

Virtuelle Speicher als adaptierbare Verbrauchermodelle zur Lastprognose und Betriebsführung in Verteilnetzen

Simon Waczowicz¹, Stefan Klaiber², Peter Bretschneider²,
Irina Konotop³, Dirk Westermann³, Ralf Mikut¹

¹Karlsruher Institut für Technologie, Institut für Angewandte Informatik
E-Mail: {simon.waczowicz}{ralf.mikut}@kit.edu

²Fraunhofer IOSB, Institutsteil Angewandte Systemtechnik (AST)
E-Mail: {stefan.klaiber}{peter.bretschneider}@iosb-ast.fraunhofer.de

³Technische Universität Ilmenau, FG Elektrische Energieversorgung
E-Mail: {irina.konotop}{dirk.westermann}@tu-ilmenau.de

Zusammenfassung: Der Beitrag stellt ein neues Konzept zur Modellierung des Verbrauchsverhaltens von Haushaltsstromkunden als Reaktion auf verschiedene monetäre Anreizsignale vor. Der beeinflussbare Leistungsanteil eines Haushaltes wird dabei mithilfe eines parametrierbaren Modells des sogenannten virtuellen Speichers beschrieben. Die einzelnen Abschnitte geben schrittweise Auskunft über die Beschaffenheit des virtuellen Speichers, über den eingesetzten Datensatz und über die durchgeführte Parameterstudie.

1 Einführung

Die in Deutschland vereinbarte Energiewende macht umfangreiche und weitreichende Veränderungen im deutschen Energieversorgungssystem notwendig [1]. Die zentrale Rolle nimmt dabei die Integration großer Strommengen aus erneuerbaren Energiequellen („Windstrom“, „Solarstrom“) ein. Eine charakteristische Eigenschaft jener Energiequellen ist deren fluktuierende Einspeisung in das Stromnetz, was den Auf- und Ausbau von Stromspeichern (Pumpspeicherkraftwerke, Druckluftspeicherkraftwerke, usw.) und von Stromnetzen auf verschiedenen Spannungsebenen nach sich zieht. Außerdem eignet sich der verbraucherseitig beeinflussbare Leistungsanteil der Nieder- und Mittelspannungsebene, um eine bessere Kopplung zwischen Stromerzeugung und -verbrauch zu realisieren [2]. Die dafür notwendige Verbrauchsbeeinflussung mittels Steuer- (Demand Side Management, DSM) und Preissignalen (Demand Response, DR) erfordert die mathematische Modellierung des Verbrauchsverhaltens als Reaktion auf

Anreizsignale. Das große wirtschaftliche Potenzial von DSM- und DR-Programmen macht eine umfangreiche und detaillierte Untersuchung des Systemverhaltens unumgänglich.

Zur Klärung der Fragestellung wird eine Modell-Bibliothek mit systemtheoretisch motivierten, parametrierbaren nichtlinearen Differenzgleichungsmodellen aufgebaut, in welcher sich auch aus der Literatur bekannte Verbrauchermodelle (siehe Corradi [3], Dorini [4] oder Holtschneider [5]) wiederfinden. In einem neuen Modellierungsansatz wird der beeinflussbare Leistungsanteil der Verbraucher als virtueller Speicher aufgefasst. Anhand eines ausgewählten Datensatzes (*Olympic Peninsula Project* [6]) werden die Verbrauchermodelle der Modell-Bibliothek strukturell optimiert, parametriert und auf ihre Wirksamkeit getestet. Als Entwicklungs- und Simulationsumgebung dient die MATLAB Toolbox *Gait-CAD* [7] und das MATLAB Package MATPOWER [8].

Im folgenden Abschnitt soll das neue Konzept des virtuellen Speichers vorgestellt werden (Abschnitt 2). Die Wirksamkeit und Qualität des Demand Response Modells virtueller Speicher wird anhand eines ausgewählten Datensatzes beurteilt. Die Beschaffenheit der Daten aus dem *Olympic Peninsula Project* und entscheidende Datenvorverarbeitungsschritte werden in Abschnitt 3 diskutiert. Erste Validierungsergebnisse des Modellkonzeptes liefert Abschnitt 4. Dieses Konzeptpapier schließt mit einer Zusammenfassung (Abschnitt 5).

2 Virtueller Speicher

2.1 Motivation für die Entwicklung eines neuen Verbrauchermodells

In zahlreichen Fallstudien und Pilotversuchen konnte die Wirksamkeit von zeitvariablen Stromtarifen zur Veränderung des Verbrauchsverhaltens gezeigt werden (eTelligence [9], Intelliekon [10], Modellprojekt: Modellstadt Mannheim [11], RESIDENS Feldversuch [12]). Durch Verbrauchsanpassungen können Spitzenlasten in Haushalten reduziert und Lastkurven geglättet werden. Selbstverständlich sind auch Anwendungen im Industriebereich, wie Kälte- und Klimatisierungsanwendungen, existent, um Lastverlagerungspotenziale zu nutzen [13]. Koch [14] liefert dazu umfangreiche Untersuchungen zur Modellierung und Regelung großer Gruppen thermostatgeregelter Lasten, welche für Kühl- und Heizanwendungen zum Einsatz gebracht werden. Der Fokus dieser Arbeit richtet sich allerdings auf Verbrauchsanpassungen im Haushaltsbereich. Eine exakte quantitative

Angabe des Lastverlagerungspotenzials ist aufgrund der unterschiedlich gestalteten Rahmenbedingungen (Tarifizierung, Inhouse-Geräte) schwierig, typische Werte für eine Lastverlagerung im Sinne einer Spitzenlastreduktion liegen im Bereich von 2-4% bei einfachen zeitvariablen Stromtarifen (*Time-Of-Use*, TOU) und im Bereich von 20-30% bei komplexeren *Critical Peak Pricing*¹-Tarifen [13, 16].

Ein grundlegendes Verbrauchsverhalten als Reaktion auf verschiedene monetäre Anreizsignale ist in allen Studien auszumachen und lässt sich in folgenden Thesen zusammenfassen:

- Ein konstanter Strompreis setzt keine Anreize zur Änderung des Verbrauchsverhaltens bzw. zur Lastverlagerung (entspricht einem unbeeinflussten Stromverbrauch bzw. einer unbeeinflussten Lastkurve).
- Die Änderung des Verbrauchsverhaltens als Reaktion auf Anreizsignale zeigt sich hauptsächlich in der Verlagerung von Strommengen statt in der signifikanten Reduktion von Strommengen. D.h., dass der Stromverbrauch insgesamt fast nicht gesenkt, sondern tageszeitlich verschoben wird.
- Haushaltsstromkunden reagieren auf zeitvariable Stromtarife insofern, als sie manuell den Stromverbrauch hin zu Zeiten günstigen Strompreises verschieben (entspricht einem beeinflussten Stromverbrauch bzw. einer beeinflussten Lastkurve).
- Je nach Haushalt unterscheidet sich das Lastverlagerungspotenzial. Ein wesentlicher Teil des Verschiebepotenzials resultiert aus den großen Haushaltsgeräten wie Kühl-/Gefrierschrank, Wäschetrockner, Wasch- und Geschirrspülmaschine. Hinzu kommen Geräte zur elektrischen Wärmeerzeugung (Elektrospeicherheizung, Warmwasserbereiter, Wärmepumpe). In diesem Zusammenhang sind auch Klimageräte zu nennen [13].
- Aufgrund der geringen Durchdringung von Technologien, welche sich zur automatischen Lastverschiebung eignen, findet heute im Großteil der Haushalte keine automatische Lastverlagerung statt. Es ist zukünftig mit einer Erhöhung des Lastverlagerungspotenzials zu rechnen, wenn intelligente Geräte (z.B. Kühl-/Gefrierschränke) autonom innerhalb bestimmter Rahmenbedingungen über eine Lastverschiebung entscheiden und dieses Lastverlagerungspotenzial auch

