiedene in Zusammenarbeit der FfE mit dem WiE umgesetzte Algorithmen zuzüglich des Verfahrens der Autoregression hinsichtlich ihres Prognosefehlers in der Day-ahead, bzw. Intraday Prognose. Ein neuartiger am WiE entwickelter wahrscheinlichkeitstheoretischer Prognosealgorithmus wurde zur Veröffentlichung in den „IEEE Transactions on Power Systems“ eingereicht (Staats et al. 2015, 2016). Der Text vergleicht die entwickelte Methode mit zwei Methoden aus (Hinterstocker et al. 2015) hinsichtlich des mit ihr erzielbaren Prognosefehlers. Er wurde nicht zur Publikation angenommen. Hier lieferte das Einreichen sieben Monate später beim „International Journal of Forecasting“ trotz Berücksichtigung aller wesentlicher Ergänzungen, welche sich aus dem Review bei „IEEE Transactions on Power Systems“ ergeben hatten (Staats et al. 2015, 2016), erneut eine Ablehnung.

Das Paper ist zur Veröffentlichung auf dem „Internationalen ETG Kongress 2017 - Die Energiewende“ eingereicht (Staats et al. 2017), der vom 28.-29. November in Bonn stattfinden wird.

3 LITERATUR

Literaturverzeichnis

Almeshaiei, E.; Soltan, H. (2011): A methodology for electric power load forecasting. In: *Alexandria Engineering Journal* (50), S. 137–144.

Ballini, R.; Yager, R. R. (2014): OWA filters and forecasting models applied to electric power load time series. In: *Evolving Systems* (5, Springer-Verlag), S. 159–173.

Baranek, D.; Probst, A.; Tenbohlen, S. (2013): Baranek, D., Probst, A., & Tenbohlen, S. (2013). Optimierung der Lastprognose mittels Smart Meter Daten. In: *IEEE PESS Bielefeld 2013*. Online verfügbar unter stuttgart.de/ieh/forschung/veroeffentlichungen/2013_Probst_Optimierung_der_Lastprognose_mittels_Smart_Meter_Daten.pdf, zuletzt geprüft am 27.06.2016.

Bashir, Z. A.; Hawary, M. E. El (2009): Applying Wavelets to Short-Term Load Forecasting Using PSO-Based Neural Networks. In: *IEEE Transactions on Power Systems* 24 (1), S. 20–27. DOI: 10.1109/TPWRS.2008.2008606.

Brokish, K.; Kirtley, J. (2009): Pitfalls of modeling wind power using Markov chains. In: *Power Systems Conference and Exposition* 2009 (IEEE/PES), S. 1–6.

Brown, R. G.; Hwang, P. Y. C. (1997): Introduction to random signals and applied kalman filtering. New York: John Wiley & Sons.

Bruce-Boye, C.; Kasakov, D. A. (2007): Quality of uni- and multicast services in a middleware. LabMap study case. In: *Innovative Algorithms and Techniques in Automation, Industrial Electronics and Telecommunications* 2007 (Springer-Verlag), S. 89–94.

Charytoniuk, W.; Chen, M. S. (2000): Very short-term load forecasting using artificial neural networks. In: *IEEE Transactions on Power Systems* 15 (1), S. 263–268. DOI: 10.1109/59.852131.

Charytoniuk, W.; Chen, M. S.; van Olinda, P. (1998): Nonparametric regression based short-term load forecasting. In: *IEEE Transactions on Power Systems* 13 (3), S. 725–730. DOI: 10.1109/59.708572.

Chen, B. J.; Chang, M. W.; Lin, C. J. (1995): Short term load forecasting using fuzzy neural networks. In: *IEEE Transactions on Power Systems* (10), S. 1518–1524.

Fan, S.; Chen, L. (2006): Short term load forecasting based on an adaptive hybrid method. In: *IEEE Transactions on Power Systems* 2006 (21), S. 392–401.

Forschungsgesellschaft für Energiewirtschaft mbH (2016): Endbericht zum Projekt Smart Meter Benefits. Hg. v. Forschungsgesellschaft für Energiewirtschaft mbH (FfE). München.

Gneiting, Tilmann; Katzfuss, Matthias (2014): Probabilistic forecasting. In: *Annual Review of Statistics and Its Application* 1, S. 125–151.

Haider, M. K.; Ismail, A. K.; Qazi, I. A. (2012): Markovian models for electrical load prediction in smart buildings. In: *Neural Information Processing* (Springer-Verlag), S. 632–639.

Hamilton, J. D. (1994): Time series analysis. Princeton: Princeton Univers. Press.

Hinterstocker, M.; Salvamoser, S.; Roon, S. von; Berner, D.; Staats, J.; Bruce-Boye, C. (2015): Dynamische Korrektur der Lastprognose von Haushaltskunden mittels kurzzyklischer Smart-Meter-Daten. IEWT 2015. Online verfügbar unter https://www.ffegmbh.de/download/veroeffentlichungen/519_iewt15_mh_smartmeter/FfE_mh_last_hh_sm_iewt2015_lang.pdf, zuletzt geprüft am 27.02.2017.

Hong, Tao; Fan, Shu (2016): Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review. In: *International Journal of Forecasting* 32 (3), S. 914–938.

Koderhold, Michael (2014): Analyse von gemessenen Haushalts- und Gerätelastgängen. Hg. v. Technische Universität Wien. Technische Universität Wien, Institut für Energiesysteme und Elektrische Antriebe. Wien.

Lugeder, Christoph (2013): Lastverschiebungspotenzial in Privaten Haushalten. Hg. v. Forschungsstelle für Energiewirtschaft e.V. (FfE). München.

