

Illmann, Ulrike; Kluge, Jan

Article

Halb voll oder halb leer? Zur Bedeutung flächendeckender öffentlicher Ladeinfrastruktur für die Entwicklung der Elektromobilität

ifo Dresden berichtet

Provided in Cooperation with:

Ifo Institute – Leibniz Institute for Economic Research at the University of Munich

Suggested Citation: Illmann, Ulrike; Kluge, Jan (2021) : Halb voll oder halb leer? Zur Bedeutung flächendeckender öffentlicher Ladeinfrastruktur für die Entwicklung der Elektromobilität, ifo Dresden berichtet, ISSN 0945-5922, ifo Institut, Niederlassung Dresden, Dresden, Vol. 28, Iss. 05, pp. 10-17

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/250986>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

Ulrike Illmann und Jan Kluge*

Halb voll oder halb leer? Zur Bedeutung flächendeckender öffentlicher Ladeinfrastruktur für die Entwicklung der Elektromobilität

Um den CO₂-Ausstoß wirkungsvoll zu reduzieren und damit die Erderwärmung doch noch zu begrenzen, müssen auch im Verkehrssektor schnell Ergebnisse erzielt werden. Aktuell wird dabei der Umstellung auf Elektroantriebe die größte Bedeutung zugeschrieben. Der vorliegende Artikel soll die aktuellen Entwicklungen im Bereich der Elektromobilität in Deutschland und den Zusammenhang zwischen regionaler Ladeinfrastruktur und regionalen Zulassungszahlen von Elektro-Pkw beleuchten.

EINLEITUNG

Wie dringlich eine Klimapolitik ist, mit der es gelingen kann, den CO₂-Ausstoß wirkungsvoll zu reduzieren und damit die Erderwärmung doch noch zu begrenzen, wurde durch die zahlreichen Wetterextreme im Jahr 2021 (Flutkatastrophe in Deutschland, Waldbrände in Griechenland usw.) einmal mehr deutlich. Um schnell Ergebnisse zu erzielen, müssen die größten Emittenten zügig ihre Ausstöße reduzieren. Das betrifft in Deutschland auch den Verkehrssektor, der mit fast 23% der deutschen CO₂-Emissionen im Jahr 2020 nach der Energiewirtschaft einer der größten Verursacher der Klimakrise ist.¹

Es scheint also unumgänglich, dass Fahrzeugantriebe umweltfreundlicher werden. Hierfür stehen verschiedene Technologien zur Verfügung: Verbrennungsmotoren könnten effizienter werden, das Wasserstoffauto könnte den Durchbruch schaffen etc. Es scheint jedoch seit Jahren – wenn auch nicht un widersprochen – der Konsens zu bestehen, dass der Pkw-Antrieb der Zukunft – zumindest als Brückentechnologie – elektrisch ist. Entweder rein elektrisch als *battery electric vehicle* (BEV) oder zumindest elektrisch unterstützt als *hybrid electric vehicle* (HEV). Letztere verfügen über einen Verbrennungsmotor und einen Akku, der über Bremsenergie aufgeladen wird. Eine weitere Spielart ist das *plug-in hybrid electric vehicle* (PHEV), bei dem der Akku extern geladen werden kann/muss; entsprechend spart das PHEV noch mehr Kraftstoff (und damit CO₂) als das HEV.

Bislang sieht man jedoch – von den inzwischen recht zahlreichen HEVs abgesehen – nur wenige Elektro-Pkw auf den deutschen Straßen. Eine zentrale Befürchtung potenzieller Nutzer*innen ist oft, dass bei Bedarf keine passende Ladestation verfügbar wäre. Neben der Subventionierung von E-Autos steht daher der Ladeinfrastrukturausbau weit oben auf der politischen Agenda, da Studien dadurch einen Anstieg der Zulassungen erwarten lassen (siehe z. B. Sommer und Vance 2021). Auf der anderen Seite wird aber auch argumentiert, dass die meisten der potenziellen Nutzer*innen von E-Autos ohnehin eine eigene Lademöglichkeit in der Garage oder am

Arbeitsplatz hätten, und daher nicht auf ein öffentliches Netz angewiesen wären.

Der vorliegende Artikel soll die aktuellen Entwicklungen im Bereich der Elektromobilität in Deutschland beleuchten und einen aktuellen Beitrag von Illmann und Kluge (2020) zum Zusammenhang zwischen regionaler Ladeinfrastruktur und regionalen Zulassungszahlen von Elektro-Pkw zusammenfassen.

