

Intelligente Prognoseverfahren für beeinflusstes Verbrauchsverhalten in Energiesystemen

**Stefan Klaiber¹, Peter Bretschneider¹, Simon Waczowicz²,
Ralf Mikut², Irina Konotop³, Dirk Westermann³**

¹Fraunhofer IOSB, Institutsteil Angewandte Systemtechnik (AST)
E-Mail: {stefan.klaiber}{peter.bretschneider}@iosb-ast.fraunhofer.de

²Karlsruher Institut für Technologie, Institut für Angewandte Informatik
E-Mail: {simon.waczowicz}{ralf.mikut}@kit.edu

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

1 Einführung

Mit dem steigenden Anteil fluktuierender Einspeisung elektrischer Energie aus dezentralen Erzeugungsanlagen wie Wind und Photovoltaik wachsen auch die technischen Herausforderungen für das elektrische Energieversorgungssystem, insbesondere für die Einhaltung des permanenten Gleichgewichts von Erzeugung und Verbrauch.

Für die künftige Gewährleistung der Versorgungssicherheit wird die Erschließung zusätzlicher Flexibilitäten notwendig sein. Es gibt prinzipiell zwei Möglichkeiten für den Ausgleich zwischen Erzeugung und Verbrauch: Einerseits die Anpassung der Erzeugung an den Verbrauch und andererseits die Anpassung des Verbrauchs an die Erzeugung. Letzteres ist Gegenstand der weiteren Betrachtungen.

Die verbrauchsseitige Anpassung erfolgt durch die Ausnutzung verbrauchseitiger Lastverschiebepotentiale, technisch realisiert über das Demand Side Management. Mit der Bereitstellung dieser Flexibilitätpotentiale ist neben dem Vorteil auch gleichzeitig der Nachteil verbunden, dass die bisher unbeeinflussten typischen Verbrauchsmuster durch markt- und/oder erzeugungssituationsabhängige Anreizsignale verändert werden. Dies führt wiederum zur Erhöhung der Unsicherheit bei der Verbrauchsprognose und insbesondere bei autoregressiven Vorhersagemodellen zu einer Systemrückkopplung.

Für eine ökonomisch und ökologisch optimale Fahrweise des elektrischen Energiesystems muss auch ein derart beeinflusstes Verbrauchsverhalten in hinreichend guter Qualität prognostizierbar sein. Herkömmliche Prognosemethoden für Standard- und Sonderkunden können diesen Beitrag durch die geänderten Anforderungen nicht leisten.

Von daher sollen ggf. neue mathematische Verfahren und Modellansätze für Prognosemethoden unter Berücksichtigung von verbrauchersteuernden und -beeinflussenden Anreizsignalen entwickelt werden. Dabei sind die Auswirkungen beispielsweise von Preisanreizen auf das Verbrauchsverhalten in einem System zu berücksichtigen. Weiterhin sollen neben den Modellansätzen zur Prognose beeinflusster Verbraucher auch Modelle konzipiert und entworfen werden, mit denen auf Grundlage historischer Daten beeinflusster Verbraucher oder Verbrauchergruppen auf das unbeeinflusste Verbrauchsverhalten geschlossen werden kann. Prognosen mittels dieser Modellansätze können den Bedarf zur Lastverschiebung für einen bestimmten Zeithorizont aufgrund von ökonomischen Gesichtspunkten (aus Sicht eines Stromhändlers) oder Netzrestriktionen (aus Sicht eines Netzbetreibers) ermitteln und somit zur Entscheidungsfindung zur Lastbeeinflussung beitragen.

In diesem Beitrag erfolgt eine systemtechnische Betrachtung der Problemstellung. Die Zusammenhänge zwischen der Planung für die Beeinflussung der Verbraucherseite, den resultierenden beeinflussten Lasten und den Zusammenhängen der Einflussgrößen und möglichen Systemrückkopplungen sollen aufgezeigt werden. Auf Basis dieser grundlegenden Zusammenhänge soll ein Vorgehensmodell für die Identifikation von Ansätzen für Datenanalysen und Prognosemethoden entwickelt werden, mit dessen Hilfe beeinflusstes und unbeeinflusstes Verbrauchsverhalten prognostiziert werden kann. Die Datenbasis für die Prognose der beeinflussten und unbeeinflussten Verbraucherlasten ergibt sich neben möglichen exogenen Größen nur aus historischen Werten für beeinflusstes Verbrauchsverhalten.

2 Anwendungsfälle und Problembeschreibung

2.1 Definition

Alle Maßnahmen zur Beeinflussung der Last auf der Verbraucherseite werden als Demand Side Management (DSM) bezeichnet [9].

Unter direktem DSM versteht man eine Laststeuerung mit gezielter Schaltung von Verbraucherlasten.

Als indirektes DSM wird die Einflussnahme auf die Verbraucherlast über ein zeitlich änderndes Anreizsignal (Preissignal) verstanden – auch als Demand Response bezeichnet. Demand Response umfasst dabei jede vorsätzliche Änderung des Verbrauchsmusters, die dazu bestimmt ist, den Zeitpunkt, das Niveau der momentanen Nachfrage oder den gesamten Verbrauch zu ändern [7, 8].

