

Stochastische Analyse von Smart-Meter Messdaten

Stochastic Analysis of Smart-Meter Measurement Data

Thomas Stetz¹, Hendrik Wolf¹, Alexander Probst², Simon Eilenberger², Yves-Marie Saint Drenan¹, Erika Kämpf¹, Martin Braun^{1,2,5}, Daniel Schöllhorn³, Sebastian Schmidt⁴

¹Fraunhofer IWES, Kassel, Germany, Thomas.Stetz@iwes.fraunhofer.de

²Universität Stuttgart, Institut für Energieübertragung und Hochspannungstechnik (IEH), Stuttgart, Germany

³EnBW Regional AG, Entwicklung Netzkonzepte, Stuttgart, Germany

⁴E.ON Bayern AG, Assetmanagement, Grundsatzaufgaben, Regensburg, Germany

⁵Universität Kassel (ab. 15.9.2012)

Kurzfassung

Ziel des vorliegenden Beitrags ist es, Erkenntnisse zur Dimensionierung von Niederspannungsnetzen aus aufgezeichneten Smart-Meter Messdaten zu gewinnen. Die der Analyse zugrunde liegenden Messwerte wurden an insgesamt 1077 Messpunkten (H0-Lasten und PV-Anlagen) in unterschiedlichen Projektregionen über den Zeitraum eines Jahres aufgezeichnet. In einem ersten Schritt werden Erwartungswerte für die Gleichzeitigkeit der Lasten und Lastspitzen in Abhängigkeit der Anzahl der Verbraucher ermittelt. Durch die Einbeziehung von gemessenen PV-Einspeiseprofilen und Verbrauchsprofilen von Elektrofahrzeugen in die Berechnungen, werden zwei wesentliche Einflussgrößen auf die Leistungsflüsse in zukünftigen Niederspannungsnetzen berücksichtigt. Die Untersuchung wird durch eine Analyse der Gleichzeitigkeiten räumlich verteilter PV-Einspeisung abgerundet.

Abstract

This paper presents a stochastic analysis of smart-meter measurement data. The recorded data cover a total of 1077 measurement points (H0-Loads and Photovoltaic Generators), measured over a period of one year in different smart-grid project regions. In a first step, stochastic methods are applied to calculate coincidence factors and the peak load for the single project regions, depending on the number of household loads. Building on that, also real measured photovoltaic generation profiles and load profiles of electric vehicles are analysed in order to assess their impact on the load demand in low voltage grids. Finally, coincidence factors for spatially distributed PV power generation are presented.

1 Einleitung

Ein flächendeckender Einsatz von Smart-Metern erhöht die räumliche und zeitliche Informationsdichte in Niederspannungsnetzen. Eine gezielte, stochastische Auswertung der Smart-Meter Messdaten kann dem Verteilnetzbetreiber helfen seine Netzplanungsgrundsätze in regelmäßigen Abständen auf Anpassungsbedarf (z. B. bedingt durch verändertes Verbraucher- bzw. Einspeiseverhalten) hin zu überprüfen. Dieser Beitrag präsentiert beispielhaft eine stochastische Analyse anonymisierter Smart-Meter Messdaten, erfasst in ausgewählten Smart-Grid Projektgebieten der E.ON Bayern AG und der EnBW Regional AG.

Einer Vorstellung der Projektregionen und der analysierten Smart-Meter Messdatensätze in Abschnitt 2 folgt eine Projektregionen-spezifische Entwicklung von Standardlastprofilen in Abschnitt 3. In Abschnitt 4 wird diskutiert, wie die vorliegenden Smart-Meter Datensätze zur Bestimmung der Ersatzlast in Niederspannungsnetzen genutzt werden können. Auf den Erkenntnissen aus Abschnitt 4 aufbauend, wird in Abschnitt 5 der Einfluss von Photovoltaikeinspeisung und Elektrofahrzeugen auf die Ersatzlast in Niederspannungsnetzen diskutiert. Die aus den vorgestellten Analysen gewonnenen Erkenntnisse können in der Planung von Niederspannungsnetzen Verwendung finden.

2 Vorstellung der Projektregionen

Die Datengrundlage für die vorgestellten Untersuchungen bilden Smart-Meter Messdaten aus drei unterschiedlichen Smart-Grid Projektregionen der E.ON Bayern AG (Smart-Grid Region „Seebach“ [1]) und der EnBW Regional AG (Projektregion „Sonderbuch“ [2] und Projektregion „MeRegio“ [3]). Abbildung 1 zeigt deren geografische Lage in Deutschland.

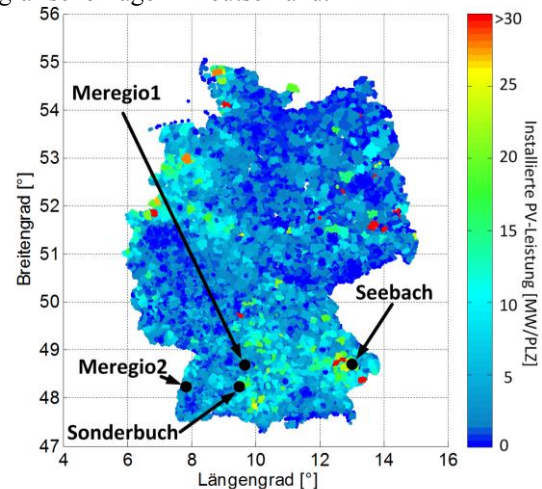


Abbildung 1: Geografische Lage der untersuchten Projektregionen.

In Tabelle 1 sind die Eigenschaften der verwendeten Datensätze für die jeweiligen Projektregionen aufgeführt. Die Genauigkeiten der in den nachfolgenden Untersuchungen angegebenen Ergebnisse werden durch die zusätzliche Angabe von Standardfehlern ergänzt.

Tabelle 1: Anzahl und zeitliche Auflösung der analysierten Smart-Meter Messdatensätze.

Projektregionen	Seebach	Sonderbuch	MeRegio
H0 Bezugszähler	148	17	912
Zeitliche Auflösung	10 Min.	15 Min.	15 Min.
PV-Zähler	286	-	-
Zeitliche Auflösung	10 Min.	-	-

3 Entwicklung von Standardlastprofilen

Durch den (Pilot- oder testweisen) Einsatz von Smart-Metern ist es möglich geworden Standardlastprofile (SLP) für bestimmte Kundengruppen zu erstellen und regionale Besonderheiten im Leistungsbezug durch Vergleich mit dem VDEW-SLP [4] abzuleiten.