AKTUELLER STAND

Fahrzeuge

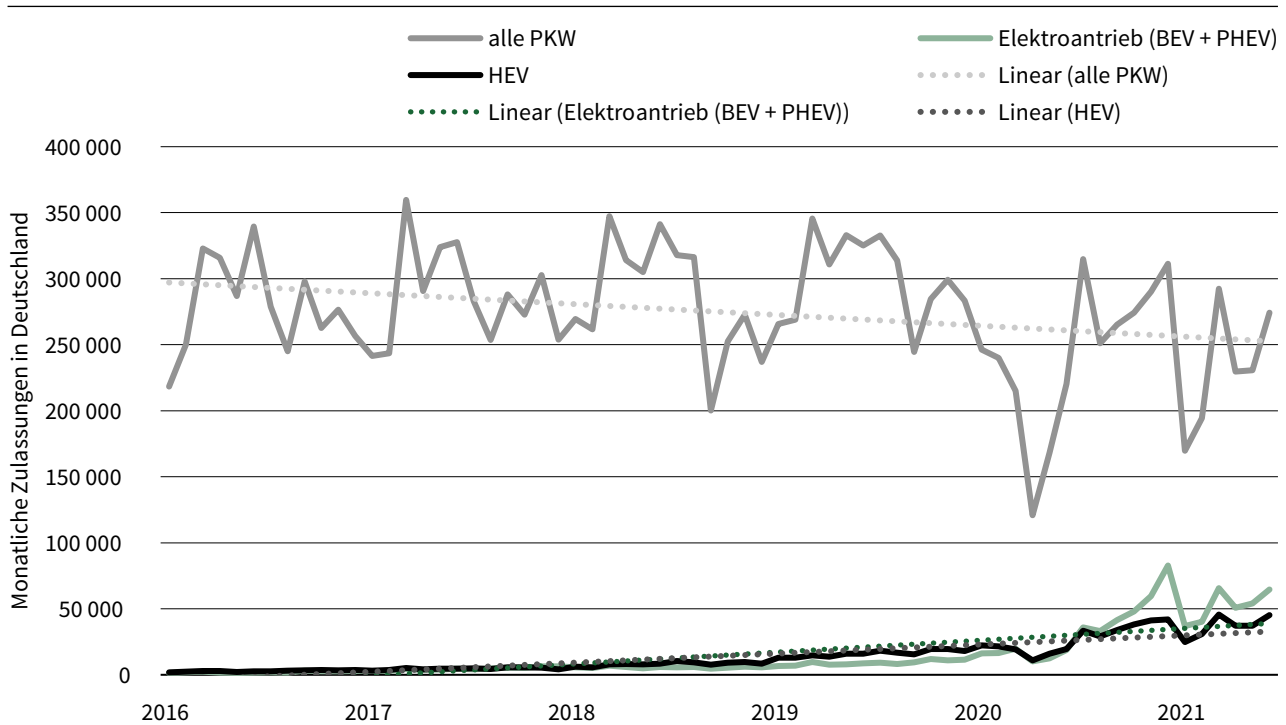
Auch wenn die Sichtung eines E-Autos wohl in den meisten Gegenden Deutschlands noch immer nicht alltäglich ist, so haben die Zahlen in den letzten Jahren doch deutlich zugelegt. Abbildung 1 zeigt die monatlichen Neuzulassungen seit 2016. Gegen den etwas rückläufigen Trend bei den Gesamtzulassungen von Pkw, der aber vor allem auf die Coronakrise seit Anfang 2020 zurückzuführen ist, entwickeln sich die Zahlen der Pkw mit elektrischem Antrieb stark nach oben. Bedenkt man aber, dass die ersten E-Autos schon im Jahr 2009 zugelassen wurden, dann ist die erste Phase der Marktdurchdringung doch eher zögerlich verlaufen. Erst seit einigen Monaten legen die Zahlen deutlich zu. Derzeit werden etwa 40% der neu zugelassenen Pkw zumindest teilweise elektrisch angetrieben. Interessant ist dabei auch, dass die reinen Elektroantriebe nun sogar die über lange Zeit dominierenden Hybridantriebe deutlich überholt haben; die Flotte der Elektrofahrzeuge ist also nicht nur größer geworden, sie ist nun auch „elektrischer“ als noch vor einigen Jahren.

Da die Zulassungszahlen von Elektrofahrzeugen erst seit kurzer Zeit stark steigen, sind die Bestände noch relativ niedrig. In Abbildung 2 sind sie jeweils als Anteil an allen derzeit zuge-

* Dr. Ulrike Illmann hat am Lehrstuhl für Volkswirtschaftslehre, insb. Verkehrspolitik und Raumwirtschaft der TU Dresden promoviert. Dr. Jan Kluge war Doktorand in der Dresdner Niederlassung des ifo Instituts – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung an der Universität München e. V. und forscht seit 2017 am Institut für Höhere Studien (IHS) in Wien.

