

Modellierung der Investitionsdynamik von Aufdach-Photovoltaikanlagen in Deutschland

Martin KLEIN *

Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR), Institut für Technische Thermodynamik, Abteilung Systemanalyse und Technikbewertung, Wankelstr. 5, 70563 D-Stuttgart, Tel: +49 711 6862-8239, m.klein@dlr.de

Kurzfassung: Untersuchungsgegenstand sind die Investitionen in Aufdach-Photovoltaikanlagen in Deutschland in den Jahren 2009 bis 2014. Es wird ein Modellmechanismus vorgestellt, der anhand der absoluten Anzahl der Installationen pro Monat Rückschlüsse auf die Investitionsbereitschaft im zeitlichen Verlauf zulässt. Wir finden, dass die mittlere Mindestverzinsung, die notwendig ist, um den beobachteten Zubau zu erklären, über die Zeit gesunken ist.

Keywords: *Photovoltaik, Investitionen, Mindestverzinsung, Monte-Carlo Simulation*

1 Einleitung

Ein Streben nach Nachhaltigkeit und die Notwendigkeit der Vermeidung eines gefährlichen Klimawandels hat das Interesse von Wissenschaftlern, Entscheidungsträgern und der Zivilgesellschaft geweckt, die Methoden der Erzeugung, der Verteilung und des Verbrauchs von Energie zu überdenken. Dabei spielt die Erreichung eines hohen Anteils von erneuerbaren Energien (EE) im Stromsystem eine entscheidende Rolle (Williams et al., 2011). Während das technische Potential von EE ausreichend groß ist, um den Weltenergiebedarf zu decken (Müller-Steinhagen & Nitsch, 2005), spielen EE-Technologien noch eine eher geringe Rolle auf globaler Skala (IEA, 2014). Aus energiewirtschaftlicher Perspektive müssen Investitionen in Energieinfrastruktur daher in Richtung EE verlagert werden (Schmidt, 2014).

Ein besonderes Beispiel für die Dynamik von technischem Fortschritt, Kostendegression und Marktwachstum kann im Bereich der Photovoltaik (PV) gefunden werden (Candelise et al., 2013); die Auswirkungen eines verstärkten Zubaus an PV auf den Strommarkt könnten jedoch erheblich ausfallen (Haas et al., 2013). Neben einer erhöhten Fluktuation der Einspeisung und dem preisdämpfenden Merit-Order-Effekt an der Strombörse ist dabei der Trend zu nennen, dass immer mehr Verbraucher einen Teil ihrer Last durch eine eigene PV-Anlage selbst decken. Diese sogenannten „Prosumer“ (ein Kofferwort aus „Producer“ und „Consumer“) könnten das Energiesystem in eine zunehmend dezentrale Richtung umformen (Schleicher-Tappeser, 2012). Bei sich weiter reduzierenden Investitionskosten für PV-Anlagen und Batteriespeichern ist es wahrscheinlich, dass diese Eigenverbrauchs-Thematik in Zukunft noch relevanter wird (Hoppmann et al., 2014). Ein vertieftes Verständnis der Dynamik der Investitionen in erneuerbare Energien wird Gesetzgebern daher Mittel in die

* Nachwuchsautor unter 30 Jahren

Hand geben, besser abgestimmte Förderinstrumente zu gestalten und Ausbauziele genauer zu treffen, um diese Entwicklung genauer steuern zu können.

1.1 Empirische Betrachtungen

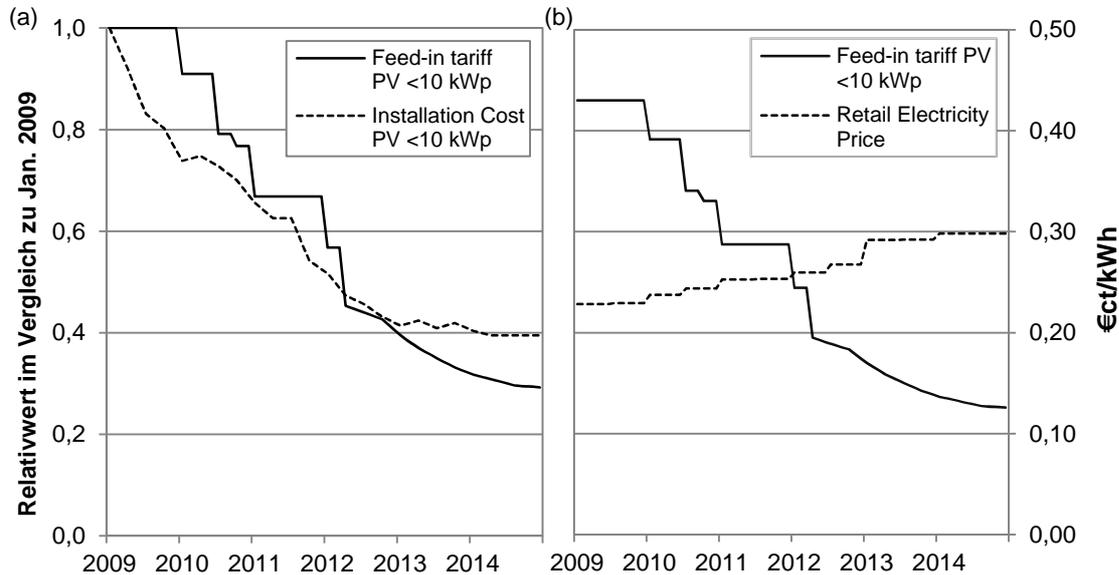


Abbildung 1 (a) Relative Entwicklung der Einspeisevergütung und Installationskosten für PV-Anlagen <10 kW_p.