2.2 Maßnahmen zur Beeinflussung der Last

DSM-Programme können unterschiedliche Zielstellungen haben. Bei der ereignisbasierten Lastbeeinflussung ist das Ziel, den Leistungsbedarf so zu beeinflussen, dass entweder Spitzen- (Peak Clipping) oder Niedriglasten (Valley Filling) vermieden werden. Eine weitere Maßnahme ist die Lastverschiebung (Load Shifting), bei der Lasten von Spitzen- zu Niedriglastzeiten verschoben werden. Dabei bleibt der Energiebedarf unverändert. Lediglich der Zeitpunkt der Leistungsaufnahme wird verändert [9]. Es ist allerdings zu beachten, dass Verbraucher unter Umständen aus einem energieoptimalen Arbeitspunkt gefahren werden, oder Technik zum Einsatz kommt um das Load Shifting auszuführen, was zu einem Anstieg des Energiebedarfs führen würde.

2.3 Kategorisierung

Die bisher beispielsweise in den USA eingesetzten DSM-Programme sind in einer Vielzahl von Programmtypen untergliedert und lassen sich grob in die zwei Kategorien Incentive-based und Price-based einteilen.

Bei Incentive-based Programmen erhalten Kunden Kompensationszahlungen für die Durchführung oder Erlaubnis einer Lastverschiebung bei ihren Verbrauchsanlagen mit der Auslösung über eine direkte Kommunikation. Die Varianten bei Incentive-based Programmen reichen von unterbrechbaren Stromtarifen, Auktionsverfahren und Systemdienstleistungen bis hin zu direkter Lastkontrolle.

Price-based Programme wirken sich indirekt aus. Kunden werden dazu durch zeitabhängige Tarife animiert, ihre Stromverbräuche in andere Zeitabschnitte zu verlagern. Eine genaue Auflistung der Programmtypen von Incentive-based und Price-based DSM wird in [1] aufgeführt.

Im Fall eines festen Tarifsystems mit bspw. zwei oder drei Stufen können Prognoseaufgaben mit marktüblichen Prognosemethoden bewältigt werden, da nach einer Einführungsphase typische Muster zu erwarten sind. Werden Anreiz- bzw. Steuersignale mit dynamischen Anteilen generiert, dann stoßen konventionelle Prognosemethoden an ihre Grenzen.

2.4 Zielstellung

Es lassen sich drei grundlegende Ziele für das DSM abgrenzen [8]:

- Ökonomisch-/ marktgeführt: Ziel ist die Reduzierung der allgemeinen Kosten der Energieversorgung, die Erhöhung der Reserveleistung und/oder die Dämpfung der Preisvolatilität.
- Umweltgeführt: Ziel ist die Verringerung des Energieverbrauchs aus ökologischen und/ oder sozialen Gründen. Dabei soll der Einsatz von nicht umweltfreundlichen Erzeugungseinheiten kontrolliert werden, was

zur Steigerung der Energieeffizienz und somit zur Reduzierung der Emission von Treibhausgasen führt.

- Netzgeführt: Ziel ist Erhaltung der Systemstabilität durch eine Reduzierung der Nachfrage in kurzen Zeitabschnitten (Spitzenlastzeiten). Dadurch kann eine zusätzliche Erzeugung verhindert und die Übertragungskapazität gesteigert werden.