Abb. 1

Monatliche Neuzulassungen von Pkw in Deutschland



Anmerkung: In der Abbildung fehlen noch gasbetriebene Fahrzeuge sowie solche mit Brennstoffzellen. Ihre Anteile sind aber äußerst gering.
 Quelle: Kraftfahrt-Bundesamt (2021a).

lassenen Fahrzeugen dargestellt. Nur in einigen Großstädten in Westdeutschland sind die Zahlen nennenswert von Null verschieden; gerade in den Autostädten Wolfsburg (11%), Ingolstadt (5%) und Stuttgart (4%). In Ostdeutschland ist selbst in den Städten nur wenig Elektromobilität zu beobachten. Theoretisch kommt Weimar mit weitem Abstand auf den ersten Platz in Ostdeutschland (und damit bundesweit auf Platz 2). Verantwortlich dafür ist aber das Car-Sharing-Unternehmen WeShare, das seine Fahrzeuge in Weimar zulässt (da das Weimarer Kfz-Kennzeichen WE lautet).²

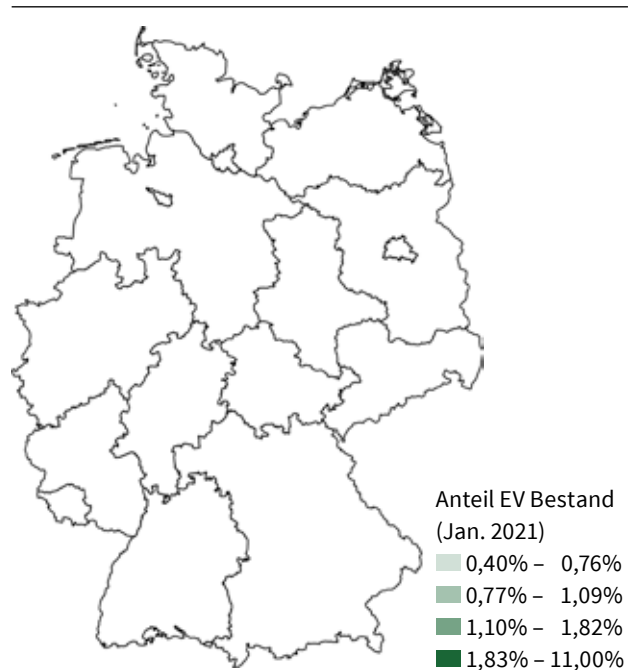
Ladestationen

Allmählich verbessert sich auch die Ladesituation in Deutschland. Gab es zu Anfang so gut wie keine Ladestationen, die sich dann oft auch noch im Hinblick auf Steckertypen, Zahlungsarten usw. deutlich unterschieden und nicht für jeden immer nutzbar waren, so ist das Netz inzwischen sehr viel flächendeckender und leistungsfähiger. Die Bundesnetzagentur hat am 1. Juni 2021 fast 21 500 öffentliche Ladestationen (meist mit je zwei Ladepunkten) registriert. Abbildung 3 zeigt, wie die Stationen in Deutschland verteilt sind und wie das Netz in den letzten Jahren viel dichter geworden ist.

Wenn wir nun die Frage beantworten wollen, inwieweit die Zulassungszahlen von Elektrofahrzeugen von öffentlicher Ladeinfrastruktur abhängen, genügt es jedoch möglicherweise nicht, nur die Ladestationen in einer Region zu zählen. Vielmehr müssen wir auch die jeweiligen Anschlussleistungen mitberücksichtigen, da diese die Ladedauern bestimmen und damit eine ganz erhebliche Rolle bei der Nutzbarkeit von E-Autos

Abb. 2

Anteil von Elektro-Pkw in Deutschland (Stand: 1. Januar 2021)