Bei der Berechnung eines durchschnittlichen SLP aus Smart-Meter Messdaten ist dem Umgang mit **lückenhaften Datensätzen** und der **Normierung der SLP** besondere Aufmerksamkeit zu schenken. Eigene Berechnungen haben gezeigt, dass es aufgrund der Qualität der vorliegenden Datensätze ausreichend ist einen wertgewichteten Mittelwert des SLP abzubilden. Bei hohen Messausfallraten kann zudem die Bildung eines zeitlich gewichteten Mittelwerts zweckmäßig sein. Die energetische Normierung des SLP auf 1.000 kWh/a erfolgt anhand des durchschnittlichen Jahresenergieverbrauchs, der durch die Häufigkeit des Auftretens der 9 VDEW-Typtage berechnet werden kann.

Abbildung 2 zeigt das durchschnittliche SLP für einen Werktag im Winter je Projektregion. Zusätzlich ist der dreifache Standardfehler σ_m , mit $m=10.000$, als Gütekriterium dargestellt (σ = Standardabweichung der Grundgesamtheit),

$$\sigma_m = \frac{\sigma}{\sqrt{m}} \quad (1)$$

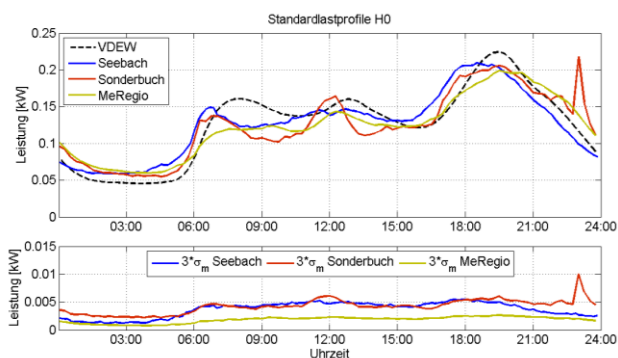


Abbildung 2: Verläufe der normierten Standardlastprofile der Projektregionen und deren 3-facher Standardfehler.

Die Auswertung zeigt, dass die SLP der drei Projektregionen dem charakteristischen Verlauf des VDEW-SLP folgen, wobei regionale Besonderheiten im zeitlichen Auftreten der Morgen- und Abendspitzen festzustellen sind. Die Grundlast in den Nachtstunden ist bei allen drei Projekt-SLP gegenüber dem VDEW-SLP erhöht.

4 Berechnung von Ersatzlasten

In Netzabschnitten mit einem hohen Anteil an H0-Verbrauchern sind Informationen über die tatsächlich installierte elektrische Verbrauchsleistung beim Kunden nicht verfügbar bzw. nur unter sehr hohem zusätzlichem Aufwand erfassbar (im Gegensatz zu Gewerbe- oder Industriekunden). Der Netzbetreiber greift daher bei der Abschätzung der zu erwartenden, maximalen Ersatzlast auf statistische Hilfsgrößen, wie z.B. die Gleichzeitigkeit (GLZ) oder die erwartbare Spitzenlast (SL) zurück.

4.1 Berechnung der Gleichzeitigkeit

Die Gleichzeitigkeit von n Tageslastprofilen beschreibt das Verhältnis der Summenlastspitze der n Verbraucher zur Summe der Einzellastspitzen (vgl. Formel (2)).

$$GLZ = \frac{\max_i \left\{ \sum_{x=1}^n P_x(t) \right\}}{\sum_{x=1}^n \max_i \{P_x(t)\}} \quad (2)$$

Der Verlauf der Gleichzeitigkeit in Abhängigkeit der Anzahl der Lasten n , kann durch Formel (3) ausgedrückt werden [5]. Der Parameter g_∞ beschreibt hierbei den Wert der Gleichzeitigkeit bei $n=\infty$ Wohneinheiten.

$$g(n) = g_\infty + (1 - g_\infty) \cdot n^{-\frac{3}{4}} \quad (3)$$

In der Literatur findet man darüber hinaus häufig Angaben zur Variation von g_∞ in Abhängigkeit des Elektrifizierungsgrad der Verbraucher (vgl. z. B. [5]).

In Abbildung 3 sind die arithmetischen Mittelwerte der Gleichzeitigkeitsfaktoren aus den Smart-Meter Messdaten in Abhängigkeit der Anzahl der zu berücksichtigenden Haushalte (H0) $n=[1;y]$ ($y=100$ für Seebach und MeRegio und $y=17$ für Sonderbuch) dargestellt.

Zur Ermittlung der arithmetischen Mittelwerte wurden für jedes n 10.000 mal n Tagesprofile aus der entsprechenden Grundgesamtheit der Typtagmenge (z. B. „Winter/Werktag“) ohne Zurücklegen gezogen und deren Gleichzeitigkeitsfaktor gemäß (2) berechnet. Hierbei wurden nur vollständig besetzte Zählertage berücksichtigt (keine Messausfälle im Tagesprofil). Des Weiteren wurde für jede der 10.000 Iterationen von jedem Zähler nur ein Tagesprofil gezogen, um zufällige Ergebnisverfälschungen durch Übergewichtung einzelner Haushaltscharakteristika vorzubeugen. Für jedes n wurde somit ein Stichprobenumfang von $m=10.000$ Gleichzeitigkeitsfaktoren erstellt.

Zur Abschätzung der Genauigkeit der angegebenen Mittelwerte ist zusätzlich noch der einfache Standardfehler σ_m je Projektregion dargestellt (vgl. Formel (1)).