¹Ein *Critical Peak Pricing*-Tarif kombiniert einen einfachen *Time-Of-Use*-Tarif mit besonders hohen *super-peak* Strompreisen an wenigen kritischen Tagen im Jahr [15].

in den Nachtstunden nutzen. In diesem Zusammenhang sollte auch unbedingt das intelligente Laden von batterieelektrischen Fahrzeugen als ein vielversprechendes DSM-Konzept erwähnt werden [17].

- Lastverlagerungen beschränken sich im Bereich von Haushaltsstromkunden auf einen Zeitraum von höchstens 24 Stunden [16].
- Die Unterscheidung in disponible und nicht-disponible Lasten führt dazu, dass zu jedem Tageszeitpunkt immer nur ein bestimmter Anteil der Gesamtlast verschiebbar ist.

2.2 Aufbau und Ladeverhalten des virtuellen Speichers

Aus dem beschriebenen Verhaltensmuster resultiert die Idee, das Verbrauchsverhalten mithilfe eines virtuellen Speichers qualitativ und quantitativ zu beschreiben. Zunächst wird der Aufbau und das Verhalten des virtuellen Speichers erläutert. Abschnitt 2 endet mit den methodischen Grundlagen für die mathematische Modellierung des Verbrauchsverhaltens als Reaktion auf Preisanreize.

Haushaltsstromkunden schalten elektrische Geräte an oder aus und daraus ergibt sich unmittelbar ein individuelles Last- bzw. Verbrauchsprofil. Wird nun die Gesamtheit aller elektrischen Haushaltsgeräte bzw. Verbraucher als *ein* Verbraucher² aufgefasst, kann das reale Verbrauchsverhalten im Haushalt mit einem Modell des virtuellen Speichers beschrieben werden. Der strukturelle Aufbau des virtuellen Speichers wird durch verschiedene Parameter, wie

- dem minimalen Füllstand des virtuellen Speichers $E_{VS,n,min}$,
- dem maximalen Füllstand des virtuellen Speichers $E_{VS,n,max}$ als Modell der maximal möglichen Lastverschiebung,
- dem Sollwert des Füllstandes des virtuellen Speichers $E_{VS,d,n,soll}[k]$ und
- der Speicherbe- bzw. -entladegeschwindigkeit $a_n[k]$

beschrieben, wobei die Indizes n und d für den aktuellen Haushalt bzw. den aktuellen Tag und k für den aktuellen Abtastzeitpunkt stehen. Die

²Es findet keine Klassifizierung der Haushaltsgeräte nach deren Steuerungsmöglichkeit wie in [16] statt.

Speicherbe-/entladegeschwindigkeit $a_n[k]$ und der Sollwert des Füllstandes des virtuellen Speichers $E_{VS,d,n,soll}[k]$ sind als variable Größen definiert, werden vorerst aber als zeitkonstante Größen betrachtet.

Das vorzeitige Einschalten von elektrischen Verbrauchern mit dem Ziel einer Lastverschiebung (vorzeitige Lasterhöhung) entspricht dem Beladen des virtuellen Speichers. Der spätere Verzicht auf den Betrieb von elektrischen Verbrauchern mit dem Ziel einer Lastverschiebung (spätere Lastabsenkung) bedingt das Entladen des virtuellen Speichers. Die Strategie eines Haushaltes wird so modelliert, dass bei fehlenden Anreizsignalen der Füllstand des virtuellen Speichers einen Sollwert anstrebt. Die Höhe des Sollwertes wird in ersten Untersuchungen so festgelegt, dass er für jeden Haushalt zeitkonstant ist und genau in der Mitte zwischen $E_{VS,n,min}$ und $E_{VS,n,max}$ liegt.

$$E_{VS,d,n,soll}[k] = E_{VS,n,soll} = E_{VS,n,min} + \frac{E_{VS,n,max} - E_{VS,n,min}}{2} \quad (1)$$

In der Aufsummation aller Verbraucher innerhalb eines Versorgungsgebietes entsteht ein aggregiertes Lastverschiebverhalten, das sich aus der Summe der einzelnen virtuellen Speicher erklären lässt und somit wiederum als virtueller Speicher (mit u.U. komplizierterer Struktur) beschreibbar ist.

2.3 Modellierung des realen Verbrauchsverhaltens als Reaktion auf Preisanreize

Nachdem in Abschnitt 2.2 der grundlegende Aufbau und das Ladeverhalten des virtuellen Speichers erläutert wurde, soll nun das reale Verbrauchsverhalten als Reaktion auf Anreizsignale beschrieben, d.h. modelliert, werden. Ein typisches Anreizsignal ist beispielsweise ein variabler Stromtarif, der aus mehreren Preisstufen besteht (schematisch dargestellt in Bild 1). Es ist zu erwarten, dass Haushaltsstromkunden ihren Stromverbrauch dahingehend steuern, dass in Zeiten hohen Strompreises tendenziell weniger elektrische Verbraucher angeschaltet sind. Umgekehrt erscheint aus ökonomischen Gesichtspunkten eine Erhöhung der Last in Zeiten mit niedrigem Strompreis sinnvoll. Ein derart von Anreizsignalen beeinflusstes Verbrauchs- und damit Lastverhalten $P_{d,n}[k]$ lässt sich folgendermaßen beschreiben:

$$\begin{aligned} P_{d,n}[k] &= P_{S,d,n}[k] + P_{R,d,n}[k] \\ &= P_{S,d,n}[k] + w_{d,n}[k] \cdot P_{R,d,n,max}[k], \end{aligned} \quad (2)$$

mit einem unbeeinflussten (z.T. rein theoretischen) Lastverhalten ohne Anreizsignal $P_{S,d,n}[k]$ und einer Änderung des Lastverhaltens $P_{R,d,n}[k]$,

verursacht durch das Anreizsignal. Dabei steht $w_{d,n}[k]$ für die individuelle Bereitschaft eines betrachteten Haushaltes zur Laständerung³.

In diesem Abschnitt soll nun das Modellkonzept des virtuellen Speichers vorgestellt werden, welches die Reaktion des Haushaltes $P_{R,d,n}[k]$ auf Anreizsignale, in Form von zukünftigen, bekannten oder geschätzten Strompreisen, modelliert.