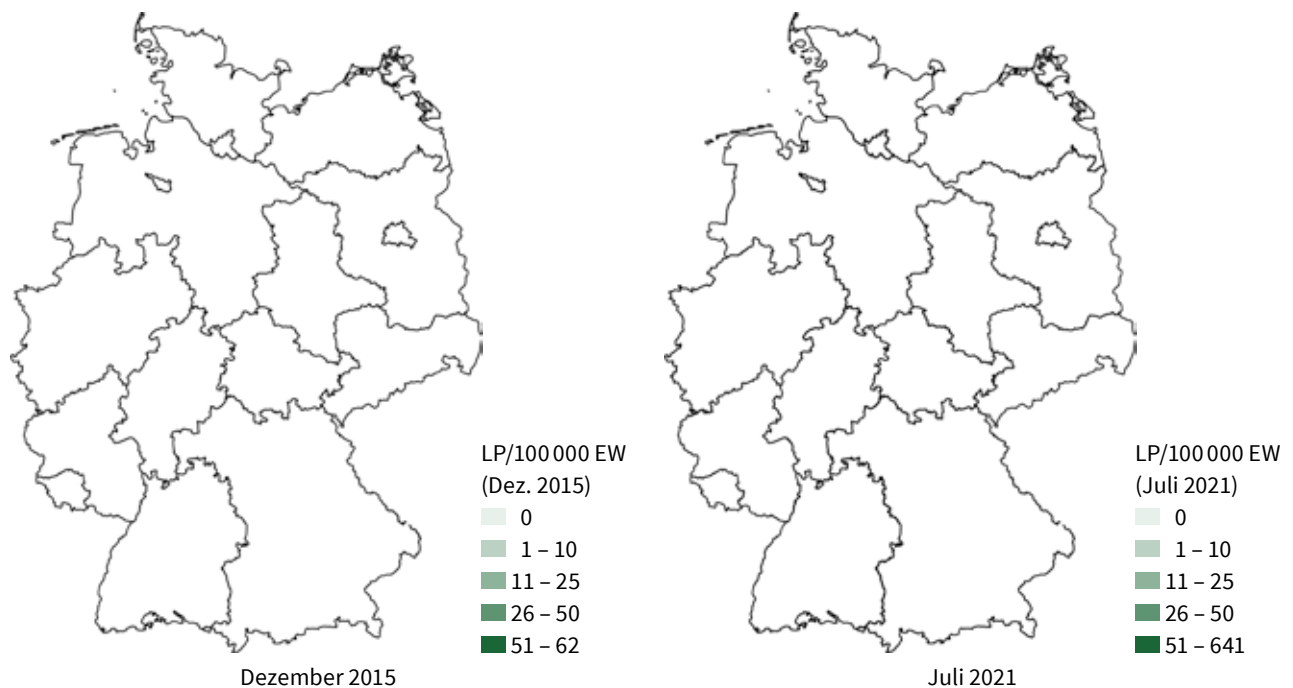


Quelle: Kraftfahrt-Bundesamt (2021b).

spielen. Ein Beispiel: Die Aufladung eines 40-kWh-Akkus mit 20% Restladung würde bei einer Standardladeeinrichtung mit einer Anschlussleistung von 22 Kilowatt etwa 2,5 Stunden dauern. An einer Schnellladestation mit 50 Kilowatt würde es nur eine Stunde dauern. Auch wenn die flächendeckende Ins-

Abb. 3

Ladestellendichte in Deutschland (2015 vs. 2021)



Anmerkung: LP/100 000 EW = Ladepunkte je 100 000 Einwohner.

Quelle: Bundesnetzagentur (2021).

tallation von Schnellladern mit 50 und mehr Kilowatt wünschenswert wäre, sind die lokalen Stromnetze aber vielerorts nicht dafür ausgelegt. Die Installationskosten inklusive Netzanschluss liegen daher schnell bei fünfstelligen Eurobeträgen je Schnellladepunkt. Die billigste Variante ist dagegen nach wie vor die Installation einer privaten Wallbox in der eigenen Garage, die nur wenige Hundert Euro kostet, dafür aber in der Regel nur über 3,7 kW verfügt und eher für das Laden über Nacht verwendet werden kann.³

Abbildung 4 zeigt, dass sich die Zahl der öffentlichen Ladestationen in den letzten Jahren massiv nach oben entwickelt hat. Mindestens genauso wichtig ist jedoch, dass auch die durchschnittlichen Anschlussleistungen je Ladepunkt seit einigen Jahren steigen. Während die durchschnittliche Anschlussleistung lange Zeit nicht über 20 Kilowatt hinauskam, liegt sie aktuell bei über 28 Kilowatt; d. h. heute installierte Ladestationen sind sehr viel schneller als noch vor einigen Jahren. Da ex ante nicht ganz klar ist, ob potenzielle Käufer*innen von E-Autos eher auf eine erhöhte Zahl von Ladestationen in ihrer Umgebung reagieren oder ob sie vor allem kurze Ladedauern bevorzugen, werden wir die „Verfügbarkeit“ von Ladeinfrastruktur anhand von zwei Variablen messen (jeweils innerhalb des eigenen dreistelligen Postleitzahlengebiets): Durch die Zahl der installierten Ladestationen (L) und anhand der durchschnittlichen Anschlussleistung je Ladepunkt (kW).