(b) Absolute Entwicklung der Einspeisevergütung und des Haushaltsstrompreises. Daten: (BSW, 2014;

Bundesnetzagentur, 2015; Destatis, 2015)

Bisher haben viele Staaten auf der Welt Strom aus Photovoltaik-Anlagen mit Einspeisetarifen oder ähnlichen Instrumenten gefördert, um deren Zubau zu beschleunigen. Im Jahr 2000 wurde in Deutschland das Erneuerbare-Energien-Gesetz (EEG) eingeführt, das unter anderem eine fixe Einspeisevergütung für jede kWh an eingespeistem PV-Strom für 20 Jahre garantiert. Es war ein effektives Mittel, um eine dynamische Nachfrage nach PV-Anlagen zu generieren und deren Zubau voranzutreiben (Grau, 2014; Seel et al., 2014).

Die PV-Installationskosten und die Vergütung haben sich erheblich in den Jahren 2009-2014 geändert. Abbildung 1 (a) zeigt die Entwicklung auf einer relativen Skala, Abbildung 1 (b) zeigt die Entwicklung des Haushaltsstrompreises und der Einspeisevergütung. Seit etwa 2012 ist die Einspeisevergütung geringer als der durchschnittliche Haushaltsstrompreis. Seitdem haben Hausbesitzer mit einer neu zu errichtenden PV-Anlage einen realen ökonomischen Anreiz, so viel Energie wie möglich selbst zu verbrauchen (Hoppmann et al., 2014; Luthander et al., 2015).

Abbildung 2 illustriert die Anzahl der monatlichen PV-Installationen kleiner 10kW_p in den Jahren 2009-2014, insgesamt etwa 550.000 Anlagen. In Deutschland gibt es etwa 10 Millionen Einfamilienhäuser, die vom Eigentümer/in bewohnt werden (Statistisches Bundesamt, 2015); insgesamt haben sich also ca. 5,5% der Hausbesitzer in diesem Zeitraum für die Installation einer Solaranlage entschieden, unter der Annahme, dass alle Anlagen kleiner 10kW_p Aufdachanlagen waren. Die Entwicklung des Zubaus wurde durch ausgeprägte Spitzen in den Jahren 2009-2012 gekennzeichnet, die zu erwartenden schrittweisen Einspeisevergütungseinschnitten zu entsprechen scheinen.

Der Mechanismus über Einspeisetarife für Anlagen kleiner 10 kW_p wurde im Betrachtungszeitraum konstant gehalten. Allerdings haben sich die drei wichtigsten Faktoren, die die Rentabilität der Anlagen beeinflussen, nämlich die Installationskosten, die Einspeisevergütung und der Haushaltsstrompreis, erheblich verändert. Ceteris paribus ermöglicht dies eine interessante Untersuchung der Beziehung der drei Faktoren auf den tatsächlichen Zubau von PV-Anlagen.