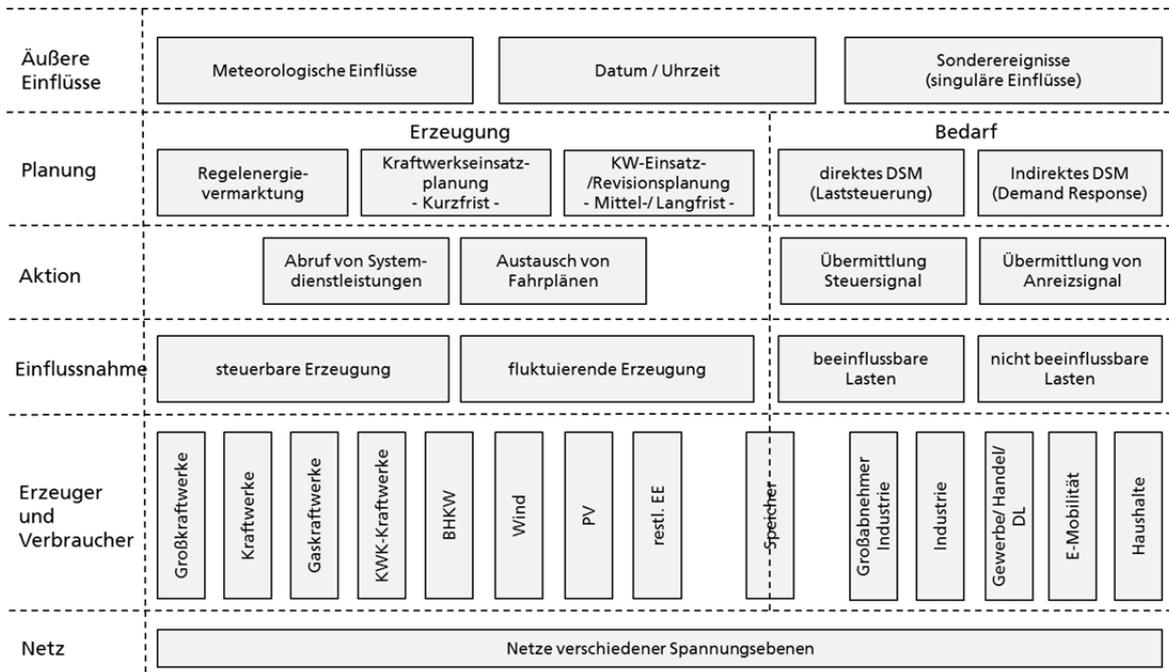


Abbildung 1: Einordnung von DSM in ein Elektrizitätssystem

Die Abbildung 1 zeigt die Einordnung von DSM in ein Elektrizitätssystem. Für den Ausgleich zwischen Erzeugung und Verbrauch können, ausgehend von der fluktuierenden Erzeugung, steuerbare Erzeugungsanlagen das Angebot an die Nachfrage anpassen. Mit der Hilfe von DSM-Programmen ist es auch möglich, eine Anpassung des Verbrauchs an die Erzeugung vorzunehmen. Vor dem Hintergrund des steigenden Anteils Erneuerbaren Energien wird dabei der Bedarf so verändert, dass dieser an die gegebene Einspeisung aus fluktuierender Erzeugung angeglichen wird. Es ist aber zu bedenken, dass der beeinflussbare Anteil der Lasten nur einen Bruchteil der Verbraucherseite ausmacht. Durch die verschiedenen Zielstellungen, Kategorisierungen und Maßnahmen des DSM kann ein Anreizsignal von zahlreichen Akteuren wie Spot-Markt, Intraday-Markt, Netzbetreiber, Regelenergiemarkt oder Stromtarifen gebildet werden. Steuersignale können automatisch oder manuell vom Netzbetreiber ausgehen. Dabei kann das Anreiz- oder Steuersignal von verschiedenen Zielstellungen und Restriktionen beeinflusst werden. Ausgehend davon, dass Anreize durch Preissignale gesetzt werden, wurden zahlreiche Mechanismen für die

Preissignal- und Tarifbildung in der Literatur untersucht. Beispiele dafür finden sich in [2, 3]. Bei einer Planung, bei der das Preissignal dynamisch gebildet wird, können die modifizierten Verbraucherlasten dabei wiederum Einfluss auf den zu bildenden Preis haben, was wiederum zu einer Systemrückkopplung führen würde [5, 6]. Äußere Einflüsse können ebenfalls Auswirkungen auf die Planung und somit Anreiz- oder Steuersignale haben. Weiterhin können DSM-Programme für unterschiedliche Zeithorizonte umgesetzt werden, um bspw. den Zeitpunkt der Leistungsaufnahme (kurzfristige Zeithorizonte) oder den Energiebedarf zu beeinflussen (mittelfristige Zeithorizonte) [8].

2.5 Problembeschreibung

Für eine systemtechnische Betrachtung ergeben sich sehr komplexe Zusammenhänge. Auf dem beeinflussbaren Teil der Verbraucherseite können verschiedene unbekannte Interessen, Akteure und Einflüsse einwirken. Es sind auch gegenläufig wirkende Einflussnahmen verschiedener Akteure wie Netzbetreiber und Stromhändler aufgrund gegenläufiger Verpflichtungen oder Interessen wie ökonomische oder netzgeführte Zielstellungen denkbar. Für die zu entwickelnden Prognosemethoden und die zugrundeliegenden Datenanalyseverfahren müssen komplexe Zusammenhänge zwischen einer Vielzahl von Einflussfaktoren unter Beachtung von künftig beeinflussten und unbeeinflussten Verbrauchsverhalten modelliert werden. Die Prognose kann dabei nur auf beeinflusste Verbraucherlasten aus der Vergangenheit gestützt werden, da der unbeeinflusste Anteil nicht separat messbar ist. Weiterhin ist zu beachten, dass die Verbraucher nicht unmittelbar auf die Anreizsignale reagieren und Reaktionen auch zeitversetzt a priori oder a posteriori zu erwarten sind.

3 Systemtechnische Betrachtung

In der Literatur stehen für die Beschreibung von Signalen umfangreiche Verfahren zur Verfügung. Einen klassischen und allgemeingültigen Ansatz für die Beschreibung von Signalen bietet das Komponentenmodell, bei dem angenommen wird, dass ein Signal aus folgenden Komponenten zusammengesetzt werden kann [4]:

- $y_T(k)$ durch Polynomansatz beschreibbarer Signalanteil,
- $y_P(k)$ durch periodischen Ansatz beschreibbarer Signalanteil,
- $y_S(k)$ durch stochastisches Signalmodell beschreibbarer Signalanteil.

Mit einer möglichen Erweiterung des Komponentenmodells um eine Musterkomponente $y_M(k)$ zur Erfassung typischer wiederkehrender

Signalabschnitte [4] können charakteristische Signale aus der Energiewirtschaft wie z.B. Lastsignale beschrieben werden. In der Literatur finden sich zahlreiche Ansätze für die Prognose dieser typischen Signalverläufe.

Für die Beschreibung von beeinflussten Signalen wird das Komponentenmodell um ein weiteres Signalelement erweitert. Der beeinflussbare Signalanteil $y_B(k)$ beschreibt den Anteil des Signals, der direkt oder indirekt durch Anreiz- oder Steuersignale verändert werden kann und die Abweichung vom normalen Verbrauchsverhalten erklärt. Das unbeeinflusste Signal $y(k)$ und das beeinflusste Signal $y(k)^*$ können nun folgendermaßen dargestellt werden.

$$y(k) = f(y_T(k), y_P(k), y_S(k), y_M(k)) \quad (1)$$

$$y(k)^* = f(y_T(k), y_P(k), y_S(k), y_M(k), y_B(k)) \quad (2)$$

mit:

$y_T(k)$ - durch Polynomansatz beschreibbarer Signalanteil

$y_P(t)$ - durch periodischen Ansatz beschreibbarer Signalanteil

$y_S(t)$ - durch stochastisches Signalmodell beschreibbarer Signalanteil

$y_M(t)$ - musterbasierter Signalanteil

$y_B(t)$ - beeinflussbarer Signalanteil

Als Grundlage für die Entwicklung von Prognosemethoden wird der zugrundeliegende beeinflusste Prozess genauer untersucht. Die Abbildung 2 zeigt den Prozess und die Beeinflussung.