Das Ladeverhalten des virtuellen Speichers (Beladen, Entladen, kein Be- bzw. Entladen) hängt grundsätzlich von zwei Faktoren ab, nämlich

1. der zukünftigen Entwicklung des Strompreises $p_{d,n}[k + k_h]$ im Beobachtungshorizont $\Delta t_h = K_h \cdot \Delta t_s$ mit $k_h = 1, \dots, K_h$ und
2. dem aktuellen Füllstand des virtuellen Speichers $E_{V,S,d,n}[k]$.

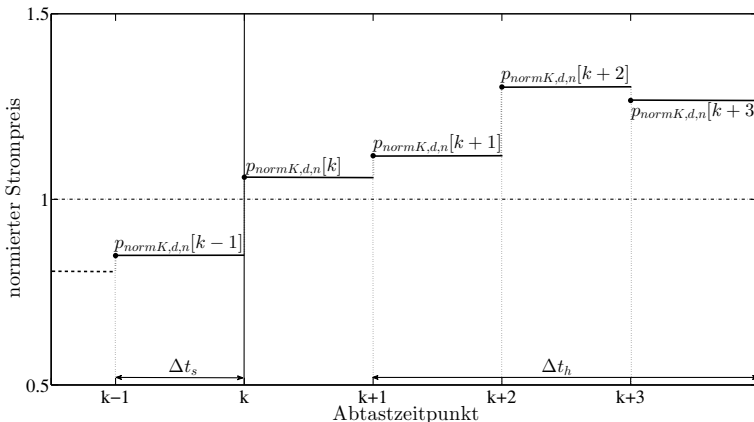


Bild 1: Schematische Darstellung eines normierten, variablen Stromtarifs mit einer Änderung des Strompreises für jeden Abtastzeitpunkt k : für die Beurteilung der Entwicklung des Strompreises ($p_{normK,d,n}[k + k_h]$ mit $k_h = 1, \dots, K_h$ und $K_h = 3$ im Beobachtungshorizont Δt_h) im Vergleich zum aktuellen Strompreis $p_{normK,d,n}[k]$ eignen sich diverse Bewertungsmaße (siehe Gleichungen (3) - (5))

Der erste Faktor meint den Vergleich des aktuellen Strompreises $p_{d,n}[k]$ mit dem Strompreis im Beobachtungshorizont, d.h. der Entwicklung des Strompreises⁴ für die nächsten K_h Abtastzeitpunkte. Es stehen unterschiedliche Maße für die Beurteilung der Entwicklung des Strompreises für die nächsten K_h Abtastzeitpunkte im Beobachtungshorizont Δt_h zur Verfügung:

³ $w_{d,n}[k]$ wird für alle hier gezeigten Untersuchungen konstant auf den Wert 1 gehalten.

⁴Mit der Entwicklung des Strompreises ist keinesfalls die Annahme über eine langfristige Entwicklung des Strompreises, wie beispielsweise in [16], gemeint.

- Höhe des Strompreises zum Abtastzeitpunkt $k + K_h$:

$$p_{d,n}[k + K_h] \quad (3)$$

- zeitlicher Mittelwert aller Werte des Strompreises im Beobachtungshorizont Δt_h zum Abtastzeitpunkt k :

$$\bar{p}_{d,n}[k] = M_{K_h}\{\mathbf{p}_{d,n}[k + k_h]\} = \frac{1}{K_h} \sum_{k_h=1}^{K_h} p_{d,n}[k + k_h] \quad (4)$$

- Zentralwert (Median) aller Werte des Strompreises im Beobachtungshorizont Δt_h , wobei es sich bei $p_{d,n}[k + 1], \dots, p_{d,n}[k + K_h]$ um eine geordnete Liste von K_h Werten des Strompreises handelt:

$$\tilde{p}_{d,n}[k + k_h] = \begin{cases} p_{d,n}[k + \frac{K_h+1}{2}] & , K_h \text{ ungerade} \\ \frac{1}{2}(p_{d,n}[k + \frac{K_h}{2}] + p_{d,n}[k + \frac{K_h}{2} + 1]) & , K_h \text{ gerade} \end{cases} \quad (5)$$

In Anlehnung an Corradi [3], Hammerstrom [6] und Nyeng [18] kann zudem ein wie in Gleichung (6) dargestellter normalisierter Strompreis $\rho_{d,n}[k]$ zur qualitativen und quantitativen Einordnung des aktuellen Strompreises dienen. $\rho_{d,n}[k]$ beschreibt die relative Erhöhung des aktuellen Strompreises $p_{d,n}[k]$ bezogen auf einen Referenzwert, in diesem Fall ist es der gleitende Mittelwert vergangener Strompreise $\bar{p}_{d,n}[k - k_h]$ (siehe Gleichung (7)). Es gilt zu beachten, dass hier der Beobachtungshorizont Δt_h in der Vergangenheit liegt.

$$\rho_{d,n}[k] = \frac{p_{d,n}[k]}{\bar{p}_{d,n}[k - k_h]} - 1 \quad (6)$$

$$\bar{p}_{d,n}[k] = \bar{p}_{d,n}[k - k_h] + \frac{\Delta t_s}{\Delta t_s + \tau} \cdot (p_{d,n}[k] - \bar{p}_{d,n}[k - k_h]) \quad (7)$$

Δt_s beschreibt die Abtastperiodendauer, τ meint die Dauer, mit der ein Strompreis $p_{d,n}[k]$ bei der Berechnung des gleitenden Mittelwertes $\bar{p}_{d,n}[k]$ relevant ist.

Unabhängig von den vorgestellten Lageparametern (absoluter Wert des Strompreises, Mittelwert zukünftiger Preise, Zentralwert zukünftiger Preise oder gleitender Mittelwert vergangener Preise) ist festzustellen, dass

hinsichtlich der Entwicklung des Strompreises drei Szenarien zu differenzieren sind: sinkender (\downarrow), konstanter (\rightarrow) oder steigender (\uparrow) Verlauf des Strompreises. In allen Untersuchungen, die im Rahmen dieser Arbeit vorgenommen werden, wird die Entwicklung des Strompreises mithilfe von Gleichung (4) ermittelt. Alle anderen Berechnungsvorschriften für die Entwicklung des Strompreises im Beobachtungshorizont gilt es in weiteren Studien vergleichend mit einzubeziehen.