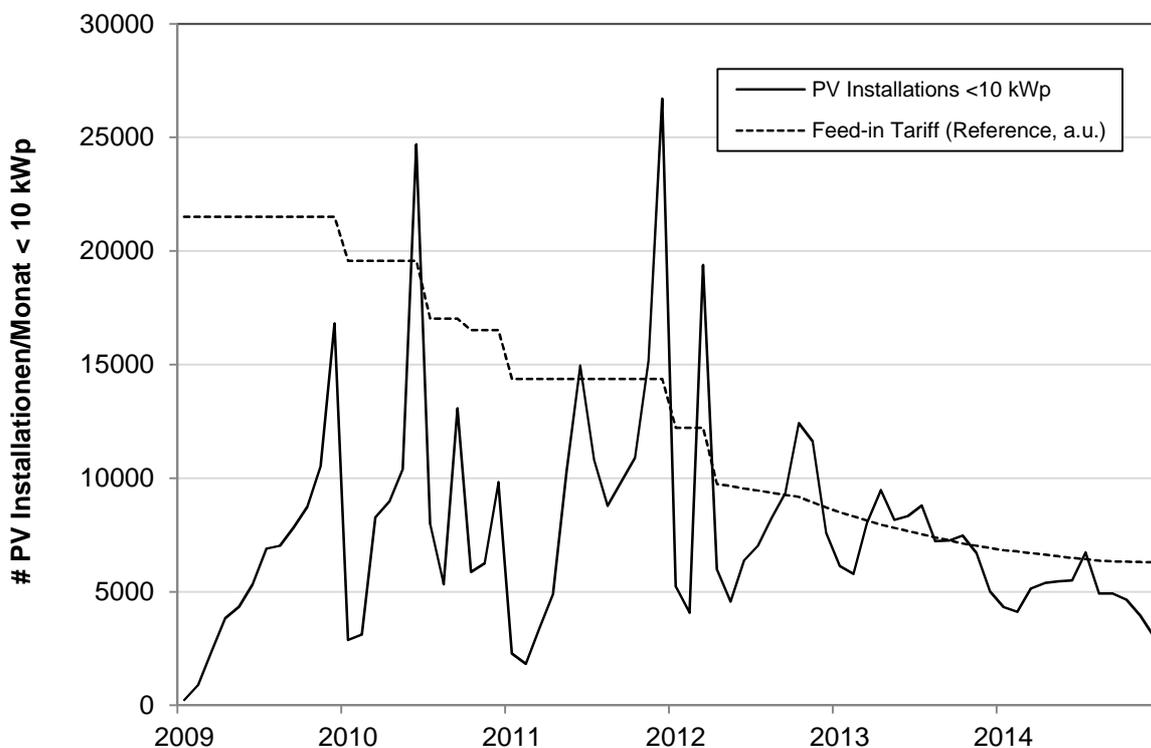


Abbildung 2: Anzahl der PV-Installationen <10kWp in den Jahren 2009-2014. Daten: (Bundesnetzagentur, 2015)

1.2 Vorangegangene Arbeiten in der Literatur

Verschiedene Arbeiten haben sich bereits mit der Dynamik des Ausbaus von Photovoltaikanlagen befasst: (Grau, 2014) hat ein dynamisches Modell zur Anpassung von Einspeisevergütungen vorgestellt. Ähnliche Arbeiten stammen beispielsweise von (van Benthem et al., 2008), (Wand & Leuthold, 2011) und (Lobel & Perakis, 2011), mit dem Zusatz von Technologie-Diffusionstermen. Diese Modelle betrachten nur den relativen Zubau, da sie an historische Daten angepasst werden und so keine Interpretation für den absoluten Wert des Zubaus liefern. In der Literatur werden auch Netzwerk- und Nachbarschaftseffekte betrachtet, siehe beispielsweise (Palmer et al., 2015; Rai & Robinson, 2013). Diese Modelle sind jedoch nur schwierig zu generalisieren und lassen sich nicht in einer analytisch geschlossenen Form darstellen.

Welcher Mechanismus kann den absoluten Wert der Installationen von PV-Anlagen abbilden? Wie hat der Relativ- und Absolutwert von Einspeisevergütungen und Installationskosten den PV-Zubau zeitlich und räumlich beeinflusst? Wir wollen eine fundamentale Interpretation für die Entwicklung der absoluten Anzahl der Aufdach-

Photovoltaik-Anlagen geben und wollen zeigen, wie unser vorgeschlagener Mechanismus mit Discrete-Choice-Modellen verknüpft werden kann.

Der Rest des Beitrags ist wie folgt aufgebaut: Kapitel 2 wird die Methodik und die Eingangsdaten der Modellierung vorstellen. Kapitel 3 stellt die Ergebnisse dar, in Kapitel 4 werden diese diskutiert. Kapitel 5 werden die Schlussfolgerungen aus der Betrachtung gezogen.

2 Methodik

2.1 NPV-Berechnung

Investitionsentscheidungen werden häufig auf Basis der Kapitalwertmethode (engl. Net Present Value, Abk.: NPV) getroffen, wobei ein $NPV > 0$ ein lohnendes Projekt bezeichnet (Brealey & Myers, 2000). Wir berechnen den NPV wie folgt:

$$NPV(r, t) = -C_0(t) + \sum_{n=1}^T \frac{C_{+,n}(t) - C_{-,n}(t)}{(1+r)^n} \quad (1)$$

wobei $C_0, C_{+,n}, C_{-,n}$ die Anfangsinvestition und positive und negative Kapitalflüsse in Jahr n zur Aufstellzeit t bezeichnen. r ist die Abzinsrate, T die Projektlaufzeit. Eingangsparameter für die NPV-Berechnung in unserer Fallstudie sind die Anfangsinvestition für das PV-System, die Abzinsrate, die Projektlaufzeit, die sogenannte Performance Ratio, der Eigenverbrauchsanteil, Moduldegradation, Dachneigung, die Einspeisevergütung, der Haushaltsstrompreis und die Solareinstrahlung.