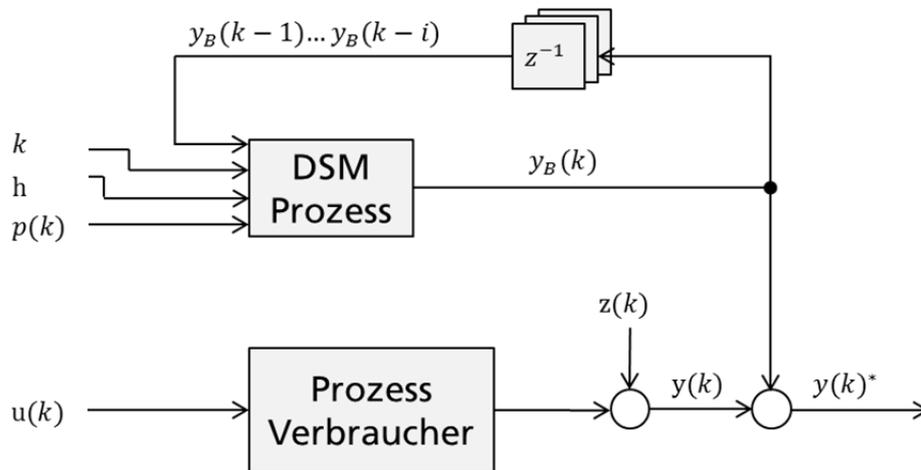


Abbildung 2: Verbrauchsprozess mit DSM-Beeinflussung mit $u(k)$ – Eingangsvektor; $z(k)$ – Störgröße; $y_B(k)$ - beeinflusster Signalanteil; $y(k)$ - Ausgangsvektor (unbeeinflusst); $y(k)^*$ - Ausgangsvektor; $p(k)$ – Anreiz- bzw. Steuersignal; h – Horizont; $y_B(k-1), \dots, y_B(k-i)$ - Vergangenheitswerte von $y_B(k)$; z^{-1} - Verschieboperator $y_B(k-1) = z^{-1}y_B(k)$

Der Verbraucherprozess ist abhängig von den Eingangsgrößen $u(k)$, welche neben meteorologischen Größen wie Temperatur und Globalstrahlung, tageszeitabhängigen und saisonalen Faktoren wie Tagestyp und Uhrzeit auch singuläre Faktoren wie Sonderereignisse (z.B. Sportereignisse) umfassen können. Die beeinflusste Ausgangsgröße des Prozesses $y(k)^*$ ergibt sich aus der unbeeinflussten Ausgangsgröße $y(k)$ und dem beeinflussten Signalanteil $y_B(k)$.

$$y(k)^* = f(y(k), y_B(k)) \quad (3)$$

Der beeinflusste Signalanteil ergibt sich aus dem DSM-Prozess in Abhängigkeit der Eingangsgrößen.

$$y_B(k) = f(p(k), y_B(k-1), \dots, y_B(k-i), h, k) \quad (4)$$

Der beeinflusste Signalanteil stellt die Abweichung vom normalen Verhalten als Reaktion auf ein sich zeitlich veränderndes Anreiz- oder Steuersignal $p(k)$ dar. Ist Anreiz- oder Steuersignal über einen längeren Zeitraum konstant, dann sind das beeinflusste und das unbeeinflusste Signal $y(k)^*$ und $y(t)$ für diesen Zeitabschnitt gleich, da keine Veranlassung für eine Lastveränderung besteht. Der beeinflusste Signalanteil beträgt Null ($y_B(k) = 0$).

Wird ein Anreizsignal über einen begrenzten Zeitabschnitt verändert, dann beschreibt der beeinflusste Signalanteil $y_B(k)$ die Reaktion der Verbraucherlast in Abhängigkeit des Anreiz- bzw. Steuersignals $p(k)$. Der beeinflusste Signalanteil ist in diesem Fall noch von weiteren Einflussfaktoren abhängig. Ob und in welcher Größenordnung Stromverbraucher auf Anreizsignale reagieren hängt dann u.a. vom Zeitpunkt k ab. Je nach Zeitpunkt kann das Beeinflussungspotential einer Verbraucherlast aufgrund individuellem, uhrzeitabhängigem oder saisonalem Verbrauchsverhalten der Haushalte und der Industrie variieren. Der Tag kann ebenfalls Auswirkungen haben, da das Beeinflussungspotential zu verschiedenen Typtagen (z.B. Werktagen, Feiertage, Wochenende, usw.) unterschiedlich ausfallen kann. Weiterhin ist die Vorlaufzeit der Übermittlung der Preisinformationen und somit dem Zeitabschnitt bis zur Erfüllungszeit (Horizont h) entscheidend für die Verbraucherreaktion. Bei einem Anreiz mit längerer Vorlaufzeit ergibt sich eine bessere Planbarkeit der Verbraucher als mit einer kurzen Vorlaufzeit. Somit ist davon auszugehen, dass das Beeinflussungspotential und die Verbraucherreaktion in Abhängigkeit der Vorlaufzeit entsprechend variieren. Außerdem ist die eigene Signalvergangenheit $y_B(k-1)$ bis $y_B(k-i)$ bedeutsam, da daraus abgeleitet werden kann, wie viel Beeinflussungspotential bereits ausgenutzt wurde und somit momentan nicht bereitsteht. Die eigene Signalvergangenheit wird durch gewichtete Anteile der letzten $k-1$ bis $k-i$ Zeitschritte des Signals beschrieben.