Mishra, S. (2008): Short term load forecasting using computational intelligence methods. M.S. thesis. National Institute of Technology, Rourkela, India. Dept. Electronics and Comm. Eng.

Mohandes, M. (2002): Support vector machines for short-term electrical load forecasting. In: *International Journal of Energy Research* (26), S. 335–345.

Möller, C. (2010): Balancing energy in the German market design. Ph. D. dissertation. Univ. Karlsruhe, Karlsruhe, Germany. Dept. Econ. Sc. Online verfügbar unter http://d-nb.info/1005589798/34, zuletzt geprüft am 21.06.2016.

Papaefthymiou, G.; Klöckl, B. (2008): MCMC for wind power simulation. In: *IEEE Transactions on Energy Conversion* 2008 (23), S. 234–240.

Prior, Dirk (1997): Nachbildung der Energiebedarfsstruktur der privaten Haushalte - Werkzeug zur Bewertung von Energiesparmaßnahmen. Hg. v. Verband Deutscher Ingenieure (VDI). Düsseldorf (Fortschr.-Ber. VDI Reihe 6, 379).

Reis, A. J. R.; da Silva, A. P. A. (2005): Feature extraction via multiresolution analysis for short-term load forecasting. In: *IEEE Transactions on Power Systems* (20), S. 189–198.

Salvamoser, S. (2015): Optimization of the schedule forecast for the procurement of electrical energy by use of dynamic adaption using smart meter data. M.S. thesis. Univ. Munich, Munich, Germany. Dept. Elect. Eng. and Inf. Techn.

Schott, Paul (2015): Analyse von Smart Meter Daten. Hg. v. Forschungsgesellschaft für Energiewirtschaft mbH. München.

Schott, Paul (2016): Bewertung des DSM-Potenzials von Haushalten auf Basis realer Lastgänge. Master's Thesis. Technische Universität München, München. Lehrstuhl für Energiewirtschaft und Anwendungstechnik.

Staats, J.; Bruce-Boye, C.; Weirich, T.; Watts, D. (2015, 2016): Probabilistic Approach to Very Short Term Residential Load Forecasting based on Conditional Expectation. In: *Eingereicht am 13.12.2015 zur Veröffentlichung bei IEEE Transactions on Power Systems und eingereicht am 26.7.2016 zur Veröffentlichung im International Journal of Forecasting*.

Staats, J.; Bruce-Boye, C.; Weirich, T.; Watts, D. (2017): Markov chain based very short term load forecasting realizing conditional expectation. In: *eingereicht zum International ETG Congress 2017, Bonn*.

Stadtwerke Norderstedt (2016a): GEZEITENSTROM – DER ANPASSUNGSFÄHIGE FÜR STROMMANAGER. Hg. v. Stadtwerke Norderstedt. Stadtwerke Norderstedt. Norderstedt. Online verfügbar unter http://www.stadtwerke-norderstedt.de/privatkunden/strom/gezeitenstrom/, zuletzt geprüft am 19.09.2016.

Stadtwerke Norderstedt (2016b): TARIF Z – GRUNDVERSORGUNGSTARIF MIT DOPPELTARIFZÄHLER. Hg. v. Stadtwerke Norderstedt. Stadtwerke Norderstedt. Norderstedt. Online verfügbar unter http://www.stadtwerke-norderstedt.de/privatkunden/strom/grundversorgung/, zuletzt geprüft am 19.09.2016.

Statistisches Bundesamt (Hg.) (2016): Ausstattung mit Gebrauchsgütern - Ausstattung privater Haushalte mit Haushalts- und sonstigen Geräten nach Gebietsständen im Zeitvergleich. Statistisches Bundesamt. Online verfügbar unter https://www.destatis.de/DE/ZahlenFakten/GesellschaftStaat/EinkommenKonsumLebensbedingungen/AusstattungGebrauchsguetern/Tabellen/A_EVS_Haushaltsgeraete_Gebietsstaende.html, zuletzt geprüft am 20.06.2016.

Taieb, S. B.; Huser, R.; Hyndman, R. J.; Genton, M. G. (2016): Forecasting uncertainty in electricity smart meter data by boosting additive quantile regression. In: *IEEE Transactions on Smart Grid, PP* 2016 (99), S. 1–8.

Taylor, J. W. (2008): An evaluation of methods for very short-term load forecasting using minute-by-minute British data. In: *International Journal of Forecasting* 2008 (24), S. 645–658.

Taylor, J. W. (2010): Triple seasonal methods for short-term electricity demand forecasting. In: *European Journal of Operational Research* (204), S. 139–152.

Tzafestas, S.; Tzafestas, E. (2001): Computational intelligence techniques for short-term electric load forecasting. In: *Journal of Intelligent and Robotic Systems* (31), S. 7–68.

Vereinigte Stadtwerke Netz GmbH (2015): VDEW Standardlastprofile H0, G0-G6 und L0 bis L2. Hg. v. Vereinigte Stadtwerke Netz GmbH. Online verfügbar unter http://www.vereinigte-stadtwerke.de/sites/netz/files/content/downloads/VDEW_-SLP_Profile_Strom_VSG.xls, zuletzt geprüft am 16.06.2016.

Walter, G. (2008): Statistik I für Studierende der Soziologie und Nebenfachstudierende. Online verfügbar unter http://www.statistik.lmu.de/~walter/lehre/Stat1Soz_0809/material/Stat1Soz_0809_Skript-Teil3.pdf, zuletzt geprüft am 21.06.2016.

WEMAG Netz GmbH (2017): Standardlastprofile. Online verfügbar unter http://www.wemag-netz.de/export/sites/netz/zentrale_dokumente/SLP-Beschreibung_140401.pdf, zuletzt geprüft am 27.02.2017.