2.2 Monte-Carlo-Simulation

Mit einer Monte-Carlo-Methode variieren wir die Eingangsparameter der NPV-Berechnung (Darling et al., 2011) und erstellen so eine Menge an NPVs von *möglichen* PV-Anlagen mit unterschiedlicher Wirtschaftlichkeit. Der Anteil an Anlagen mit einem $NPV > 0$ hängt von der gewählten Abzinsrate r und der Aufstellzeit t (die im Modell die Anfangsinvestition, die Vergütung und den Haushaltsstrompreis bestimmt) ab. Diesen Anteil nennen wir ökonomisches Potential Θ :

$$\Theta(r, t) = N^{-1} \sum_{i=1}^N \delta_i(r, t), \quad \delta_i(r, t) = \begin{cases} 1, & NPV_i(r, t) > 0 \\ 0, & NPV_i(r, t) \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

wobei der Index i einen einzelnen Monte-Carlo-Zug und N die Gesamtanzahl der Würfe beschreibt. Der Einwand, dass Hausbesitzer nicht nach rein ökonomischen Gesichtspunkten handeln werden, ist für unsere Analyse zunächst unerheblich. Jedes Projekt hat tatsächliche Kapitalflüsse und eine Laufzeit, und insofern kann man eine implizite Zinsrate ausrechnen, für die der NPV genau 0 wird, das heißt das Projekt gerade attraktiv genug wird, um gebaut zu werden. Tabelle 1 gibt einen Überblick über die verwendeten Parameter und deren Verteilung in unserer Studie.

Tabelle 1: Eingangsparmeter und statistische Verteilungen der Monte-Carlo-Simulation

Eingangsparameter	Einheit	Verteilung	Min.	Modalwertr	Max.	Abgeleitet aus
Investment	€/kW _p	Normal	Mittelwert: Daten, Std.-Abweichung:: 10%			(BSW, 2014)
Anlagengröße	kW _p	Gleichverteilt	0	5	10	Model assumption
Performance Ratio	%	Beta	75	84	90	(Reich et al., 2012)
Eigenverbrauchsrate	%	Beta	0	5	20	(Luthander et al., 2015) (Weniger et al., 2014)
Modul-Degradation	%/a	Beta	0.0	0.5	2.0	(Jordan & Kurtz, 2011)
Dachneigung	[1]	Beta	0.25	0.98	1.00	(Mainzer et al., 2014)
Optimale Solareinstrahlung	kWh/ kW _p /a	Beta	1161	1220	1403	(Huld et al., 2012)
O&M Anteil	%	Normal	Mittelwert: 1.5, Std.-Abweichung: 0.15			(Hoppmann et al., 2014)
Haushaltsstrompreis	€/kWh	Normal	Mittelwert: Daten, Std.-Abweichung: 5%			(Destatis, 2015)
Projektlaufzeit	Jahre	Konstant	20			Model assumption
Einspeisevergütung	€/kWh	Zeitreihe	0.1259	-	0.4300	(Bundesnetzagentur, 2015)

Die Ableitung der Potentials Θ nach der Abzinsrate r , $\vartheta(r, t) = -\frac{\partial\Theta(r, t)}{\partial r}$, liefert die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der internen Zinsfüße der gewählten möglichen Projekte (Hillier, 1963), da der interne Zinsfuß (engl: internal rate of return, Abk. IRR) genau als die Rate r definiert ist, für die NPV = 0 gilt. In unserer Simulation ist die Funktion etwa normalverteilt, mit einem Mittelwert $\mu_{IRR}(t)$ und Standardabweichung $\sigma_{IRR}(t)$. Um den absoluten Wert des Zubaus in einem Monat zu berechnen, schlagen wir folgenden Mechanismus vor: Potentielle PV-Anwender werden eine bestimmte Renditeerwartung an eine mögliche Anlage haben. Wenn diese Renditeerwartung erfüllt wird, das heißt wenn der interne Zinsfuß der möglichen Anlage über der erwarteten individuellen Mindestverzinsung (engl.: hurdle rate) liegt, wird eine Anlage auch tatsächlich gebaut. Sei $\rho(r, t)$ eine normalverteilte Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion mit Mittelwert $\mu_h(t)$ und Standardabweichung $\sigma_h(t)$, die eben diese Verteilung der individuell angelegten Mindestverzinsung der Hausbesitzer bezüglich des Baus einer PV-Anlage angibt. Wenn und nur wenn die im Monte-Carlo-Zug i gezogene Rate $r_{IRR,i}$ aus der $\vartheta(r, t)$ -Verteilung größer als die gezogene Mindestverzinsung $r_{h,i}$ aus der $\rho(r, t)$ -Verteilung ist, entscheidet sich der Hauseigentümer, in PV zu investieren, da dies einem NPV > 0 entspricht. Die Zubauwahrscheinlichkeit ist damit gegeben durch:

$$a(t) = N^{-1} \sum_{i=1}^N \varepsilon_i(t), \quad \varepsilon_i(t) = \begin{cases} 1, & r_{IRR,i}(t) - r_{h,i}(t) > 0 \\ 0, & r_{IRR,i}(t) - r_{h,i}(t) \leq 0 \end{cases} \quad (3)$$

In leichter Abwandlung (mit einer festen Schwelle und keiner Verteilung) wird dieser Mechanismus auch in (Geroski, 2000) beschrieben

3 Ergebnisse

3.1 Interpretation des Modellmechanismus

Die Zubauwahrscheinlichkeit $a(t)$ in unserem Modell ist die Schnittmenge der beiden Dichtefunktionen $\vartheta(r, t)$ und $\rho(r, t)$, siehe Abbildung 3 (a) für eine graphische Interpretation. Da beide Funktionen als normalverteilt modelliert werden, kann $a(t)$ über die Differenz zwischen den beiden Mittelwerten und deren Standardabweichungen angegeben werden. Analytisch kann dies so ausgedrückt werden:

$$a(t) = \Phi \left(\frac{\mu_h(t) - \mu_{IRR}(t)}{\sqrt{\sigma_h(t)^2 + \sigma_{IRR}(t)^2}} \right) \quad (4)$$

Der Verlauf von $a(t)$ für verschiedene Werte für σ_h und σ_{IRR} ist in Abbildung 3 (b) dargestellt, wobei große und kleine Werte für Unsicherheit hohe und niedrige Werte für die Summe der jeweiligen Standardabweichungen bezeichnen.