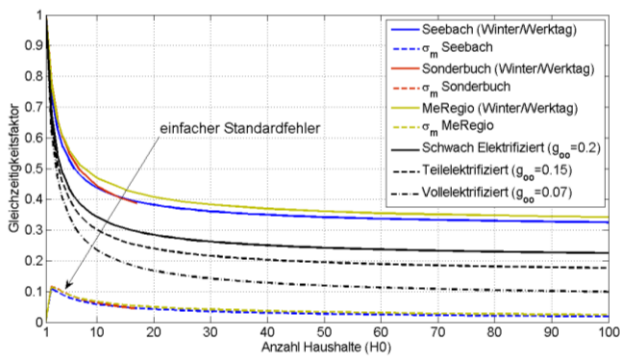


Abbildung 3: Verlauf der Gleichzeitigkeit und des einfachen Standardfehlers in Abhängigkeit der Anzahl der H0-Haushalte. Vergleich mit Werten aus [5] (schwach elektrifiziert, Teilelektrifiziert, Vollelektrifiziert)

Bemerkenswert ist, dass der Verlauf der Gleichzeitigkeitsfaktoren aller untersuchten Projektregionen im Intervall $n=[1;100]$ deutlich über dem mittels Formel (3) berechneten Verlauf liegt, dessen direkte Anwendung ohne die zusätzlichen Informationen aus den Smart-Meter Messdaten oder ohne nachträgliche Parametrierung (vgl. Kap. 4.2) zu einer Unterschätzung der Ersatzlast führen würde.

4.2 Berechnung der Spitzenlast

Die Berechnung der Spitzenlast wird nachfolgend am Beispiel des Typtags „Winter/Werktag“ dargestellt, welcher im Rahmen einer Voruntersuchung als Worst-Case Typtag zur Bestimmung der Spitzenlast identifiziert wurde. Je Projektregion bildet sich die Grundgesamtheit der Typtagmenge „Winter/Werktag“ aus allen vollständig besetzten Zählertagen die dem Typtag „Winter/Werktag“ zugeordnet werden können. Aus der Grundgesamtheit der jeweiligen Projektregionen werden $m=[1,10,100]$ Tagesprofile zufällig und ohne Zurücklegen gezogen. Die m Tageslastprofile werden anschließend zeitscheibenscharf summiert und auf m normiert. Dieses Vorgehen wird für jedes m 10.000 mal wiederholt.

Diese Methodik liefert 10.000 Tagessummenlastprofile für m H0-Haushalte. Aus dieser Datenbasis wird für jede Zeitscheibe das 99% Spitzenlastperzentil für m Haushalte berechnet, welches im Gegensatz zum absoluten Maximalwert Messfehler oder einmalige Situationen ausblendet. Das Ergebnis ist in Abbildung 4 dargestellt.

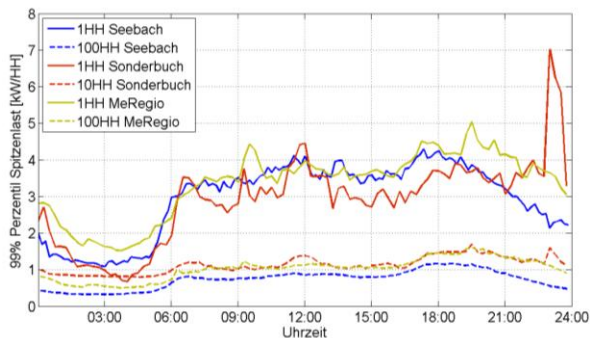


Abbildung 4: Zeitlicher Verlauf der 99% Spitzenlastperzentile für unterschiedliche Anzahlen von H0-Haushalten.

Für die Auslegung von Netzbetriebsmitteln ist insbesondere von Interesse, welche maximale Spitzenlast bzw. welche minimale Schwachlast in Abhängigkeit der Anzahl der betrachteten Hausanschlüsse auftreten kann.

In Abbildung 5 ist das 99% Spitzenlastperzentil und das 1% Schwachlastperzentil für den Typtag „Winter/Werktag“ dargestellt. Für $m=[1,2,\dots,100]$ werden jeweils 10.000 Stichproben gezogen (ohne Zurücklegen) und der jeweils absolute Spitzen- und Schwachlastwert aus den Tagessummenlastprofilen gespeichert. Die Menge der 10.000 absoluten Spitzen- und Schwachlasten bildet die Grundlage zur Berechnung der 99% bzw. 1% Perzentile. Das 99% Perzentil der Spitzenlast deckt sich hierbei sehr gut mit den Werte aus der Literatur für teilelektrifizierte Haushalte (vgl. [5]).

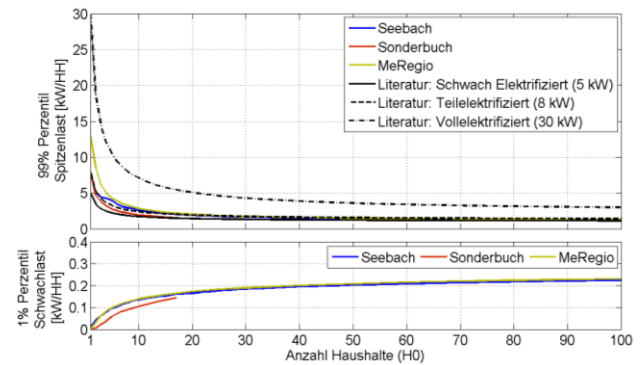


Abbildung 5: Verlauf der 99% Spitzenlastperzentile und der 1% Schwachlastperzentile in Abhängigkeit der Anzahl der H0-Haushalte. Vergleich mit den Angaben aus [5].

Das Ergebnis zeigt, dass die berechneten Spitzenlasten sich im Allgemeinen gut mit den in [5] beschriebenen Spitzenlasten für schwach- und teilelektrifizierte Haushalte decken. Die Abweichungen bei den Gleichzeitigkeitsverläufen lassen allerdings auf eine deutliche Abweichung der anzusetzenden Hausanschlussleistung schließen.

4.3 Berechnung der Hausanschlussleistung

Dividiert man die 99% Perzentile der Spitzenlast durch den arithmetischen Mittelwert des Gleichzeitigkeitsfaktors für alle m Haushalte, dann erhält man die Hausanschlussleistung (HAL) in Abhängigkeit der Anzahl der Haushalte (vgl. Abbildung 6). Dieser Wert entspricht der theoretischen Hausanschlussleistung, die für jeden Haushalt angesetzt werden müsste, um das 99% Perzentil der Spitzenlast korrekt zu approximieren, wenn die Gleichzeitigkeit aus den Smart-Meter Messdaten berücksichtigt wird.