Wie oben bereits erwähnt, ist neben der Entwicklung des Strompreises auch der aktuelle Füllstand des virtuellen Speichers $E_{VS,d,n}[k]$ für das Ladeverhalten des virtuellen Speichers von entscheidender Bedeutung. Da der virtuelle Speicher durch drei Füllstandsparameter beschrieben ist, kann der aktuelle Füllstand eindeutig einem der folgenden fünf Bereiche zugeordnet werden:

- Bereich *A*: der aktuelle Speicherfüllstand ist gleich dem minimalen Speicherfüllstand (es steht kein Lastverschiebepotenzial zur vorzeitigen Lastabsenkung mehr zur Verfügung)

$$E_{VS,d,n}[k] = E_{VS,n,min} \quad (8)$$

- Bereich *B*: der aktuelle Speicherfüllstand befindet sich zwischen dem minimalen und dem Soll-Füllstand

$$E_{VS,n,min} < E_{VS,d,n}[k] < E_{VS,n,soll} \quad (9)$$

- Bereich *C*: der aktuelle Speicherfüllstand ist gleich dem Soll-Füllstand des virtuellen Speichers

$$E_{VS,d,n}[k] = E_{VS,n,soll} \quad (10)$$

- Bereich *D*: der aktuelle Speicherfüllstand befindet sich zwischen dem Soll- und dem maximalen Füllstand

$$E_{VS,n,soll} < E_{VS,d,n}[k] < E_{VS,n,max} \quad (11)$$

- Bereich *E*: der aktuelle Speicherfüllstand ist gleich dem maximalen Speicherfüllstand (es steht kein Lastverschiebepotenzial zur vorzeitigen Lasterhöhung mehr zur Verfügung)

$$E_{VS,d,n}[k] = E_{VS,n,max} \quad (12)$$

Durch die Kombination der drei Preisszenarien mit den fünf Füllstandsbereichen ergeben sich 15 Fallunterscheidungen, welche in Tabelle 1 aufgeführt sind. In Tabelle 1 ist zudem die formelmäßige Beschreibung der einzelnen Handlungsstrategien je Füllstandsbereich und Szenario als ein System mit parametrierbaren nichtlinearen Differenzgleichungen zu erkennen. Die durch das Modell des virtuellen Speichers geschätzte Änderung der Last $\hat{P}_{R,d,n,max}[k]$ stellt sich als Produkt aus Laständerungsgeschwindigkeit und der Differenz von aktuellem Speicherfüllstand und einer Füllstandsgrenze dar.

Folgen einer Laständerung für den Speicherfüllstand des virtuellen Speichers

Es ist denkbar, dass die geschätzte maximale Laständerung $\hat{P}_{R,d,n,max}[k]$ bei falscher Wahl von $a_n[k]$, $E_{VS,n,min}$, $E_{VS,n,max}$ bzw. $E_{VS,d,n}[k]$ den Wert der realen, aktuellen Last betragsmäßig übersteigt. Aus diesem Grund muss folgende Nebenbedingung stets erfüllt sein:

$$\hat{P}_{R,d,n}[k] \leq P_{S,d,n}[k], \quad (13)$$

wobei $P_{S,d,n}[k]$ die reale (unbeeinflusste) Last des n -ten Haushaltes am d -ten Tag zum Abtastzeitpunkt k ist.

Die Änderung der Last bewirkt eine Erhöhung bzw. Erniedrigung des aktuellen Füllstandes des virtuellen Speichers $E_{VS,d,n}[k]$. Der Füllstand von einem Abtastzeitpunkt zum nächsten Abtastzeitpunkt ändert sich wie folgt:

$$\begin{aligned} E_{VS,d,n}[k+1] &= E_{VS,d,n}[k] + \hat{P}_{R,d,n}[k] \cdot \Delta t_s \\ &= E_{VS,d,n}[k] + w_{d,n}[k] \cdot \hat{P}_{R,d,n,max}[k] \cdot \Delta t_s \end{aligned} \quad (14)$$

Das grundlegende Verhalten des Speicherfüllstandes lässt sich abschließend folgendermaßen beschreiben:

- Das vorgezogene Einschalten von elektrischen Verbrauchern bzw. die Erhöhung der Last ($\hat{P}_{R,d,n}[k] > 0$) bewirkt das Füllen des virtuellen Speichers ($E_{VS,d,n}[k] < E_{VS,d,n}[k+1]$).
- Keine Änderung des Verbrauchs bzw. der Last ($\hat{P}_{R,d,n}[k] = 0$) hat auch keine Änderung des Speicherfüllstandes zur Folge ($E_{VS,d,n}[k] = E_{VS,d,n}[k+1]$).
- Das Abschalten elektrischer Lasten bzw. die Lastabsenkung ($\hat{P}_{R,d,n}[k] < 0$) führt zum Entleeren des virtuellen Speichers ($E_{VS,d,n}[k] > E_{VS,d,n}[k+1]$).

Füll- stand	Strom- preis	Handlungsstrategie, Gleichung
A	↓	kein Be-/Entladen $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = 0$
A	→	Beladen auf Soll-Füllstand $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = a_n[k] \cdot (E_{VS,n,soll} - E_{VS,d,n}[k])$
A	↑	Beladen auf maximalen Füllstand $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = a_n[k] \cdot (E_{VS,n,max} - E_{VS,d,n}[k])$
B	↓	Entladen auf minimalen Füllstand $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = -a_n[k] \cdot (E_{VS,d,n}[k] - E_{VS,n,min})$
B	→	Beladen auf Soll-Füllstand $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = a_n[k] \cdot (E_{VS,n,soll} - E_{VS,d,n}[k])$
B	↑	Beladen auf maximalen Füllstand $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = a_n[k] \cdot (E_{VS,n,max} - E_{VS,d,n}[k])$
C	↓	Entladen auf minimalen Füllstand $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = -a_n[k] \cdot (E_{VS,d,n}[k] - E_{VS,n,min})$
C	→	kein Be-/Entladen $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = 0$
C	↑	Beladen auf maximalen Füllstand $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = a_n[k] \cdot (E_{VS,n,max} - E_{VS,d,n}[k])$
D	↓	Entladen auf minimalen Füllstand $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = -a_n[k] \cdot (E_{VS,d,n}[k] - E_{VS,n,min})$
D	→	Entladen auf Soll-Füllstand $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = -a_n[k] \cdot (E_{VS,d,n}[k] - E_{VS,n,soll})$
D	↑	Beladen auf maximalen Füllstand $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = a_n[k] \cdot (E_{VS,n,max} - E_{VS,d,n}[k])$
E	↓	Entladen auf minimalen Füllstand $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = -a_n[k] \cdot (E_{VS,d,n}[k] - E_{VS,n,min})$
E	→	Entladen auf Soll-Füllstand $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = -a_n[k] \cdot (E_{VS,d,n}[k] - E_{VS,n,soll})$
E	↑	kein Be-/Entladen $\hat{P}_{R,d,n,max}[k] = 0$

Tabelle 1: Kombination der Füllstandsbereiche mit den unterschiedlichen Entwicklungen des Strompreises führt zu 15 Fallunterscheidungen; $\hat{P}_{R,d,n,max}[k]$ ist die Modellschätzung der maximal möglichen Änderung der Last des n -ten Haushaltes zum Abtastzeitpunkt k am d -ten Tag

Bewertung der Modellqualität

Zur Bewertung des Modellverhaltens und der Modellgüte eignen sich verschiedene Bewertungsmaße. Der Modellfehler Q_{RMSE} (*Root Mean Square Error*) ist für die Auswertung der Parameterstudie (siehe Abschnitt 4) von großer Bedeutung und ist als Wurzel der mittleren quadratischen Abweichung zwischen beeinflusster Last $P_{d,n}[k]$ und der Modellschätzung der beeinflussten Last $\hat{P}_{d,n}[k]$ definiert (Gleichung (15)). Je geringer der Wert für Q_{RMSE} , desto besser beschreibt das Modell das reale Verbrauchsverhalten als Reaktion auf Anreizsignale.