Ziel ist die Entwicklung von Modellansätzen zur Prognose für beeinflusstes und unbeeinflusstes Verbrauchsverhalten $\hat{y}(k+h)^*$ und $\hat{y}(k+h)$. Die Abbildung 3 zeigt den beeinflussten Prozess sowie das Modell und die Zusammenhänge.

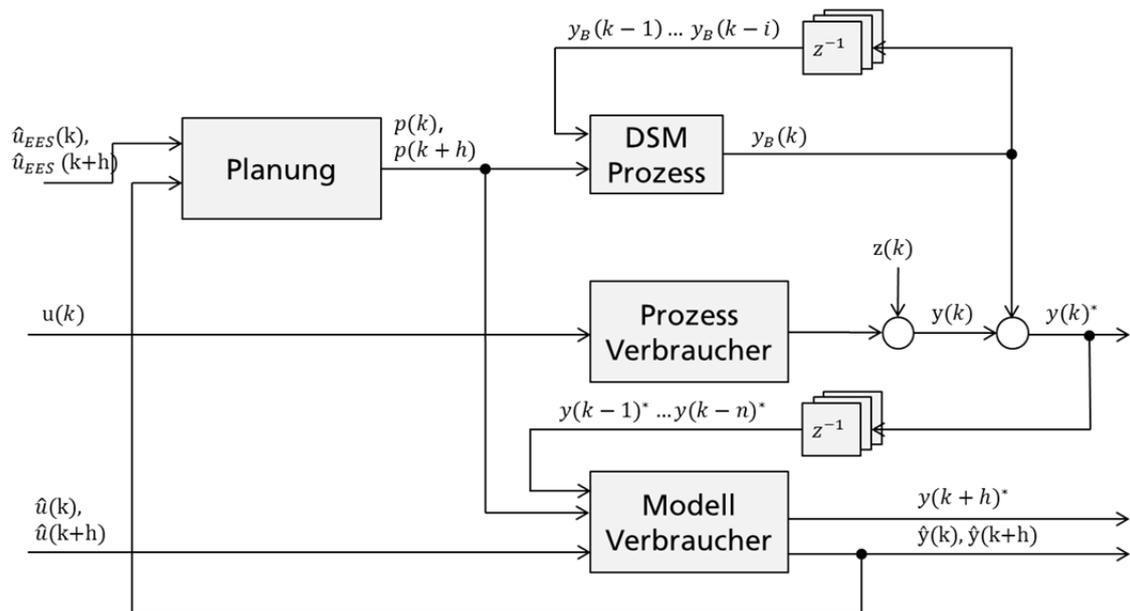


Abbildung 3: Beeinflusster Verbrauchsprozess mit Verbrauchermodell und Planung mit $u(k)$ – Eingangsvektor; $u_{EES}(k)$ – Eingangsvektor des elektrischen Energiesystems; $z(k)$ – Störgröße; $y_B(k)$ - beeinflusster Signalanteil; $y(k)$ - Ausgangsvektor (unbeeinflusst); $y(k)^*$ - Ausgangsvektor; $p(k)$ – Anreiz- bzw. Steuersignal; h – Horizont; $y_B(k-1), \dots, y_B(k-i)$ - Vergangenheitswerte von $y_B(k)$; $y(k-1)^*, \dots, y(k-i)^*$ - Vergangenheitswerte von $y(k)^*$; z^{-1} - Verschieboperator $y_B(k-1) = z^{-1} y_B(k)$; $\hat{y}(k+h)$ - Prognosevektor (unbeeinflusst); $\hat{y}(k+h)^*$ - Prognosevektor;

Das Verbrauchermodell wird in das Prozessbild eingefügt und soll das beeinflusste und unbeeinflusste Verbrauchsverhalten $\hat{y}(k+h)^*$ und $\hat{y}(k+h)$ auf Basis der Prognosen von exogenen Größen $\hat{u}(k+h)$, der Anreiz- bzw. Steuersignale $p(k+h)$ und der Signalvergangenheit des beeinflussten Verbrauchsverhaltens $y(k-1)^*$ bis $y(k-n)^*$ vorhersagen. Das Anreiz- bzw. Steuersignal zum Zeitpunkt k wird durch die Planung generiert und hängt von den Prognosen exogener Einflussgrößen des elektrischen Energiesystems $\hat{u}_{EES}(k)$ ab, die zu einem früheren Zeitpunkt verfügbar waren. Weiterhin wird die Entscheidung zur Lastbeeinflussung und somit zur Preisbildung der Prognose des unbeeinflussten Lastverhaltens getroffen. Erfüllt die Prognose der unbeeinflussten Verbraucherlast die Ansprüche der planenden Akteure, dann muss keine Verbrauchsbeeinflussung durchgeführt werden.

$$p(k) = f(\hat{y}(k), \hat{u}_{EES}(k)) \quad (5)$$

Für die Generierung eines Anreizsignals für einen zukünftigen Zeitpunkt $k+h$ sind die momentan verfügbaren Prognosen für diesen Zeitpunkt relevant. Die Eingangsgrößen für die Planung und die Eingangsgrößen für den Verbrauchsprozess können dabei völlig unterschiedlich sein (siehe Kapitel 2.5). Für das Prognosemodell sind die Eingangsgrößen der Planung unbekannt.