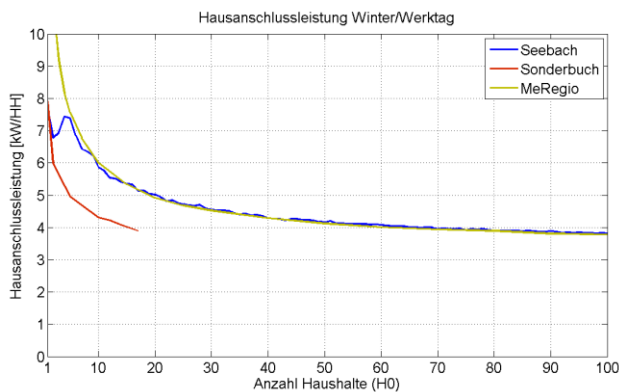


Abbildung 6: Verlauf der anzusetzenden, durchschnittlichen Hausanschlussleistung in Abhängigkeit der Anzahl der H0-Haushalte.

Bemerkenswert ist, dass nach der oben beschriebenen Methodik zur Auswertung der Smart-Meter Messdaten die anzusetzende HAL nicht als Konstante angenommen werden darf. Berücksichtigt man die Entwicklung der anzusetzenden HAL in Kombination mit den Ergebnissen aus Kap. 4.1, dann liefern beide Ansätze (Literatur und Auswertung der Smart-Meter Messdaten) gleichwertige Ergebnisse für die erwartbare Spitzenlast (vgl. Abbildung 5).

4.4 Ableitung von Fit-Parametern zur Beschreibung der Ersatzlast

Zur mathematischen Beschreibung der Ersatzlast in Niederspannungsnetzen werden in diesem Abschnitt Parameter mittels Methode der kleinsten Fehlerquadrate gefittet. Dies geschieht je Projektregionen in drei Stufen:

Zunächst wird die allgemeine Form von Gleichung (3) an den Verlauf der Gleichzeitigkeit (vgl. Abbildung 3) in Abhängigkeit der Anzahl der Haushalte gefittet.

$$g(n) = g_{\infty} + (1 - g_{\infty}) \cdot n^{\alpha} \quad (4)$$

Anschließend wird der Verlauf der Hausanschlussleistung in Abhängigkeit der Anzahl der H0-Haushalte mittels Formel (5) gefittet.

$$HAL(n) = \beta \cdot n^{\gamma} \quad (5)$$

Formel (4) und Formel (5) können zu einem spitzenlastäquivalenten Ausdruck zusammengefasst werden (vgl. Formel (6)). Die zuvor gefitteten Parameter verändern sich hierbei nicht. Abbildung 7 vergleicht den Verlauf der aus den Smart-Meter Messdaten empirisch ermittelten Spitzenlastwerte mit den Lösungen von Formel (6). Die gefitteten Parameter zu Gleichung (6) sind dem Anhang zu entnehmen.

$$P(n) = g(n) \cdot HA(n) = [g_{\infty} + (1 - g_{\infty}) \cdot n^{\alpha}] \cdot \beta \cdot n^{\gamma} \quad (6)$$

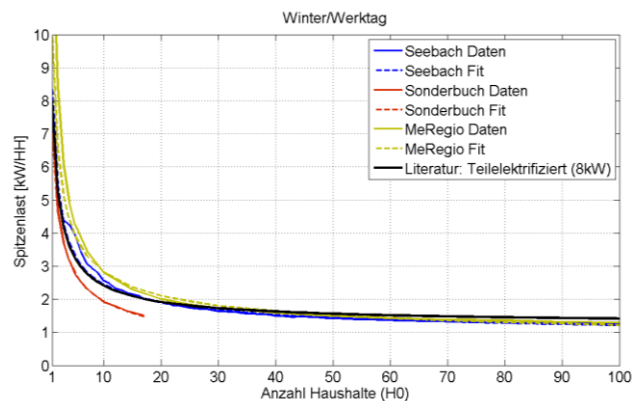


Abbildung 7: Vergleich der Spitzenlast mit den Werten aus Gleichung (6).

Alle gefitteten Parameter der Projektregionen „Seebach“ und „MeRegio“ besitzen zunächst nur im Intervall $n=[1;100]$ Gültigkeit - die gefitteten Parameter der Projektregion „Sonderbuch“ im Intervall $n=[1,2,\dots,17]$.

5 Einfluss von PV und E-Kfz auf die Ersatzlast

Die in diesem Abschnitt vorgestellten Ergebnisse bauen auf den Untersuchungen zur maximalen Ersatzlast in Abschnitt 4 auf. Ziel ist es, den Einfluss dezentraler PV-Einspeisung und Ladestrategien von E-Kfz auf die Spitzen- und Schwachlasten von Privathaushalten zu bewerten. Das methodische Vorgehen ist in den jeweiligen Unterabschnitten beschrieben.

Die Untersuchung zeigt, dass eine steigende PV-Durchdringung, in Siedlungsstrukturen mit überwiegend H0-Haushalten, deutliche Auswirkungen auf die Schwachlast hat, während die Spitzenlast in diesen Netzabschnitten nicht beeinflusst wird. Elektrofahrzeuge hingegen wirken auf die Spitzenlast, wobei bereits einfache Ladestrategien diesen Einfluss deutlich reduzieren können.

5.1 Einfluss der PV auf die Ersatzlast

Aufgrund der eingeschränkten Verfügbarkeit von Messdaten aus PV-Einspeisezählern sind die nachfolgenden Ergebnisse ausschließlich für die Smart-Grid Region „Seebach“ dargestellt (vgl. Tabelle 1).

Abbildung 8 zeigt exemplarisch den Einfluss lokaler PV-Einspeisung auf den resultierenden Lastfluss im Netz. Während bei reinem Wirkleistungsbezug die Tagesschwachlast gegen 3 Uhr und die Tagesspitzenlast gegen 12 Uhr auftreten, verschieben sich diese beiden Werte zeitlich und in ihrer Höhe in Abhängigkeit von der lokalen PV-Einspeisung. In dem dargestellten Beispiel verändert sich die Tagesspitzenlast durch die zusätzliche PV-Einspeisung kaum (sie wird allerdings zeitlich verschoben), während sich die Tagesschwachlast deutlich verändert. Dieser Effekt wird durch die nachfolgend vorgestellte Untersuchung bestätigt.