LITERATUR

Wissenschaftliche Untersuchungen messen in der Regel einen gewissen Zusammenhang zwischen der öffentlichen Ladeinfrastruktur und dem Zuwachs an Elektrofahrzeugen. Zumindest

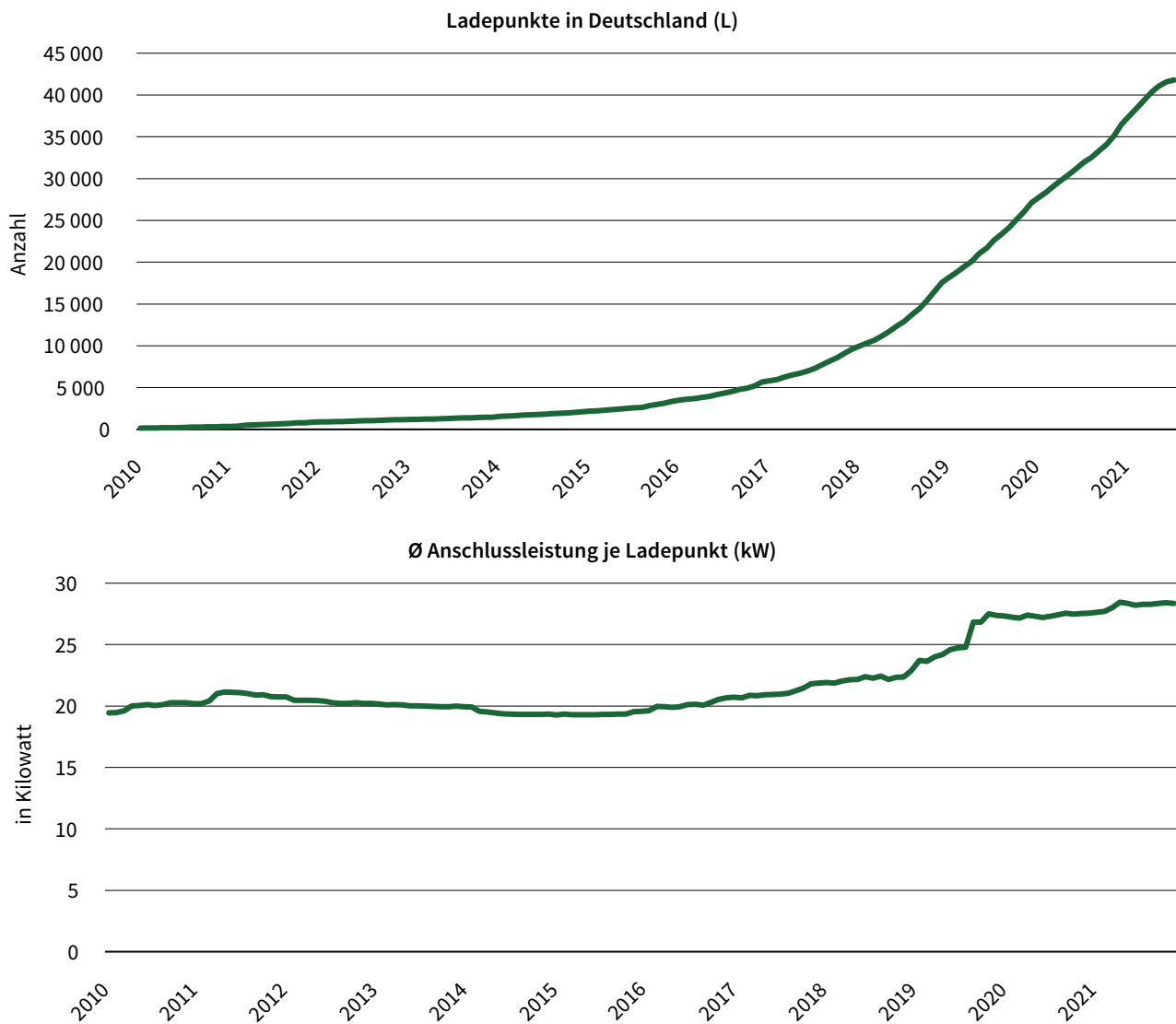
über die Stärke des Zusammenhangs wird jedoch debattiert (siehe z. B. Hardman et al. 2018).