$$Q_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{K} \cdot \sum_{k=1}^K (P_{d,n}[k] - \hat{P}_{d,n}[k])^2} \quad (15)$$

Als weiteres wichtiges Bewertungsmaß wird die Kostenersparnis eingeführt, welche möglicherweise mit der Benutzung des variablen Stromtarifs einhergeht. Die Tagesstromkosten des n -ten Haushaltes am d -ten Tag bei Verwendung eines zeitkonstanten Stromtarifs p_S (Strompreis, der zu einem unbeeinflussten Verbrauchsverhalten führt) ist wie folgt beschrieben:

$$C_{S,d,n} = \sum_{k=1}^K p_S \cdot (P_{S,d,n}[k] + P_{R,d,n}[k]) \cdot \Delta t_s, \quad (16)$$

mit $P_{R,d,n}[k] = 0$

Bei Benutzung des zeitvariablen Stromtarifs $p_{d,n}[k]$ (Strompreis, der zu einem beeinflussten Verbrauchsverhalten führt) kommt es infolge von tageszeitlichen Schwankungen des Strompreises zu einem beeinflussten Stromverbrauch, der sich signifikant vom unbeeinflussten Stromverbrauch unterscheidet (siehe Bild 3). Die Tagesstromkosten des n -ten Haushaltes am d -ten Tag berechnen sich für diesen Fall gemäß Gleichung (17):

$$C_{d,n} = \sum_{k=1}^K p_{d,n}[k-1] \cdot (P_{S,d,n}[k] + P_{R,d,n}[k]) \cdot \Delta t_s, \quad (17)$$

wobei die reale Laständerung $P_{R,d,n}[k]$ in bestimmten Fällen unbekannt ist und folglich durch die Schätzung der Laständerung $\hat{P}_{R,d,n}[k]$ ersetzt werden muss (siehe Gleichung (23)). Aus Gleichung (16) und (17) ergibt sich die Kosteneinsparung des n -ten Haushaltes am d -ten Tag:

$$C_{R,d,n} = C_{S,d,n} - C_{d,n} \quad (18)$$

Das Konzept des virtuellen Speichers zur Modellierung des Verbrauchsverhaltens als Reaktion auf Anreizsignale wurde nun hinreichend beschrieben. Die Wirksamkeit des Modells soll in Abschnitt 4 anhand erster Ergebnisse diskutiert werden. Zuvor wird in Abschnitt 3 der Lern- und Testdatensatz vorgestellt.

3 Datensatz

Nachdem in Abschnitt 2 geklärt wurde, welchen strukturellen Aufbau und Beschaffenheit die Verbrauchermodelle besitzen, folgt nun eine Beschreibung des Datensatzes, anhand dessen die einzelnen Verbrauchermodelle strukturell optimiert und parametrisiert werden. Außerdem werden relevante Schritte der Datenvorverarbeitung vorgestellt.

Der ausgewählte Datensatz stammt aus dem *Olympic Peninsula Project*⁵ [6], welches zeigen sollte, in welchem Ausmaß der Stromverbrauch einzelner Haushalte durch veränderliche Strompreise beeinflusst werden kann. Bild 2 verdeutlicht das unterschiedliche Verbrauchsverhalten eines ausgewählten Haushaltes an Werk- und Wochenendtagen. Insgesamt nahmen 112 Haushalte im Zeitraum von April 2006 bis März 2007 an der Feldstudie teil. Die Haushalte wurden zu gleichen Teilen in folgende vier Tarifgruppen eingeteilt:

- *time-of-use* (TOU) - Gruppe: Verhalten von Verbrauchern bzgl. zeitvariabler Tarife (*on-/off-peak price*)
- *fixed price* (FIXED) - Gruppe: konstanter Strompreis
- *real-time price* (RTP) - Gruppe: Verhalten von Verbrauchern bzgl. Echtzeit-Elektrizitätspreisen (dynamische Tarife)
- *control* (CTRL)⁶ - Gruppe: Kontrollgruppe als Vergleich

Die zur Verfügung stehenden Rohdaten aus dem *Olympic Peninsula Project* müssen vor der eigentlichen Datenanalyse den wichtigen Schritt der Datenvorverarbeitung durchlaufen. Fehlende Abtastzeitpunkte werden durch geeignete Ersatzwerte (Interpolation zwischen vorangegangenem und nachfolgendem Wert) ersetzt. Die Stromverbrauchskurven der unterschiedlichen

⁵Download der Datensätze unter <https://svn.pnl.gov/olypen>

⁶Die CTRL-Gruppe eignet sich aufgrund der sehr schlechter Datenqualität nicht zur Datenanalyse und wird im folgenden vernachlässigt.

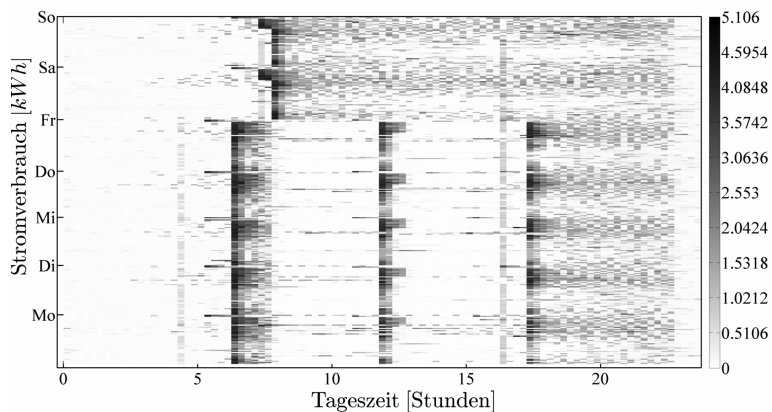


Bild 2: Heatmap: Darstellung des Stromverbrauchs eines ausgewählten Haushaltes in Abhängigkeit der Tageszeit und des Wochentages. Die Homogenität der Stromverbrauchs-kurven an Werktagen ist ebenso deutlich zu erkennen wie die Inhomogenität zwischen den Verbräuchen an Werk- und Wochenendtagen.