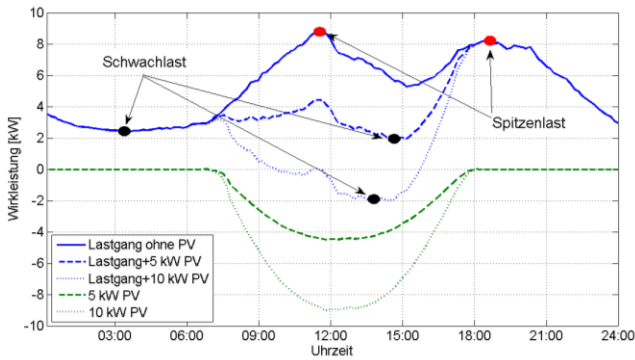


Abbildung 8: Exemplarische Darstellung des zeitabhängigen Einflusses der PV-Einspeisung auf die Spitzen- und Schwachlast eines Lastprofils.

Als Grundgesamtheit der Lasten dienen erneut die gemessenen und vollständig besetzten (d.h. ohne Messausfälle) H0 Tageslastprofile der jeweiligen Typtagmenge. Zusätzlich bilden die auf die jeweilige installierte STC-Leistung normierten Tageseinspeiseprofile von 286 gemessenen PV-Anlagen die Grundgesamtheit der Einspeisung der jeweiligen Typtagmenge. Nicht vollständig besetzte Tagesprofile wurden entfernt.

Da bei der Berechnung der Spitzen- und Schwachlasten insbesondere die Tage von Interesse sind, die besonders ausgeprägte Spitzen- bzw. Schwachlasten aufweisen, wird für die folgende Analyse von einem Worst-Case Ansatz ausgegangen. D.h., aus der Grundgesamtheit der Einspeiseprofile der jeweiligen Typtagmenge, wurde in einem vorgezogenen Schritt für jeden Typtag der Tag mit der maximalen PV-Einspeisung P'_{max} ermittelt. Dieser entspricht dem Tag mit der maximalen, kumulierten Einspeiseleistung $P_{PV,max}$ aus den Tagen i einer Typtagmenge, berechnet aus dem arithmetischen Mittelwert der zeitpunktscharf summierten und vollständig besetzten $n_{PV,i}$ Tageseinspeiseprofile $P_{PV}(t)$ über alle der Typtagmenge zugeordneten Tage k .

$$P_{PV,max,i} = \max_i \left\{ \frac{1}{n_{PV,i}} \sum_{x=1}^{n_{PV,i}} P_{PV,x}(t) \right\} \quad (7)$$

Mit $t=[1;144]$ (10 Minuten-Mittelwerte eines Tages) und $i=[1;k]$ (k = Anzahl einer Typtagmenge zuordenbare Tage).

Die maximale PV-Einspeiseleistung P'_{max} , über alle einer Typtagmenge zuordenbaren Tage k , ergibt sich aus

$$P'_{max} = \max_i \{ P_{PV,max,i} \} \quad (8)$$

Der jeweilige Typtag i_{max} mit der maximalen PV-Einspeisung ist letztlich definiert als

$$i_{max} = \{ i | \exists ! P_{PV,max,i} = P'_{max} \} \quad (9)$$

Für die gemessenen PV-Einspeiseprofile ergeben sich die Worst-Case-Typtage gemäß Tabelle 2.

Tabelle 2: Tage mit maximaler PV-Einspeisung aus den Smart-Meter Messdaten der Projektregion „Seebach“.

Typtag	Winter/Werktag	Übergang/Werktag	Sommer/Werktag
Datum	07.03.2011	06.05.2011	30.05.2011

Die Bestimmung des Einflusses der PV-Einspeisung auf die Ersatzlast von n H0-Privathaushalten erfolgt für jedes n anhand des im Folgenden dargestellten Algorithmus:

Schritt 1: Zufälliges Ziehen von n vollständig besetzten H0-Profilen aus der zugehörigen Typtagmenge der Lasten, ohne Zurücklegen.

Schritt 2: Zufälliges Ziehen von n normierten PV-Profilen des Tages mit der höchsten PV-Leistung pro Typtag (i_{max}).

Schritt 3: Skalierung der n PV-Profile von 1 kWp bis 10 kWp.

Schritt 4: Überlagerung der n Lastprofile mit den n Einspeiseprofilen und Berechnung der Spitzen- und Schwachlast.

Die Schritte 1 bis 4 werden insgesamt 10.000 mal durchgeführt. In Abbildung 9 ist das Ergebnis der Untersuchung in Abhängigkeit der Anzahl der Privathaushalte n als 99% Spitzenlastperzentil und 1% Schwachlastperzentil dargestellt.

Es ist zu erkennen, dass eine steigende PV-Durchdringung (in kWp pro Haushalt) einen deutlichen Einfluss auf das 1% Schwachlastperzentil (im Folgenden $P_{min,PV,1}$) besitzt, während das 99% Spitzenlastperzentil nahezu unbeeinflusst bleibt.

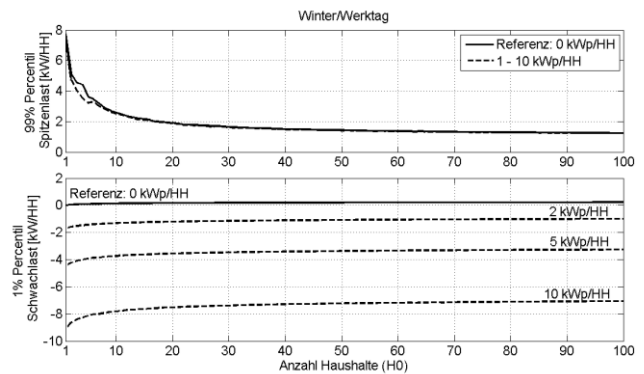


Abbildung 9: Einfluss der PV-Einspeisung auf die 99% Spitzenlastperzentile und die 1% Schwachlastperzentile in Abhängigkeit der H0-Haushalte.

Zur Extraktion eines funktionalen Zusammenhangs von $P_{min,PV,1}$ in Abhängigkeit der Anzahl der H0-Haushalte n und der installierten PV-Leistung P_{PV} in [kWp/HH] wird das in Abbildung 10 dargestellte Ergebnis mittels Gleichung (10) approximiert. Der Parameterfit erfolgte anhand der Methode der kleinsten Fehlerquadrate.

$$P_{min,PV,1} = f(n, P_{PV})$$

$$P_{min,PV,1} = a \cdot n^{b \cdot P_{PV}} + c \cdot P_{PV} + d \cdot n + e \quad (10)$$

Die Datenbasis des Parameterfit (vgl. auch Abbildung 9) und Gleichung (10) mit den gefitteten Parametern (vgl. Tabelle A im Anhang) sind in Abbildung 10 dargestellt.