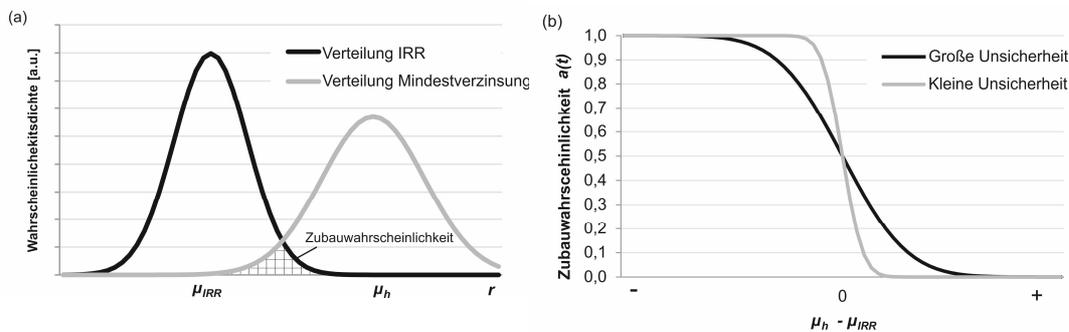


Abbildung 3: (a) Dichtefunktion der IRR- und Mindestverzinsungs-Verteilung. (b) Zubauwahrscheinlichkeit, große und kleine Werte für Unsicherheit bezeichnen hohe und niedrige Werte für die Summe der jeweiligen Standardabweichungen (jeweils schematische Darstellung).

Die Kurve hat die gleiche Form wie die Sigmoidfunktion von Probit-Modellen aus der Discrete-Choice-Theorie (Train, 2009). Die Zubau-Wahrscheinlichkeit ist hoch, wenn der Unterschied der mittleren Mindestverzinsung und des mittleren IRR $\mu_h - \mu_{IRR}$ niedrig ist. In diesem Rahmen kann die Investitionsdynamik durch zwei Faktoren beeinflusst werden, entweder mit einer Änderung der Rentabilität aller Anlagen (beispielsweise durch eine Anpassung der Einspeisevergütung), die die IRR-Verteilung betrifft, oder mit gesellschaftlichen Einflussfaktoren, die die Mindestverzinsungs-Verteilung beeinflussen. Wir nehmen zur Kenntnis, dass dieser Mechanismus auch die Modellierung von Investitionen in andere dezentrale Energietechnologien wie Wind oder Freiflächen-PV mit unterschiedlichen Parametern für $\vartheta(r, t)$ und $\rho(r, t)$ ermöglicht.

3.2 Investitionsbereitschaft

Da der tatsächlich Zubau von Aufdach-PV-Anlagen in den Jahren 2009 - 2014 bekannt ist (siehe Abbildung 2), können wir die unbekanntenen Eigenschaften des Mindestverzinsungs-Verteilung $\rho(r, t)$ nachträglich abschätzen, unter Verwendung der Gestalt der IRR-Verteilung

$\vartheta(r, t)$, die Ergebnis unserer Monte-Carlo-Simulation ist. Die Entwicklung der mittleren Mindestverzinsung μ_h für verschiedene Werte von σ_h ist in Abbildung 4 angegeben. Wir stellen fest, dass sich für alle gewählten Werte σ_h die mittlere Mindestverzinsung μ_h um mehrere Prozentpunkte im Laufe der Zeit verringert.