Mit der systemtechnischen Betrachtung sind generell neben Prognosemethoden auch alternative Herangehensweisen für die Nachbildung des Verbrauchsverhaltens in Abhängigkeit von Anreizsignalen möglich. So beschreibt [10] beispielsweise das Verbrauchsverhalten unter potentieller Nutzung einzelner Haushalte durch ein Gray-Box-Modell.

4 Ansatz für Datenanalyse und Vorhersage

Ziel ist die Erarbeitung eines Vorgehensmodells für die Identifikation von Ansätzen für Datenanalysen und Prognosemethoden. Das Modell soll das Ein- Ausgangs-Verhalten von beeinflussten Verbraucherprozessen mit z.B. Regressions- oder Fuzzymodellen oder Künstlichen Neuronalen Netzen wiedergeben und neben dem beeinflussten Verbrauchsverhalten auch das unbeeinflusste Verbrauchsverhalten beschreiben. Beeinflusste Verbraucherprozesse sollen bei hinreichend genauer Beschreibung der Dynamik dieser Prozesse approximiert werden. Weiterhin soll das Modell die Umstände für regelmäßige oder unregelmäßige Änderungen des Verhaltens erklären und zeitvariantes Verhalten soll adaptierbar sein.

Für die Prognose von für den Energiemarkt spezifischen Signalverläufen existieren zahlreiche marktübliche Prognosemethoden. Im Fall der beeinflussten Signale ergeben sich jedoch Reserven bei der Signalbeschreibung. Infolgedessen wird das Komponentenmodell um den beeinflussbaren Signalanteil erweitert. Es besteht die Forderung nach einem objektiven Analyse- und Entwurfsalgorithmus für Prognosemethoden für beeinflusstes Verbrauchsverhalten. Es soll ein Gesamtkonzept für den Entwurf und die Vorhersage beeinflusster Signale erarbeitet werden, die neben den bereits bekannten Signalkomponenten auch den beeinflussten Signalanteil im Rahmen der Modellierung berücksichtigt.

Die Abbildung 4 zeigt das Grobkonzept zur Analyse und Entwurf von Prognosemodellen laut [4].

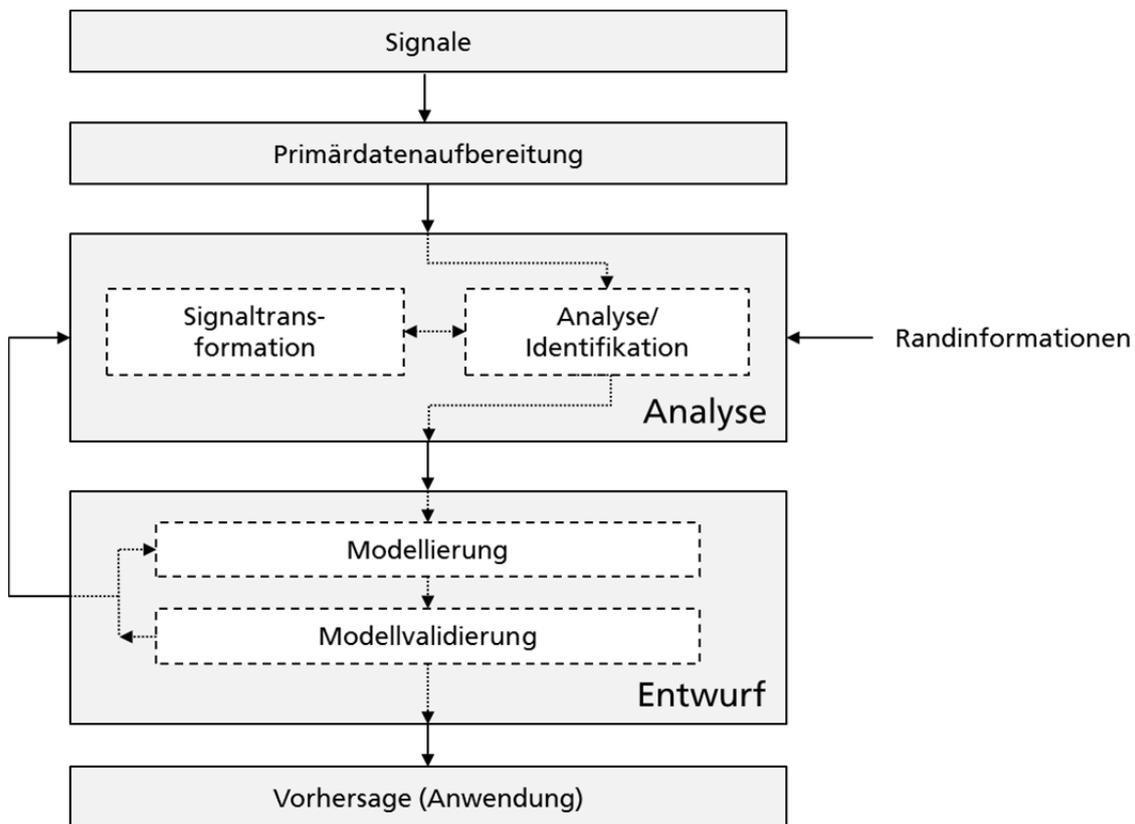


Abbildung 4: Vorgehensmodell für Analyse und Entwurf von Prognosemodellen

Grundlage für die Analyse und den Entwurf ist eine ausreichende Datengrundlage. Benötigt werden historische Daten beeinflusster Lasten, die zugehörigen Anreiz- bzw. Steuersignale und eventuelle Daten für exogene Einflussgrößen.