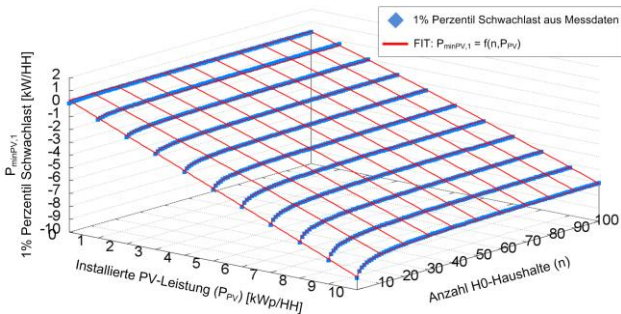


Abbildung 10: Verläufe der 1% Schwachlastperzentile in Abhängigkeit der installierten PV-Leistung und der Anzahl der H0-Haushalte (Winter/Werktag).

Abbildung 11 zeigt den relativen Fehler, der durch die Anwendung von Gleichung (10) zu erwarten ist. Es wird deutlich, dass die 1% Schwachlastperzentile für installierte PV-Leistungen von 3 bis 10 kWp/HH sehr gut durch Gleichung (10) approximiert werden kann. Für PV-Leistungen von 0 bis 2 kWp/HH ist der relative Fehler aufgrund der geringen absoluten Schwachlastwerte (vgl. Abbildung 9 und 10) vergleichsweise hoch. Allerdings spielt dieser Leistungsbereich bei der Abschätzung der zu erwartenden rückwärtigen Leistungsflüsse eine vernachlässigbare Rolle, weshalb die Anwendbarkeit von Gleichung (10) in den Intervallgrenzen $n=[1;100]$ und $P_{PV}=[3;10]$ gegeben scheint.

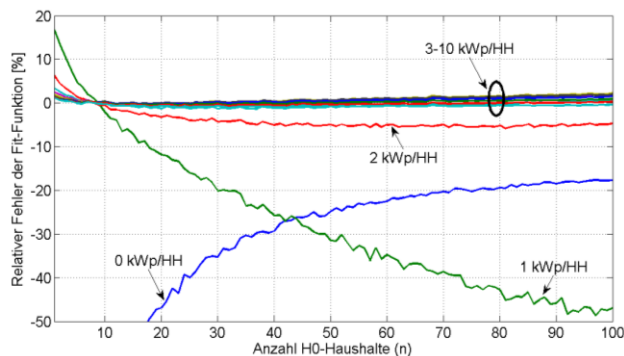


Abbildung 11: Relativer Fehler der Fit-Funktion.

Die nahezu identisch verlaufenden 1% Schwachlastperzentile der Seebach- und MeRegio-Daten (vgl. Abbildung 5) legt eine Übertragbarkeit von Gleichung (10) auf andere Regionen nahe. Diese Aussage sollte allerdings in weiterführenden Untersuchungen überprüft werden.

Die von einer bestimmten Lastflussrichtung ausgehende Unterscheidung zwischen Spitzen- und Schwachlast ist der absoluten Betrachtung der Lastflüsse vorzuziehen, da Netzbetreiber je nach Lastflussrichtung unterschiedliche Grenzwerte für Spannungsanstiege bzw. Spannungsabfälle einhalten müssen.

5.2 Gleichzeitigkeit räumlich ausgedehnter PV-Einspeisung

Der Einfluss der PV-Einspeisung auf das erwartbare 1% Schwachlastperzentil war Gegenstand der Untersuchungen im vorangegangenen Abschnitt 5.1. Es stellt sich an dieser Stelle die Frage, inwieweit die räumliche Entfernung von PV-Anlagen einen Einfluss auf die Gleichzeitigkeit ihrer Einspeisespitzen hat, so dass die Angaben aus Abschnitt 5.1 auch in Abhängigkeit der Entfernung der Anlagen zueinander erfolgen müssen.

Hierbei wurde zunächst der im Untersuchungs-jahr aufgetretene Worst-Case Fall der Gleichzeitigkeit von zwei Anlagen zugrunde gelegt. Das heißt, es wurde für jeweils ein 2er Tupel von PV-Anlagen geprüft, zu welchem Zeitpunkt im Jahr die Summe der beiden Einspeisungen maximal wird. Abbildung 12 zeigt beispielhaft eine 2er Tupel-Kombinations-Variante. Insgesamt ergaben sich für die untersuchten 216 Anlagen 23220 Kombinationen.

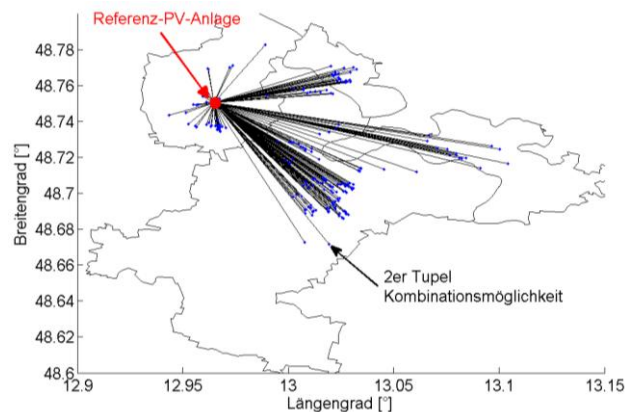


Abbildung 12: Beispiel für die Ermittlung des Gleichzeitigkeitsfaktors der Einspeisung über Anlagen-Paare.

Die Einspeisesumme des jeweiligen 2er Tupel in Beziehung gesetzt zur Summe der STC Nennleistungen der beiden Anlagen ergibt den „Gleichzeitigkeitsfaktor der Einspeisung“ (GFE). Abbildung 13 stellt das Ergebnis der Auswertung dar. Es wird deutlich, dass auch bei einer Entfernung von 12 km die höchste auftretende Gleichzeitigkeit nahezu der von nebeneinander stehenden Anlagen entspricht. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die höchste auftretende Gleichzeitigkeit diejenige für einen wolkenlosen Tag darstellt. An einem solchen Tag wird im betrachteten Entfernungsbereich die Gleichzeitigkeit der Einspeisung nahezu ausschließlich durch die Durchmischung der Anlagen im Hinblick auf Neigungswinkel und Ausrichtung bestimmt.