Eine beachtliche Zahl an Studien führt Entscheidungsexperimente durch, um zu erfahren, welche individuellen Präferenzen zu einer Entscheidung hin zum Elektrofahrzeug vorliegen und wie viel künftige Nutzer*innen bereit wären, für ihre Präferenzen zu zahlen. Dabei zeigt sich, dass potenzielle Nutzer*innen die Verfügbarkeit der öffentlichen Ladeinfrastruktur sehr wohl berücksichtigen, was sich in ihrer Angst, bei einer leeren Fahrzeugbatterie keine Ladestation aufzufinden (die sogenannte *range anxiety*), widerspiegelt. So zeigen bspw. Rasouli und Timmermans (2016), dass die Reichweite zwischen der nächsten öffentlichen Ladestation und dem Wohnort der Nutzer*innen einen Einfluss auf die Kaufentscheidung hat. Auch Hackbarth und Madlener (2013) stellen fest, dass potenzielle Nutzer*innen bereit sind, mehr für ein Elektrofahrzeug zu bezahlen, wenn sich die Reichweite und die Verfügbarkeit von Ladeinfrastruktur verbessern. Die überwiegende Zahl der Studien kommt zu dem Schluss, dass die öffentliche Infrastruktur einen positiven Einfluss auf die Akzeptanz von E-Fahrzeugen hat (siehe z. B. Potoglou und Kanaroglou 2007 oder Javid und Nejat 2017).

Die genannten Studien stützen sich vorrangig auf *angegebene Präferenzen (stated preferences)*. Dies kann nützlich sein, um etwas über noch hypothetische Käufe zu erfahren (siehe z. B. Hensher 2010). Axsen et al. (2009) oder Lane und Potter (2007) argumentieren jedoch, dass *offenbarte Präferenzen* genauere Schätzungen für die Akzeptanz von E-Autos liefern, da es gerade bei Umweltaspekten eine gewisse Diskrepanz zwischen der umweltfreundlichen Selbstwahrnehmung der Befragten und ihrem tatsächlichen Verhalten gibt. Studien,

Abb. 4

Öffentliche Ladeinfrastruktur in Deutschland



Quelle: Bundesnetzagentur (2021).

die Daten zu offenbaren Präferenzen, also tatsächliche Käufe von Elektrofahrzeugen, verwenden, nutzen vorrangig lineare Regressionsanalysen, um die Einflussfaktoren auf die Akzeptanz von Elektrofahrzeugen zu erklären. Neaimeh et al. (2017) zum Beispiel untersuchen im US-amerikanischen Raum die Korrelation zwischen der täglichen Fahrstrecke von E-Fahrzeugnutzer*innen und normalen/schnellen öffentlichen Ladestationen. Die Ergebnisse zeigen, dass Schnellladestationen erst bei einer täglichen Distanz von mehr als 240 km einen höheren Einfluss haben als Standardladestationen, während Standardladestationen für kurze Tagesdistanzen ausreichend erscheinen. Sierzchula et al. (2014) untersuchen für 30 verschiedene Länder gleich mehrere Einflussfaktoren für die Einführung von E-Fahrzeugen, wie Anreize, Kraftstoffpreise und eben die verfügbare Ladeinfrastruktur. Ihren Ergebnissen zufolge ist die Entwicklung der Ladeinfrastruktur einer der wichtigsten Faktoren. Hingegen interessieren sich Bailey et al. (2015) dafür, ob das Bewusstsein der Nutzer*innen für verfügbare öffentliche Ladestationen die Akzeptanz von E-Fahrzeugen erhöht. Sie

kommen zu dem Schluss, dass die Existenz öffentlicher Ladestationen allein wenig zur Erklärung beiträgt, die Korrelation jedoch zunimmt, wenn Nutzer*innen von mehreren Ladestationen in ihrer Umgebung tatsächlich wissen.

Andere Studien argumentieren sogar, dass eine höhere Verfügbarkeit von öffentlichen Ladestationen nicht zwangsläufig zu einer höheren Akzeptanz von E-Fahrzeugen führt (siehe z. B. Hall und Lutsey 2017, Mukherjee und Ryan 2020 oder Ou et al. 2020). So zeigen Ou et al. (2020), dass eine Zunahme von Ladestationen sich nicht generell auf die PHEV-Ausbreitung auswirkt, sondern je nach Batterietechnologie variieren kann.