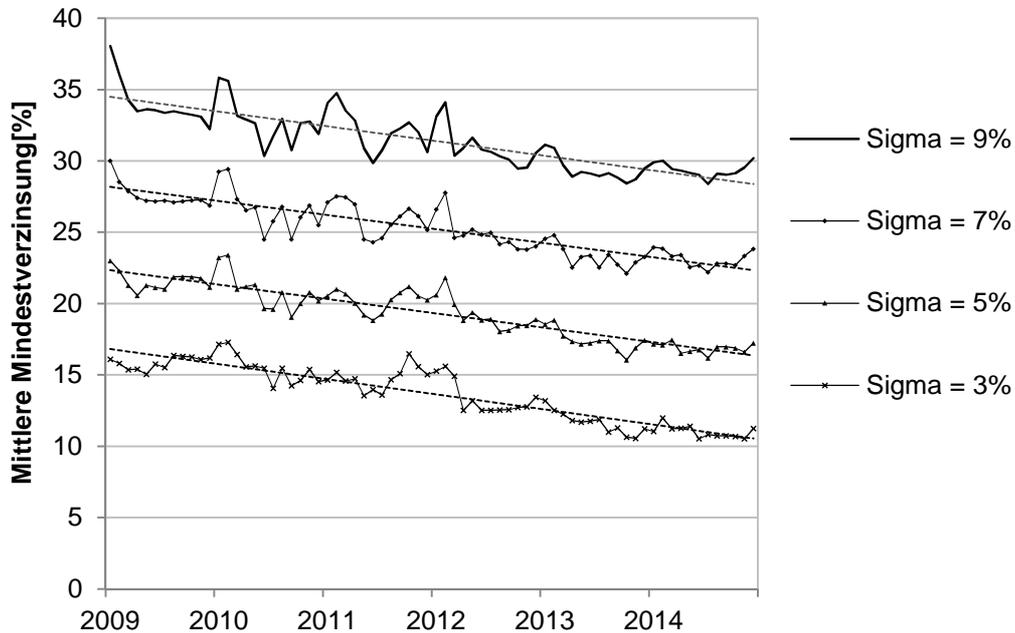


Abbildung 4: Abgeleitete mittlere Mindestverzinsung μ_h für verschiedene Abweichungen σ_h .

3.3 Regionale Unterschiede

Können wir eine bessere Schätzung für die Standardabweichung σ_h finden? Nimmt man sich die Tatsache zunutze, dass die veröffentlichten Installationsdaten Informationen zum Ort der Installation (via Postleitzahlen) enthalten und kreuzen diese örtlich aufgelösten Installationsdaten mit den Solarstrahlungsdaten, finden wir, dass der normierte Zubau räumlich variiert, wobei höhere Zubauraten für Standorte mit höheren Solareinstrahlungen beobachtet werden (Abbildung 5, durchgezogene schwarze Linie).

Vergleichen wir dieses Ergebnis mit unseren Modellrechnungen (Abbildung 5, gestrichelte Linien). Das allgemeine Muster ist für alle σ_h als erfüllt. Die beste Anpassung erhält man ist für $\sigma_h = 7\%$, für das die Summe der quadratischen Residuen am kleinsten ist.

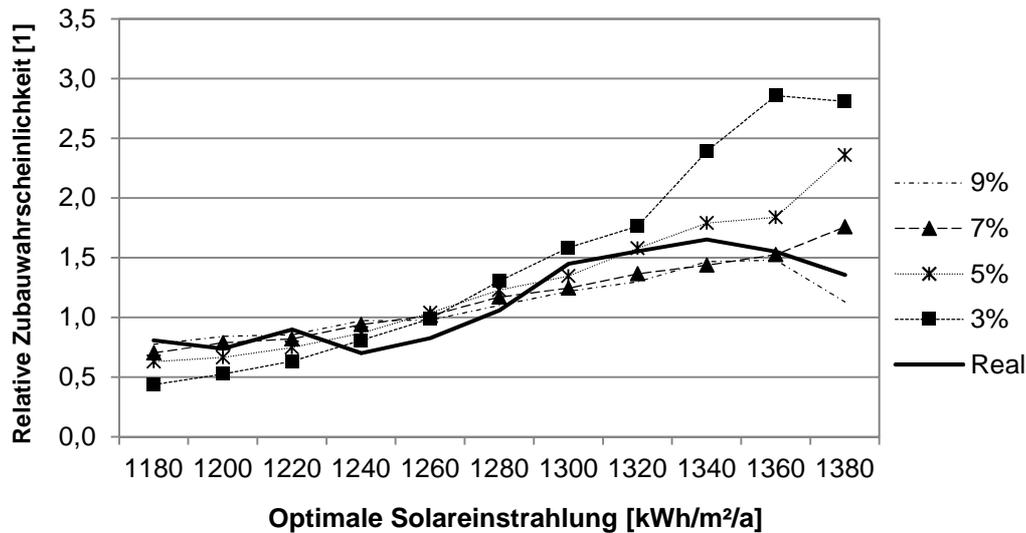


Abbildung 5: Relative Zubauwahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von der Solareinstrahlung (Realwerte und verschiedene Werte σ_h).

4 Diskussion

4.1 Hat sich das Investitionsverhalten über die Zeit geändert?

Unsere Betrachtung offenbart einige interessante Erkenntnisse: Die Spitzen in den Zubaudaten, wie sie in Abbildung 2 zu sehen zu sind, können mit unserer Kurve der Zubauwahrscheinlichkeit aus Formel (4) bzw. Abbildung 3 (b) erklärt werden, die stark ansteigt, wenn $\mu_{IRR} \sim \mu_h$ liegt. In diesen Situationen hat eine geringfügig größere Rendite einen nicht-linearen Effekt auf den Zubau.

Die regionale Varianz im Zubau kann gut abgebildet werden, und ist mit der Varianz des Solarertrags und somit mit unterschiedlichen Renditen für verschiedene Standorte erklärbar.