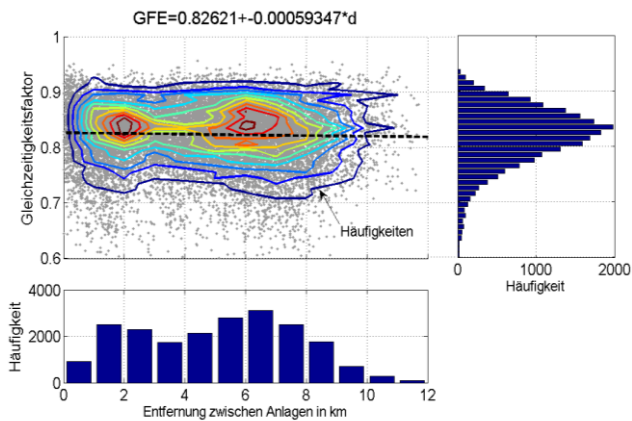


Abbildung 13: Gleichzeitigkeitsfaktor der Einspeisung mit zugehöriger Häufigkeitsverteilung als Funktion der Entfernung jeweils zwischen zwei Anlagen

Für die Abschätzung des Einflusses der PV-Einspeisung auf das 1% Schwachlastperzentil in Niederspannungsnetzen bedeutet dies, dass sich die Entfernung der einzelnen PV-Anlagen zueinander nicht wesentlich auf das Ergebnis auswirkt, so dass es zulässig erscheint, den Einfluss des räumlichen Anlagenabstands in Niederspannungsnetzen zu vernachlässigen.

5.3 Einfluss von E-Kfz auf die Ersatzlast

Um abschätzen zu können, wie stark die zusätzliche Belastung eines NS-Netzes durch E-Kfz ausfällt, ist es notwendig vorab Ladeprofile für Elektrofahrzeuge zu bestimmen. Mit Hilfe des in [6] beschriebenen Verhaltens von Fahrzeughalter wurden in [7] zufällige Einzellastprofile von E-Kfz generiert. Diese beinhalten für ein einzelnes Fahrzeug zufällig bestimmte Ankunftszeit und Tagesfahrkilometer, sowie im ungesteuerten Fall, wann und wie lange das Fahrzeug mit einer bestimmten Ladeleistung lädt. Durch Mittelwertbildung vieler erzeugter Einzellastprofile lässt sich ein Standardlastprofil für Elektromobilität für verschiedene Ladeleistungen gewinnen [7] (vgl. Abbildung 14).

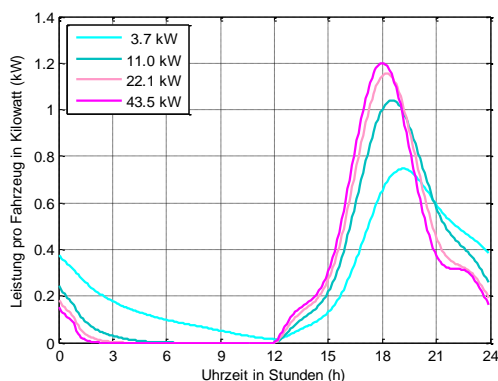


Abbildung 14: Standardlastprofil für Elektromobilitätslasten verschiedener Ladeleistungen [7].

Inwieweit sich die Netzbelastung erhöht, lässt sich beispielsweise über eine Betrachtung der Spitzenlasten analog zu Abschnitt 4.3 abschätzen. Dazu wird die gleiche Vorgehensweise gewählt, nur dass für jede Anzahl

von Haushalten folgende Schritte zusätzlich ausgeführt werden:

Schritt 1: Zufällige Bestimmung der Fahrzeuge pro Haushalt (im Mittel 1,1 Fhz/HH).

Schritt 2: Zufällige Bestimmung des Anteils von E-Kfz an der Fahrzeugflotte in Abhängigkeit des Durchdringungsgrades.

Schritt 3: Überlagerung der H0-Lastprofile mit den E-Kfz Lastprofilen.

Diese Vorgehensweise wird für drei unterschiedliche Durchdringungsgrade, 10%, 20% sowie 50%, bei einer Ladeleistung von 11 kW durchgeführt.

Jedes der drei Szenarien wird dabei einmal bei ungesteuerter Ladung betrachtet, wenn das Fahrzeug direkt nach Ankunft zu Hause geladen wird, und bei Gebrauch eines einfachen Lademanagements, welches keine Kommunikation voraussetzt. Dieses Lademanagement zieht dabei zufällig eine Zielzeit zwischen 0 und 5 Uhr morgens, bei der das Auto vollständig geladen sein soll. Das Fahrzeug beginnt den Ladevorgang erst, wenn die Zeit bei maximaler Ladeleistung gerade noch ausreicht zur Zielzeit die Batterie vollständig geladen zu haben.

Abbildung 15 zeigt die resultierenden Spitzenlasten über variierender Anzahl von Haushalten für die unterschiedlichen Fälle und die MeRegio Haushaltsdaten.

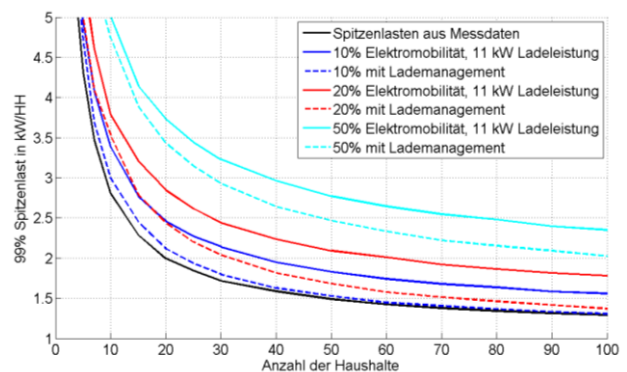


Abbildung 15: Erhöhung der Spitzenlast durch Elektromobilität in Abhängigkeit der Zahl der Haushalte, Ladeleistung und Durchdringungsgrad.