DATEN UND METHODE

Um den empirischen Zusammenhang zwischen den Zulassungszahlen von Elektrofahrzeugen und der Verfügbarkeit von Ladeinfrastruktur zu schätzen, werden zwei Datenquellen herangezogen: Die monatlichen Pkw-Zulassungszahlen nach Antriebsart und Postleitzahl wurden uns kostenpflichtig für den

Zeitraum 2009-2017 durch das Kraftfahrt-Bundesamt (2018) zur Verfügung gestellt. Daten zur Ladeinfrastruktur finden sich im offiziellen Ladesäulenregister, das frei zugänglich und regelmäßig aktualisiert auf der Website der Bundesnetzagentur (2021) zu finden ist.

Methodisch würde sich für die Schätzung des Zusammenhangs zwischen zwei Variablen im Grunde eine einfache Regression anbieten. Auf diese Weise würde man einen Schätzkoeffizienten erhalten, der die Stärke des Zusammenhangs anzeigt und eine Idee davon gibt, wie viel mehr Zulassungen in einer Gegend pro Monat zu erwarten wären, wenn in der Region eine oder mehrere neue Ladestationen installiert würden. Unglücklicherweise ist dieser einfache Zugang in diesem Fall aber nicht zulässig, da beide Variablen *nichtstationär* sind; d. h. sie weisen im Zeitablauf sehr starke Trends (in unserem Fall nach oben) auf. Das ist beim Thema Elektromobilität wenig überraschend, da sowohl Elektrofahrzeuge als auch Ladestationen ein relativ neues Phänomen sind; die Zeitreihen beginnen um das Jahr 2010 herum bei Null und entwickeln sich von da an nach oben. Zwei trendbehaftete Variablen aufeinander zu regressieren, verstößt gegen zentrale OLS-Annahmen und würde fast immer auf einen positiven Zusammenhang hindeuten; selbst dann, wenn beide Variablen nur ihrem eigenen Trend folgen und gar kein sachlicher Zusammenhang besteht. Man würde dann einer Scheinkorrelation (*spurious regression*) aufsitzen.

Wenn es jedoch eine Linearkombination der beiden Variablen gibt, die für sich genommen stationär ist (man bezeichnet die beiden Variablen dann als *kointegriert*), dann lässt sich – wie in Illmann und Kluge (2020) – ein sogenanntes *error correction model* schätzen. Die Idee ist, dass bei kointegrierten Zeitreihen ein Anpassungsmechanismus zu existieren scheint, durch den die Variablen aufeinander reagieren, sodass der Abstand zwischen ihnen über die Zeit nicht größer wird. Es gibt also ein langfristiges Gleichgewicht, zu dem das System immer zurückkehrt, wenn eine der beiden Variablen sich verändert. Erhöht sich zum Beispiel der Bestand an Ladestationen, dann werden von nun an bspw. zwei zusätzliche Elektrofahrzeuge pro Monat zugelassen, damit der Abstand zwischen den beiden Variablen wieder geschlossen wird. Ein error correction Modell erlaubt auch Aussagen darüber, wie schnell das langfristige Gleichgewicht wieder hergestellt wird.

Konkret benutzen Illmann und Kluge (2020) ein CS-ARDL-Modell,⁴ wie z. B. in Chudik und Pesaran (2015):

$$\Delta EV_{i,t} = \sum_{j=1}^{p_{EV}} \gamma_{i,j} \Delta EV_{i,t-j} + \sum_{j=0}^{p_C} \delta_{i,j} \Delta L_{i,t-j} + \sum_{j=0}^{p_Z} \lambda'_{i,j} \bar{Z}_{t-j} + \phi_i (EV_{i,t-1} - \hat{\beta}_i \cdot L_{i,t}) + \epsilon_{i,t}$$

Das Schätzmodell ist also zunächst einmal in ersten Differenzen definiert. Die Veränderung der monatlichen Zulassungen von Elektrofahrzeugen (ΔEV) wird erklärt über die Veränderungen dieser Variablen in der Vergangenheit sowie durch gegenwärtige und vergangene Änderungen bei der Ladeinfrastruktur (ΔL). Die Matrix \bar{Z} enthält jeweils jährliche deutschlandweite Mittelwerte der beiden Variablen, um das Problem der *cross-sectional dependence* zu lösen. Dieses kann auftreten, wenn zum Beispiel regionale Spillovereffekte bestehen, oder – in unserem Fall wohl wahrscheinlicher – unbeobachtete sogenannte *common factors* existieren, die die Variable auf der linken Seite in allen Regionen in dieselbe Richtung beeinflussen

können. Zum Beispiel könnten die Zulassungen von Elektrofahrzeugen phasenweise höher sein, wenn neue Modelle präsentiert werden, Kaufprämien eingeführt werden oder das Bewusstsein über die Klimakrise nach Naturkatastrophen neue Nahrung bekommt. Ein Zusammenhang mit Ladestationen könnte trotzdem bestehen, aber die Zahlen allein darüber erklären zu wollen, könnte falsch sein. Indem deutschlandweite Mittelwerte beider Variablen (und *time lags* davon) eingefügt werden, lässt sich dieses Problem kontrollieren.