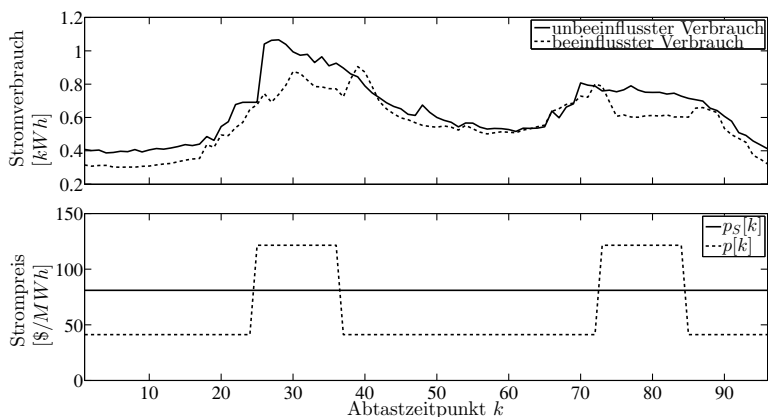


Bild 3: a.) (oben) Gemittelte Tageskurven des beeinflussten ($\bar{P}[k]$) und unbeeinflussten ($\bar{P}_S[k]$) Stromverbrauchs ausgewählter Haushalte, b.) (unten) Strompreise, die zu obigem Verbrauchsverhalten führen

Haushalte unterscheiden sich stark hinsichtlich des minimalen und maximalen Absolutwertes des Stromverbrauchs. Um Haushalte innerhalb einer Tarifgruppe, aber auch zwischen den vier Tarifgruppen vergleichen zu können, ist eine Normierung des Stromverbrauchs auf den mittleren Stromverbrauch aller Haushalte einer Tarifgruppe ratsam. Die über alle Verbraucher einer Tarifgruppe gemittelten und normierten Verbrauchs-/Lastdaten werden mit dem Index $normK$ gekennzeichnet. So ist z.B. der gemittelte und normierte Tagesverlauf der Last $\bar{P}_{normK}[k]$ für alle N Haushalte einer Tarifgruppe und für alle D gültigen Tage⁷ wie folgt definiert:

$$\begin{aligned}\bar{P}_{normK}[k] &= M_d\{M_n\{P_{normK,d,n}[k]\}\} \\ &= M_d\{M_n\{\frac{P_{d,n}[k]}{M_k\{P_{d,n}[k]\}}\}\}\end{aligned}\quad (19)$$

mit

$$M_k\{\dots\} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \dots \quad (20)$$

$$M_d\{\dots\} = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \dots \quad (21)$$

$$M_n\{\dots\} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \dots \quad (22)$$

$M_k\{\dots\}$, $M_d\{\dots\}$ und $M_n\{\dots\}$ stellen dabei lineare Mittelungsoperatoren dar. In zukünftigen Untersuchungen sollen auch andere Normierungskonzepte berücksichtigt und beurteilt werden.

Die Daten aus dem *Olympic Peninsula Project* liegen als Rohdaten in Form von *.txt-Dateien bzw. *.csv-Tabellen vor. Für die in Abschnitt 4 beschriebene Parameterstudie müssen die Daten als *Gait-CAD*-Projektdateien (*.prjz) vorhanden sein. Aus diesem Grund werden die Rohdaten in MATLAB importiert, vorverarbeitet und anschließend

- Projektdateien mit Tageskurven der Stromverbräuche/-preise und
- Projektdateien mit Jahreskurven der Stromverbräuche/-preise

erzeugt.

⁷Mit gültigen Tageskurven sind Tageskurven ohne Zeitlücken bzw. ohne fehlende Abtastzeitpunkte gemeint. Die gültigen Tage wurden im Zuge der Datenvorverarbeitung identifiziert. Die gleiche Vorgehensweise wurde bei allen Verbrauchsgruppen angewandt.

4 Parameterstudie

In Abschnitt 4 soll das vorgestellte Modellkonzept des virtuellen Speichers angewandt und anhand des Datensatzes aus dem *Olympic Peninsula Project* getestet werden. Zunächst wird das Verbrauchsverhalten der TOU-Gruppe aus dem Datensatz des *Olympic Peninsula Projects* als Reaktion auf Preisreize beschrieben.

Verbrauchsverhalten als Reaktion auf TOU-Tarif

In Abschnitt 4 wird nun, mithilfe des Modells eines virtuellen Speichers, das reale Verbrauchsverhalten als Reaktion auf einen zeitvariablen Stromtarif beschrieben. Als Datengrundlage dient ein Teilprojekt mit den normierten mittleren Tagesverbräuchen und Strompreisen der TOU- und FIXED-Gruppe. Die FIXED-Gruppe als eine der vier Verbrauchsgruppen aus dem *Olympic Peninsula Project* kann als Vergleichsgruppe mit unbeeinflusstem Stromverbrauch bewertet werden. Der Strompreis für die Haushalte der FIXED-Gruppe ist über die gesamte Projektdauer konstant und beträgt $p_S = \$81/MWh$. Entsprechend kann der normierte, mittlere Stromverbrauch aller gültigen Tageskurven der Haushalte der FIXED-Gruppe als unbeeinflusster Stromverbrauch ($\bar{P}_{S,normK}[k] \cdot \Delta t_s$) betrachtet werden, da die Stromkunden durch diesen Tarif keinen Anreiz zur Laständerung/-verschiebung bekommen.

Der Stromtarif der TOU-Gruppe zeichnet sich dadurch aus, dass zweimal täglich ein dreistündiger *on-peak*-Strompreis von $p = \$121.5/MWh$ als Preisreiz an die Stromkunden übermittelt wird. Der normale, sprich *off-peak*-, Strompreis liegt bei $p = \$41.19/MWh$. Der normierte, mittlere Stromverbrauch aller Haushalte der TOU-Gruppe ist als ein beeinflusstes Verbrauchsverhalten ($\hat{P}_{normK}[k] \cdot \Delta t_s$) aufzufassen. Der Preisreiz des TOU-Tarifs führt zu einer Lastverschiebung und Anpassung des Verbrauchsverhaltens (vgl. Gleichung (2)). Die Änderung der Last (allgemein: $P_{R,d,n}[k]$, hier: $\hat{P}_{R,normK}[k]$) soll nun durch das Modell des virtuellen Speichers geschätzt ($\hat{\hat{P}}_{R,normK}[k]$) werden und daraus die neue beeinflusste Last wie in Gleichung (23) berechnet werden.

$$\begin{aligned}\hat{\hat{P}}_{normK}[k] &= \bar{P}_{S,normK}[k] + \hat{\hat{P}}_{R,normK}[k] \\ &= \bar{P}_{S,normK}[k] + w_{d,n}[k] \cdot \hat{\hat{P}}_{R,normK,max}[k]\end{aligned}\quad (23)$$

Anschließend erfolgt die Bewertung der Modellschätzung mithilfe der in Gleichung (15) und (18) vorgestellten Bewertungsmaße.

Wie in Abschnitt 2 bereits diskutiert, besteht das Modell des virtuellen Speichers strukturell aus zahlreichen Parametern, wie K_h , $a_n[k]$, $E_{VS,d,n,soll}[k]$, $E_{VS,n,min}$ oder $E_{VS,n,max}$. In dieser Arbeit werden jedoch nur die Modellparameter K_h , $a_n[k]$ und $E_{VS,n,max}$ in einem bestimmten, vorgegebenen Parameterbereich variiert. Tabelle 2 verdeutlicht den Variationsbereich der betrachteten Parameter und gibt die besten Konfigurationen im Sinne des geringsten Modellfehlers gemäß Gleichung (15) bzw. der größten Kosteneinsparung gemäß Gleichung (18) wieder.