Die Primärdatenaufbereitung dient zur Beseitigung von Messfehlern und Ausreißern und dient zur Plausibilisierung des Datenmaterials.

Im Anschluss erfolgt die Analyse unter Einbeziehung prozessspezifischer Randinformationen und bildet die Grundlage der nachfolgenden Entwurfsphase. [4] beschreibt detailliert Analyseverfahren und das Vorgehen für die Modellierung unbeeinflusster musterbasierte Signale. In diesem Beitrag liegt das Hauptaugenmerk daher auf dem beeinflussten Anteil von Signalen. Ziel der Analysephase ist die Bestimmung charakteristischer Signaleigenschaften und die Auswirkungen zusätzlicher Einflussfaktoren. Zusätzliche Einflussfaktoren können neben der Beeinflussung durch Anreiz- und Steuersignale auch typische Rhythmen, exogene Einflüsse oder Kalenderabhängigkeiten sein. Mit der Analyse sollen eine Identifikation und Klassifikation charakteristischer Signalanteile auf Grundlage historischer Daten als Basis für die Modellierung von Signalen erfolgen. Durch das Hinzufügen des beeinflussten Signalanteils müssen die Zusammenhänge und

Verknüpfungen der einzelnen Signalkomponenten als Weiterführung zur rein musterbasierten Vorhersage neu untersucht und bewertet werden. Neben statistischen Eigenschaften, der Ermittlung statischer und dynamischer Signaleigenschaften und der Überprüfung musterbasierter Eigenschaften sollen im Rahmen des Vorhabens geeignete Analyseverfahren identifiziert werden. Bei nicht permanenter Beeinflussung können die Eingangssignale anhand der Anreiz- und Steuersignale nach Zeitabschnitten mit beeinflusstem und unbeeinflusstem Signalverhalten separiert werden. Die zeitlich separierten Signalabschnitte können dann gesondert für die Modellierung in der Entwurfsphase verwendet werden. Im Idealfall resultieren zwei Modelle jeweils für beeinflusste und unbeeinflusste Abschnitte. Bei permanenter Beeinflussung ist dieses Vorgehen nicht möglich. Die zu konzipierenden Prognosemodelle sollen den beeinflussten Signalanteil als Funktion vom Anreiz- bzw. Steuersignal, dem Zeitpunkt und den Randinformationen abbilden.

Randinformationen können beispielsweise a priori Wissen oder Kennwerte sein. Folgende Randinformationen sollen berücksichtigt werden:

- Gleichbleibender Energiewert: Beispielsweise werden bei Load Shifting-Maßnahmen Lasten von Spitzen- zu Niedriglastzeiten verschoben, ohne dass der Energiewert in einem Zeitintervall verändert wird (siehe Abschnitt 2.2).
- Beeinflussungspotential: Für bestimmte Verbraucher oder Verbrauchergruppen können mit vorab durchgeführten Studien die Lastverschiebe- oder Beeinflussungspotentiale bestimmt werden.
- Tendenz der Beeinflussung: Anhand des Anreiz- bzw. Steuersignals ist die Tendenz der Beeinflussung pro Abtastzeitpunkt im Untersuchungsintervall bekannt.
- Zusatzinformationen für Anreiz- bzw. Steuersignale: Bei der Betrachtung des Untersuchungsintervalls können Zusatzinformationen wie die maximale Änderung des Anreiz- bzw. Steuersignals Aufschluss über die Intensität der Lastantwort geben. Weiterhin können Kennwerte (z.B. Tarifinformationen oder maximales und minimales Steuersignal) über die gesamte technische oder ökonomisch mögliche Bandbreite des Anreiz- bzw. Steuersignals Rückschlüsse auf Lastantworten zulassen.

In der Entwurfsphase sollen Modelle erstellt werden, die die mathematischen Zusammenhänge zwischen den Ein- und Ausgangsgrößen abbilden. Ziel ist die Modellierung von Signalen unter Berücksichtigung von beeinflussten Signalanteilen als Erweiterung des Komponentenmodells. Dazu sollen Modelle entstehen, die bekannte Vorhersageverfahren für den unbeeinflussten Signalanteil und neue Vorhersagestrategien für den beeinflussten Signalanteil kombinieren. Die

Abbildung 5 zeigt die Struktur des Vorhersagesystems für beeinflusstes Verbrauchsverhalten.