Die Erhöhung für das 10% Szenario fällt bereits erheblich aus. Mit Hilfe des Lademanagements kann die erhöhte Spitzenlast fast auf die ursprünglichen Spitzenlasten zurückgeführt werden. Das 20% und 50% Szenario erhöhen die Spitzenlast bereits so sehr, dass eine Anpassung der Netzplanung unumgänglich wird. Das Lademanagement reduziert die Spitzenlast zwar deutlich, sie liegt aber nach wie vor oberhalb der ursprünglichen Spitzenlast. In Abbildung 16 ist die prozentuale Erhöhung der Spitzenlast für die Szenarien aufgetragen.

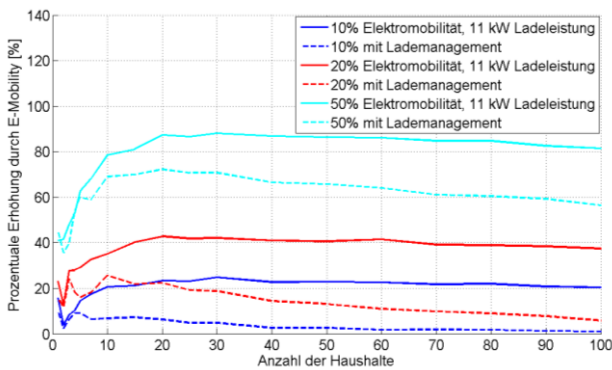


Abbildung 16: Prozentuale Erhöhung der Spitzenlast durch Elektromobilität in Abhängigkeit der Zahl der Haushalte, Ladeleistung und Durchdringungsgrad.

Die Abbildung zeigt deutlich, dass bereits bei einem Durchdringungsgrad von 10% mit einer Erhöhung der Spitzenlast von in etwa 20% gerechnet werden muss. Ein einfaches Lademanagement ohne Kommunikation könnte die Erhöhung nahezu komplett kompensieren. Für einen Durchdringungsgrad von 50% ist das Potential der Reduktion der Spitzenlast durch das Lademanagement früh erschöpft, da die Spitzenlast hier nicht mehr abends, sondern in der Nacht beim Laden der Elektroautos auftritt.

6 Zusammenfassung

In diesem Beitrag wurden die Messdatensätze von insgesamt 1077 Smart-Meter-Bezugszählern und 268 Smart-Meter-Einspeisezählern, aufgezeichnet über den Zeitraum eines Jahres, aus drei Smart-Grid Projektregionen stochastisch ausgewertet, um neue Erkenntnisse für die Auslegung von Niederspannungsnetzen zu gewinnen.

Neue Erkenntnisse konnten für die Bestimmung des Einflusses von PV-Einspeisung und dem Ladeverhalten von E-Kfz auf die Spitzen- und Schwachlast gewonnen werden. Durch die Auswertung der Bezugs- und Einspeisemessdaten konnte ein mathematischer Zusammenhang zur Berechnung von rückwärtigen Leistungsflüssen in Abhängigkeit der Anzahl der H0-Haushalte und der installierten PV-Leistung hergeleitet werden. Es zeigte sich, dass die räumliche Entfernung der PV-Anlagen zueinander, bei der Betrachtung von Extremszenarien im Entfernungsbereich bis 12 km, keine Einflussgröße darzustellen scheint. Die Übertragbarkeit der Ergebnisse auf andere Regionen sollte in weiteren Studien untersucht werden.

Bei der Berücksichtigung von E-Kfz konnte eine Erhöhung der erwartbaren Spitzenlasten in Abhängigkeit des Durchdringungsgrads nachgewiesen werden. Durch den Einsatz von relativ einfachen Ladestrategien lässt sich dieser Einfluss allerdings wieder deutlich reduzieren.

Danksagung

Die Autoren danken dem Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit, dem Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie sowie dem Projekt-

träger Jülich für die Unterstützung in den Projekten PV-Integrated (FKZ 0325224A) und MeRegio. Des Weiteren bedanken sich die Autoren bei den Verantwortlichen der E.ON Bayern AG und der EnBW Regional AG (namentlich Herrn Matthias Seel) für die Bereitstellung der Daten sowie bei Herrn Gerhard Walker für die Aufbereitung der Daten zu Sonderbuch. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren.

7 Anhang

Tabelle A: Gefittete Parameter für Gl. 6 und Gl. 10

Gleichung (6) Winter/Werktag				
		Seebach	Sonderbuch	MeRegio
Winter/ Werktag	Go	0.2977546	0.148755	0.3019
	α	-0.7039851	-0.4580212	-0.6272
	β	8.419269	7.057533794	10.13
	γ	-0.1766382	-0.20977858	-0.2255
Gleichung (10) Winter/Werktag				
Winter/ Werktag	a	-3.06733	-	-
	b	-0.0208252	-	-
	c	-0.924729	-	-
	d	0.000247005	-	-
	e	3.30703	-	-

8 Referenzen

- [1] E.ON Bayern AG, „smart grid Forschungsprojekt der E.ON Bayern AG,“ [Online]. Abgerufen am 15.08.2012 unter: http://www.eon-bayern.com/pages/eby_de/_Netz/Smart_Grid/VOe_Projektbeschreibung/Artikel_Netz_der_Zukunft_Version_Intranet.pdf
- [2] Eilenberger, S., Schöllhorn, D., Braun, M., „Aktives, intelligentes Niederspannungsnetz Sonderbuch-Messdaten, Simulation und Optimierungsmöglichkeiten“, VDE Kongress 2012, Veröffentlichung am 11/2012
- [3] EnBW Vertrieb GmbH, „MeRegio – Intelligent vernetzt“, Offizielle Homepage der Projektregion MeRegio. [Online]. Abgerufen am 24.08.2012 unter: <http://www.meregio.de/index.php?page=index>
- [4] Bundesverband der deutschen Gas- und Wasserwirtschaft (BGW), „Abwicklung von Standardlastprofilen,“ Berlin, 2007.
- [5] Kaufmann, W., „Planung öffentlicher Elektrizitätsverteilungssysteme,“ VDE-Verlag GmbH, 1. Ausgabe 1995
- [6] Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung, „Mobilität in Deutschland 2008,“, Bonn, 2010.
- [7] Probst, A., Braun, M., Tenbohlen, S., „Erstellung und Simulation probabilistischer Lastmodelle von Haushalten und Elektrofahrzeugen zur Spannungsbandanalyse“, Internationaler ETG-Kongress, Würzburg, 2011