Variationsbereich	Beste Konfiguration hstl. Modellfehler	Beste Konfiguration hstl. Kosteneinsparung
$1 \leq K_h \leq 24$	$K_h = 12$	$K_h = 7$
$0 \leq a_n[k] \leq 1$	$a_n[k] = a = 0.3$	$a_n[k] = a = 1.0$
$1 \leq E_{VS,max} \leq 8$	$E_{VS,max} = 3$	$E_{VS,max} = 8$

Tabelle 2: Variationsbereich der unterschiedlichen Parameter für die Parameterstudie zum Verbrauchsverhalten als Reaktion auf TOU-Tarif, inklusive der Konfigurationen der besten Modelle hinsichtlich minimalem Modellfehler bzw. größter Kosteneinsparung

Beispielhaft wird das geschätzte Verbrauchsverhalten (MODEL) für zwei ausgewählte Parameterkonfigurationen in Bild 4 dargestellt. Im unteren Teilbild 4b ist eine deutlich bessere Modellschätzung des beeinflussten Verbrauchsverhaltens zu erkennen als im obigen Teilbild 4a. Ungefähr 21.3% der realen Abweichung zwischen FIXED- und TOU-Kurve lassen sich durch das Modell des virtuellen Speichers und mit der derzeitigen Modellstruktur und der besten Parameterkonfiguration beschreiben.

Die grau hinterlegten Bereiche markieren die Zeitbereiche mit hohem Strompreis. Das Modell mit der Parameterkonfiguration $K_h = 12$, $a = 0.3$ und $E_{VS,max} = 3$ zeigt in diesen Bereichen eine signifikante Lastabsenkung. Vor und hinter den grauen Bereichen ist das „Bedürfnis“ des virtuellen Speichers hoch, die Last zu erhöhen und den Speicher zu füllen. Im Bereich mit hohem Strompreis bei $73 \leq k \leq 84$ ist das geschätzte Verbrauchsverhalten (MODEL) dem realen Verbrauchsverhalten (TOU) sehr ähnlich. Das Modell ist in diesem Bereich in der Lage, das reale Verbrauchsverhalten gut abzubilden. Dagegen ist die starke reale Last-/Verbrauchsreduktion im Bereich $25 \leq k \leq 36$ nur unzureichend durch das Modell beschrieben.

Eine Erhöhung der Speichergöße von $E_{VS,max} = 3$ auf $E_{VS,max} = 8$ bei sonst gleich bleibender Parameterkonfiguration führt dazu, dass es im vorderen Bereich ($25 \leq k \leq 36$) zu einer besseren Modellschätzung der

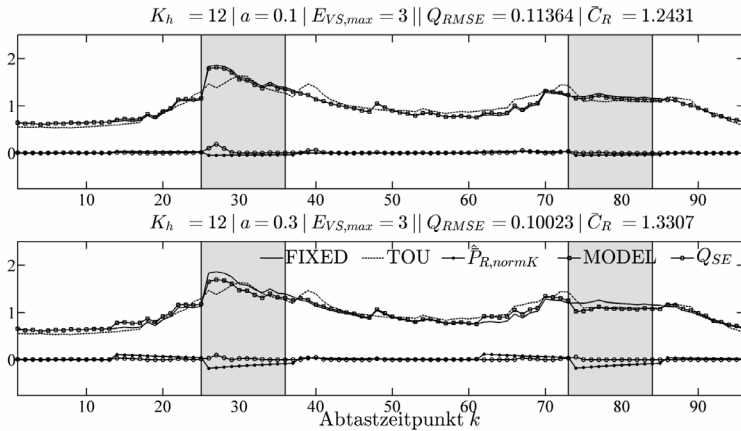


Bild 4: Darstellung des Modellverhaltens als Reaktion auf TOU-Tarif für zwei ausgewählte Konfigurationen des Modells: a.) (oben) $K_h = 12, a = 0.1, EV_{S,max} = 3$, b.) (unten) $K_h = 12, a = 0.3, EV_{S,max} = 3$. Normierte, mittlere Tageskurven des unbeeinflussten (FIXED-Gruppe) und beeinflussten Stromverbrauchs (TOU-Gruppe), inklusive der Schätzung der Änderung des Stromverbrauchs und der daraus resultierenden Modellschätzung des beeinflussten Stromverbrauchs (MODEL). Je Abtastzeitpunkt k ist zudem die quadratische Abweichung Q_{SE} zwischen der MODEL- und TOU-Kurve abgebildet.

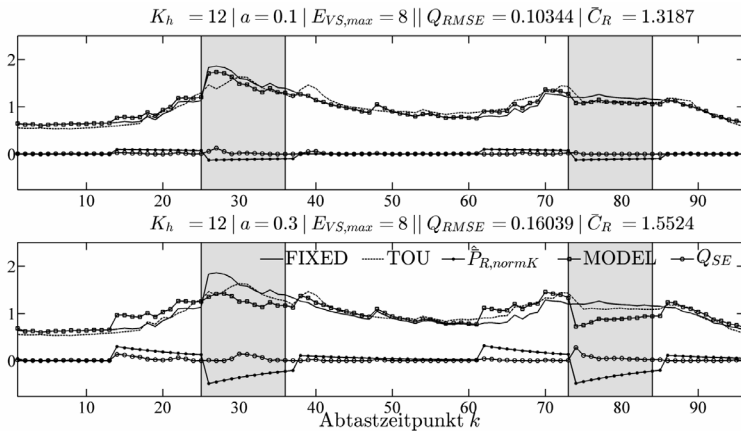


Bild 5: Darstellung des Modellverhaltens als Reaktion auf TOU-Tarif für zwei ausgewählte Konfigurationen des Modells: a.) (oben) $K_h = 12, a = 0.1, EV_{S,max} = 8$, b.) (unten) $K_h = 12, a = 0.3, EV_{S,max} = 8$. Erhöhte Größe des virtuellen Speichers $EV_{S,max}$ im Vergleich zu Bild 4.

Lastabsenkung kommt (siehe Bild 5b). Liegt der Fokus auf dem hinteren Zeitbereich ($73 \leq k \leq 84$), ist allerdings eine Überkompensation/-schätzung durch das Modell auszumachen. Das beste Modell mit der Parameterkonfiguration $K_h = 12$, $a = 0.3$ und $E_{VS,max} = 3$ stellt somit einen Kompromiss zwischen guter Modellschätzung des realen Verbrauchsverhaltens insgesamt und lokal geringer Modellüber- bzw. -unterschätzung dar. Mit einer weiteren Verbesserung der Modelle ist zu rechnen, wenn der Parameter $w_{d,n}[k]$ als tageszeitabhängige Größe mit in die Berechnung einfließt, um lokale Modellüber- bzw. -unterschätzungen zu kompensieren. In weiterführenden Parameterstudien soll dieser Sachverhalt untersucht werden.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Der vorliegende Beitrag stellt ein neues Konzept zur Modellierung des Verbrauchsverhaltens (auf Haushaltsebene) als Reaktion auf Anreizsignale vor. Eine ausführliche Beschreibung des strukturellen Aufbaus des *Gray-Box*-Modells wird in Abschnitt 2 vorgenommen. Der eingesetzte Lern- und Testdatensatz findet ebenso Erwähnung wie ausgewählte Vorverarbeitungsschritte (Abschnitt 3). Die Ergebnisse der durchgeführten Parameterstudie in Abschnitt 4 erlauben erste qualitative Aussagen über die Leistungsfähigkeit des neuen Modellkonzeptes.