Als zentrales Ergebnis finden wir, dass die mittlere Mindestverzinsung, die angelegt werden muss, um den PV-Zubau in seiner beobachteten Höhe zu erklären, im Laufe der Zeit gesunken ist. Der Grund dafür könnte zweierlei sein: Entweder eine Veränderung der gesamtwirtschaftlichen Rahmenbedingungen, d.h., dass den Entscheidern relativ bessere Anlagemöglichkeiten fehlten, oder dass der weit verbreitete und sichtbare Zubau von PV mehr Leute dazu bewegte, eben eine solche Anlage zu installieren, selbst unter Inkaufnahme einer geringeren Rendite.

4.2 Ausblick

Die Ergebnisse werden verwendet, um ein agentenbasiertes Modell des deutschen Strommarktes (Reeg et al., 2013) zu erweitern, um Erkenntnisse über die Integration von erneuerbaren Energien in das Energiesystem zu gewinnen. Ziel ist es, den Zubau von erneuerbaren Energiequellen endogen zu modellieren. Der Modellmechanismus selbst sollte auf andere EE-Technologien (PV-Freiflächen, Windkraft) und auf andere Branchen (z.B. den Verkehrssektor (Kaufentscheidungen von Fahrzeugen)) angewendet werden, um die Robustheit und Übertragbarkeit des Modells zu testen.

5 Schlussfolgerung

Wir schlagen einen Modellmechanismus vor, um den absoluten monatlichen Zubau an Aufdach-Photovoltaikanlagen zu modellieren. Da wir den tatsächlichen absoluten Zubau an PV-Anlagen in den Jahren 2009 bis 2014 empirisch bestimmen können, ermöglicht dies retrospektiv Rückschlüsse auf die Entwicklung der erwarteten Mindestverzinsung zu ziehen. Wir finden, dass die mittlere Mindestverzinsung, die angesetzt werden muss, um den tatsächlichen monatlichen Photovoltaik-Zubau in Deutschland zu erklären, über die Zeit gesunken ist.

Literaturverweise

- Brealey, R. A., & Myers, S. C. (2000). *Principles of Corporate Finance* (6th ed.). McGraw-Hill.
- BSW. (2014). Bundesverband Solarwirtschaft e.V., Statistische Zahlen der deutschen Solarstrombranche (Photovoltaik). Retrieved from http://www.solarwirtschaft.de/fileadmin/media/pdf/2013_2_BSW_Solar_Faktenblatt_Photovoltaiik.pdf
- Bundesnetzagentur. (2015). *Archivierte Datenmeldungen*. Retrieved from http://www.bundesnetzagentur.de/cdn_1431/DE/Sachgebiete/ElektrizitaetundGas/Unternehmen_Institutionen/ErneuerbareEnergien/Photovoltaik/ArchivDatenMeldgn/ArchivDatenMeldgn_node.html
- Candelise, C., Winkler, M., & Gross, R. J. K. (2013). The dynamics of solar PV costs and prices as a challenge for technology forecasting. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 26, 96–107. doi:10.1016/j.rser.2013.05.012
- Darling, S. B., You, F., Veselka, T., & Velosa, A. (2011). Assumptions and the levelized cost of energy for photovoltaics. *Energy & Environmental Science*, 4(9), 3133. doi:10.1039/c0ee00698j
- Destatis. (2015). *Daten zur Energiepreisentwicklung - Lange Reihen*. Retrieved from <https://www.destatis.de/DE/Publikationen/Thematisch/Preise/Energiepreise/Energiepreisentwicklung.html>
- Feldman, D., Barbose, G., Margolis, R., Wiser, R., Darghouth, N., & Goodrich, A. (2012). *Photovoltaic (PV) Pricing Trends: Historical, Recent, and Near-Term Projections* (No. DOE/GO-102012-3839). National Renewable Energy Laboratory, Lawrence Berkeley National Laboratory. Retrieved from <http://www.nrel.gov/docs/fy13osti/56776.pdf>
- Geroski, P. (2000). Models of technology diffusion. *Research Policy*, 29(4-5), 603–625. doi:10.1016/S0048-7333(99)00092-X
- Grau, T. (2014). Responsive feed-in tariff adjustment to dynamic technology development. *Energy Economics*, 44, 36–46. doi:10.1016/j.eneco.2014.03.015
- Haas, R., Lettner, G., Auer, H., & Duic, N. (2013). The looming revolution: How photovoltaics will change electricity markets in Europe fundamentally. *Energy*, 57, 38–43. doi:10.1016/j.energy.2013.04.034
- Hillier, F. S. (1963). The Derivation of Probabilistic Information for the Evaluation of Risky Investments. *Management Science*, 9(3), 443–457. doi:10.1287/mnsc.9.3.443
- Hoppmann, J., Volland, J., Schmidt, T. S., & Hoffmann, V. H. (2014). The economic viability of battery storage for residential solar photovoltaic systems - A review and a simulation model. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 39, 1101–1118. doi:10.1016/j.rser.2014.07.068
- Huld, T., Müller, R., & Gambardella, A. (2012). A new solar radiation database for estimating PV performance in Europe and Africa. *Solar Energy*, 86(6), 1803–1815. doi:10.1016/j.solener.2012.03.006
- IEA. (2014). *Key World Energy Statistics 2014*. Retrieved from <http://www.iea.org/publications/freepublications/publication/KeyWorld2014.pdf>
- Jordan, D. C., & Kurtz, S. R. (2011). Photovoltaic Degradation Rates-an Analytical Review. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 21(1), 12–29. doi:10.1002/pip.1182
- Lobel, R., & Perakis, G. (2011). *Consumer Choice Model for Forecasting Demand and Designing Incentives for Solar Technology*. SSRN Electronic Journal. Social Science Electronic Publishing. doi:10.2139/ssrn.1748424
- Luthander, R., Widén, J., Nilsson, D., & Palm, J. (2015). Photovoltaic self-consumption in buildings: A review. *Applied Energy*, 142, 80–94. doi:10.1016/j.apenergy.2014.12.028