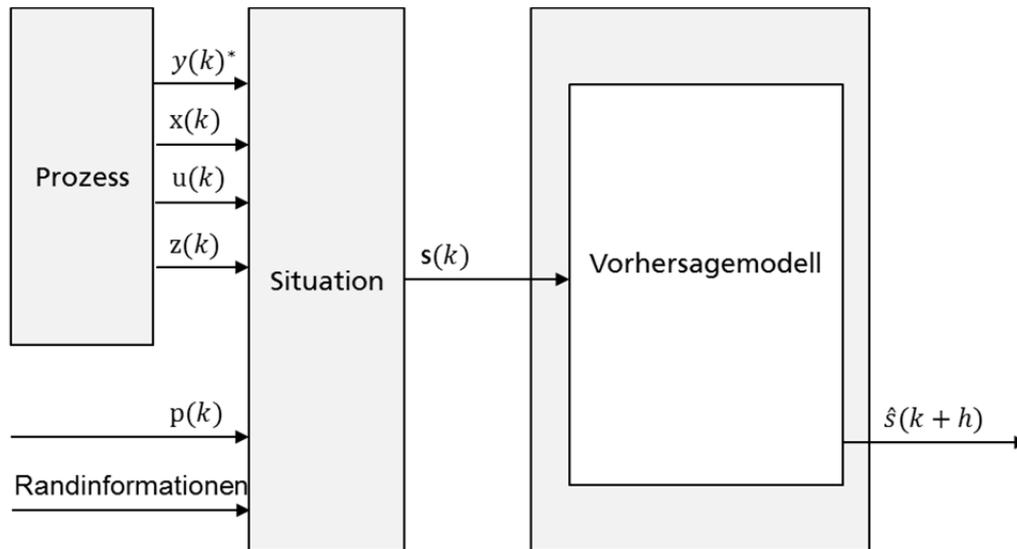


Abbildung 5: Vorgehensmodell für Analyse und Entwurf von Prognosemodellen

Der Situationsvektor $s(k)$, der die Eingangsmatrix für das Vorhersagesystem darstellt, fasst die aktuellen Prozess- und Randinformationen sowie die Anreiz- bzw. Steuersignale zusammen. Prozessinformationen können Eingangs-, Ausgangs-, Zustands-, und Störgrößen sein, die teilweise vorherzusagen sind. Der Situationsvektor wird über das Vorhersagemodell zur Berechnung des Prognosevektors $\hat{s}(k+h)$ verarbeitet. Die detaillierte Konzeption der zu entwerfenden Vorhersagemodelle ist Aufgabe der nächsten Projektphase.

5 Zusammenfassung und Ausblick

In dieser noch frühen Projektphase wurde die Problemstellung für beeinflusstes Verbrauchsverhalten mit Hilfe einer systemtechnischen Betrachtung dargestellt. Durch verschiedene Akteure, unterschiedliche Zielstellungen und vielfältige Einflüsse ergeben sich komplexe Zusammenhänge. Ziel sind Ansätze für Prognosemethoden, die durch Anreiz- oder Steuersignale beeinflusstes Verbrauchsverhalten vorhersagen können. Auf Grundlage von historischen beeinflussten Daten soll neben dem beeinflussten auch das unbeeinflusste Verbrauchsverhalten prognostiziert werden können. Dafür wurde ein Vorgehensmodell vorgestellt, welches die Analyse und den Modellentwurf beinhaltet. Das klassische Komponentenmodell für die Beschreibung von Signalen wird

dabei um einen beeinflussten Signalanteil erweitert. Bei der Modellierung müssen neben diversen Randinformationen auch a priori und a posteriori wirkenden Effekte von Anreizen berücksichtigt werden.

In weiterführenden Arbeiten sollen Algorithmen und Methoden konzipiert und spezifiziert werden. Dazu ist die Entwicklung von Prototypen notwendig, die in eine softwarebasierte Testumgebung eingebunden werden sollen. Die Validierung der Modelle soll anhand einer experimentellen Erprobung in der Testumgebung erfolgen.

Die Autoren danken der Deutschen Forschungsgesellschaft für die Ermöglichung dieses Beitrages im Rahmen eines Forschungsprojektes (BR 4241/2-1).

6 Literatur

- [1] R. Hinterberger, S. Polak: *Lastverschiebung in Industrie und Gewerbe in Österreich Chancen und Potentiale in zukünftigen Smart Grids*, 7. Internationale Energiewirtschaftstagung an der TU Wien, 2011
- [2] M. Unterländer: *Dynamische Stromtarife aus Kundensicht - Akzeptanzstudie auf Basis einer Conjointanalyse*, Master Thesis, Fraunhofer ISI, 2010
- [3] M. Fiedeldey, C. Albrecht, E. Meyer, S. Krengel, *Anwendung statischer und dynamischer Strompreis-Anreizmodelle im Virtual Power System Allgäu*, Internationaler ETG-Kongress, Würzburg, 2011
- [4] Bretschneider, P.: *Ein Beitrag zur Vorhersage musterbasierter nichtlinearer stochastischer Signale*. Dissertation, Verlag ISLE, Ilmenau 2002
- [5] A. Roscoe and G. Ault: *Supporting high penetrations of renewable generation via implementation of real-time electricity pricing and demand response*, IET Renew. Power Gen., Vol. 4, Iss. 4, pp. 369–382, Jul. 2010.
- [6] Corradi, O., Ochsenfeld, H. ; Madsen, H. ; Pinson, P.: *Controlling Electricity Consumption by Forecasting its Response to Varying Prices*, IEEE Transactions on Power Systems (Vol. 28 , Iss. 1), 2013
- [7] M.H. Albadi, E.F. El-Saadany: *A summary of demand response in electricity markets*, Electric Power Systems Research, 2008

- [8] J. Aghaei, M.-I. Alizadeh: *Demand response in smart electricity grids equipped with renewable energy sources: A review*, Renewable and Sustainable Energy Reviews Vol. 18, February 2013, Pages 64–72, 2013
- [9] M. Sonnenschein, B. Rapp, J. Bremer: *Demand Side Management und Demand Response*, Handbuch Energiemanagement 2010
- [10] S. Waczowicz, R. Mikut, S. Klaiber, P. Bretschneider, I. Konotop, D. Westermann: *Virtuelle Speicher als adaptierbare Verbrauchermodele zur Lastprognose und Betriebsführung in Verteilnetzen*, 23. Workshop Computational Intelligence, Dortmund, Dezember 2013