Eine systemtechnische Einordnung des *Gray-Box*-Modells als ein mögliches Verbrauchermodell gelingt in [19] (siehe Box „Modell Verbraucher“ in Abbildung 3). Hier sollen auf Grundlage von historischen Verbrauchsdaten beim Netzbetreiber Prognosemodelle (*Black-Box*-Modelle) für beeinflusstes und unbeeinflusstes Verbrauchsverhalten gebildet werden.

Das neu entwickelte Konzept des virtuellen Speichers beschreibt ein Modell, welches in seinem strukturellen Aufbau und seinem grundlegenden (Lade-) Verhalten intuitiv zu verstehen ist. Die Herausforderung besteht in der richtigen Wahl der Parameter. Lokale Modellüber- bzw. -unterschätzungen machen detailliertere Untersuchungen und eine mögliche Anpassung bzw. Erweiterung der Modellstruktur erforderlich. Ein weiterer wichtiger Schritt ist die Anwendung des Modells an Daten, die das Verbrauchsverhalten bzgl. Echtzeit-Elektrizitätspreisen berücksichtigen (RTP-Gruppe).

Ferner gilt es, Algorithmen zur Online-Identifikation der Parameter aus realen Last- und Preiskurven zu entwickeln. Aufgrund datenschutzrechtlicher Restriktion konnten die neu entwickelten Verbrauchermodelle lediglich auf einem Datensatz angewendet werden. Sofern weitere verfü-

und verwendbar sind, ist das neue Modellkonzept auf diese (insbesondere europäische) Datensätze anzuwenden. Des Weiteren hat der kontinuierliche Aufbau der Modellbibliothek, wie in Abschnitt 1 beschrieben, eine wesentliche Bedeutung. Zur Untersuchung verschiedener Szenarien zur zukünftigen Netzbetriebsführung ist eine Integration der neuen adaptierbaren Verbrauchermodelle in ein Netzsimulationssystem auf Basis von MATLAB MATPOWER [8] notwendig.

Der Dank der Autoren gilt der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG), die diesen Beitrag im Rahmen eines Forschungsprojektes (MI 1315/2-1) ermöglicht hat.

Literatur

- [1] Dena: dena-Netzstudie II - Integration erneuerbarer Energien in die deutsche Stromversorgung im Zeitraum 2015 - 2020 mit Ausblick 2025. Techn. Ber., Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena). 2010.
- [2] Arnoldt, A.; Warweg, O.; Frenzel, S.; Werner, M.; Bretschneider, P.: Analyse des Einflusses vom Demand Response RESIDENS Feldversuch auf das Kundenlastverhalten. In: *VDE-Kongress 2012*. VDE VERLAG GmbH. 2012.
- [3] Corradi, O.; Ochsenfeld, H.; Madsen, H.; Pinson, P.: Controlling Electricity Consumption by Forecasting its Response to Varying Prices. *IEEE Transactions on Power Systems* 28 (2013) 1, S. 421–429.
- [4] Dorini, G.; Pinson, P.; Madsen, H.: Chance-Constrained Optimization of Demand Response to Price Signals. In: *IEEE Transactions on Smart Grid*, Nr. 99. 2013.
- [5] Holtschneider, T.; Erlich, I.: Modeling demand response of consumers to incentives using fuzzy systems. In: *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, S. 1–8. IEEE. 2012.
- [6] Hammerstrom, D.; Ambrosio, R.; Brous, J.; Carlon, T.; Chassin, D.; DeStee-se, J.; Guttromson, R.; Horst, G.; Järvegren, O.; Kajfasz, R.; et al.: Pacific Northwest GridWise Testbed Demonstration Projects. *Part I. Olympic Peninsula Project* (2007).
- [7] Mikut, R.; Burmeister, O.; Braun, S.; Reischl, M.: The Open Source Matlab Toolbox Gait-CAD and its Application to Bioelectric Signal Processing. In: *Proc., DGBMT-Workshop Biosignalverarbeitung, Potsdam*, S. 109–111. 2008.
- [8] Zimmerman, R.; Murillo-Sánchez, C.; Thomas, R.: MATPOWER: Steady-State Operations, Planning, and Analysis Tools for Power Systems Research and Education. *IEEE Transactions on Power Systems* 26 (2011) 1, S. 12–19.

- [9] eTelligence: Abschlussbericht eTelligence. Techn. Ber., EWE AG. 2012.
- [10] Intelliekon: Nachhaltiger Energiekonsum von Haushalten durch intelligente Zähler-, Kommunikations- und Tarifsysteme. Techn. Ber., Forschungsprojekt gefördert durch das deutsche Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF). url: <http://www.intelliekon.de/>. 2011.
- [11] moma: Modellstadt Mannheim – Evaluation der Feldtests und Simulationen, Endbericht. Techn. Ber. 2013.
- [12] Ifland, M.; Exner, N.; Westermann, D.: Influencing domestic customers' market behavior with time flexible tariffs. In: *3rd IEEE PES International Conference and Exhibition on Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Europe)*, S. 1–7. 2012.
- [13] Klobasa, M.: *Dynamische Simulation eines Lastmanagements und Integration von Windenergie in ein Elektrizitätsnetz auf Landesebene unter regelungstechnischen und Kostengesichtspunkten*. Dissertation, ETH Zürich. 2007.
- [14] Koch, S.: *Demand Response Methods for Ancillary Services and Renewable Energy Integration in Electric Power Systems*. Dissertation, ETH Zürich. 2012.
- [15] MIT: The Future of the Electric Grid. Techn. Ber., Massachusetts Institute of Technology (MIT). 2011.
- [16] Ernst & Young: Kosten-Nutzen-Analyse für einen flächendeckenden Einsatz intelligenter Zähler. Techn. Ber., Ernst & Young GmbH. 2013.
- [17] Mültin, M.; Allerdig, F.; Schmeck, H.: Integration of Electric Vehicles in Smart Homes - An ICT-based Solution for V2G Scenarios. In: *Proceedings of the IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies, Washington D.C., USA*. 2012.
- [18] Nyeng, P.; Ostergaard, J.: Information and Communications Systems for Control-by-Price of Distributed Energy Resources and Flexible Demand. *IEEE Transactions on Smart Grid* 2 (2011) 2, S. 334–341.
- [19] Klaiber, S.; Bretschneider, P.; Waczowicz, S.; Mikut, R.; Konotop, I.; Westermann, D.: Intelligente Prognoseverfahren für unbeeinflusstes Verbraucherverhalten in Energiesystemen. In: *Proceedings. 23. Workshop Computational Intelligence, Dortmund, 5.-6. Dezember 2013*. KIT Scientific Publishing. 2013.