- Mainzer, K., Fath, K., McKenna, R., Stengel, J., Fichtner, W., & Schultmann, F. (2014). A high-resolution determination of the technical potential for residential-roof-mounted photovoltaic systems in Germany. *Solar Energy*, 105, 715–731. doi:10.1016/j.solener.2014.04.015
- Müller-Steinhagen, H., & Nitsch, J. (2005). The Contribution of Renewable Energies to a Sustainable Energy Economy. *Process Safety and Environmental Protection*, 83(4), 285–297. doi:10.1205/psep.05084
- Palmer, J., Sorda, G., & Madlener, R. (2015). Modeling the diffusion of residential photovoltaic systems in Italy: An agent-based simulation. *Technological Forecasting and Social Change*, 99, 106–131. doi:10.1016/j.techfore.2015.06.011
- Rai, V., & Robinson, S. A. (2013). Effective information channels for reducing costs of environmentally- friendly technologies: evidence from residential PV markets. *Environmental Research Letters*, 8(1), 014044. doi:10.1088/1748-9326/8/1/014044
- Reeg, M., Nienhaus, K., Roloff, N., Pfenning, U., Deissenroth, M., Wassermann, S., Hauser, W., Weimer-Jehle, W., Kast, T., & Klann, U. (2013). *Weiterentwicklung eines agentenbasierten Simulationsmodells (AMIRIS) zur Untersuchung des Akteursverhaltens bei der Marktintegration von Strom aus Erneuerbaren Energien unter verschiedenen Fördermechanismen - Kurzfassung*. Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V. (DLR). Retrieved from <http://elib.dlr.de/82807/>
- Reich, N. H., Mueller, B., Armbruster, A., Sark, W. G. J. H. M. van, Kiefer, K., & Reise, C. (2012). Performance ratio revisited: is PR > 90% realistic? *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 20(6), 717–726. doi:10.1002/pip.1219
- Schleicher-Tappeser, R. (2012). How renewables will change electricity markets in the next five years. *Energy Policy*, 48, 64–75. doi:10.1016/j.enpol.2012.04.042
- Schmidt, T. S. (2014). Low-carbon investment risks and de-risking. *Nature Climate change*, 4(4), 237–239. doi:10.1038/nclimate2112
- Seel, J., Barbose, G. L., & Wiser, R. H. (2014). An analysis of residential PV system price differences between the United States and Germany. *Energy Policy*, 69, 216–226. doi:10.1016/j.enpol.2014.02.022
- Statistisches Bundesamt. (2015). *Zensusdatenbank Zensus 2011 der Statistischen Ämter des Bundes und der Länder*. Retrieved from <https://ergebnisse.zensus2011.de/>
- Train, K. E. (2009). *Discrete choice methods with simulation* (2nd ed.). Cambridge university press.
- Van Benthem, A., Gillingham, K., & Sweeney, J. (2008). Learning-by-Doing and the Optimal Solar Policy in California. *The Energy Journal*, 29(3), 131–151. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/41323173>
- Wand, R., & Leuthold, F. (2011). Feed-in tariffs for photovoltaics: Learning by doing in Germany? *Applied Energy*, 88(12), 4387–4399. doi:10.1016/j.apenergy.2011.05.015
- Weniger, J., Tjaden, T., & Quaschnig, V. (2014). Sizing of Residential PV Battery Systems. *Energy Procedia*, 46, 78–87. doi:10.1016/j.egypro.2014.01.160
- Williams, J. H., DeBenedictis, A., Ghanadan, R., Mahone, A., Moore, J., Morrow, W. R., Price, S., & Torn, M. S. (2011). The Technology Path to Deep Greenhouse Gas Emissions Cuts by 2050: The Pivotal Role of Electricity. *Science*, 335(6064), 53–59. doi:10.1126/science.1208365

Danksagung

Ich bedanke mich bei Marc Deissenroth, Kristina Nienhaus, Matthias Reeg und André Thess für die bereichernden Anmerkungen und Diskussionen zu dieser Arbeit. Weiterhin bedanke ich mich für die hilfreichen Kommentare im Rahmen der Helmholtz Research School on Energy Scenarios, der ETH Zürich PhD Academy on Sustainability and Technology 2015 und des Workshops "The science of choice – How to model the decision-making process?" am Max-Planck-Institut für demografische Forschung in Rostock.