Der für uns eigentlich interessante Effekt steht in der Klammer: Da die Variablen EV und L kointegriert sind,⁵ existiert ein zu schätzendes $\hat{\beta}$, das das langfristige Gleichgewicht beschreibt. Der Parameter wird sich langfristig so einstellen, dass die Differenz in Klammern Null wird. Der error correction Parameter ϕ_i korrigiert etwaige Abweichungen von diesem langfristigen Gleichgewicht. Dieser Parameter muss negativ sein und beschreibt die Geschwindigkeit, mit der der „Fehler“ korrigiert wird. Würden aktuell weniger E-Fahrzeuge zugelassen als im langfristigen Gleichgewicht, dann wäre der Ausdruck in Klammern negativ und durch ϕ_i würde $\Delta EV_{i,t}$ wieder steigen. Würden derzeit mehr Elektrofahrzeuge zugelassen als die verfügbare Ladeinfrastruktur erlauben würde, dann wäre der Ausdruck in Klammern positiv; durch ϕ_i sinken die Zulassungszahlen wieder.

ERGEBNISSE

Die Ergebnisse des CS-ARDL Ansatzes für die Ladestationen (L) und verschiedene Typen von Elektrofahrzeugen (BEV und PHEV zusammen, nur BEV und nur PHEV) sind im Fazit dargestellt. Im oberen Teil werden zunächst die langfristigen Effekte gezeigt; also das, was in der Schätzgleichung in der Klammer steht. Wir sehen zunächst, dass der error correction term (ϕ) wie erwartet stets negativ und signifikant ist; es gibt also langfristige Gleichgewichte zwischen den Variablen, zu denen sie immer zurückkehren werden (vgl. Tab. 1). Wir sehen außerdem, dass der Parameter $\hat{\beta}$ signifikant positiv ist, solange wir nicht für cross section dependence (\bar{Z}) kontrollieren. Sobald wir das aber tun (in den Spezifikationen 2, 4 und 6), dann wird der Effekt insignifikant. Betrachten wir dort dann die bundesweiten Mittelwerte, dann sehen wir einen sehr starken positiven Effekt der insgesamt im jeweiligen Monat zugelassenen Elektrofahrzeuge (\bar{EV}), aber nur einen recht schwachen Effekt der in diesem Monat installierten Ladestationen (\bar{L}). Wie vermutet, scheint es also common factors zu geben, die auf die Zulassungen in allen Regionen gleichzeitig wirken; diese Faktoren sind offenbar stärker als die lokalen Effekte der lokalen Ladeinfrastruktur. Würde man diese Ergebnisse ernst nehmen, so müsste eine (wenn auch wenig hilfreiche) Politikempfehlung dahingehend lauten, nicht noch mehr Ladestationen zu bauen, sondern herauszufinden, worin diese Faktoren bestehen und diese dann zu unterstützen.

Nachdem wir also einen nur wenig überzeugenden Zusammenhang zwischen Elektrofahrzeugen und Ladestationen gesehen haben, wenden wir uns in Tabelle 2 den durchschnittlichen Anschlussleistungen und damit den Ladedauern zu. Wieder sind die error correction terms negativ und signifikant. Der Parameter $\hat{\beta}$ ist positiv und signifikant und bleibt es nun auch, wenn wir für cross section dependence kontrollieren.

Tab. 1
Zusammenhang Ladestationen (L) und E-Fahrzeuge (EV)

Δ E-Fahrzeuge (EV):	Δ (BEV+PHEV)		Δ BEV		Δ PHEV	
	(1) nein	(2) ja	(3) nein	(4) ja	(5) nein	(6) ja
CS-augmented						
Langfristige Effekte						
Ladestationen ($\hat{\beta}$)	0,56*** (0,02)	0,02 (0,02)	0,24*** (0,01)	0,01 (0,02)	0,30*** (0,01)	0,01 (0,01)
Error-correction term (ϕ)	-0,39*** (0,01)	-0,56*** (0,01)	-0,48*** (0,01)	-0,57*** (0,01)	-0,43*** (0,01)	-0,62*** (0,01)
Kurzfristige Effekte						
l. Δ EV	-0,29*** (0,01)	-0,19*** (0,01)	-0,24*** (0,01)	-0,20*** (0,01)	-0,27*** (0,01)	-0,16*** (0,01)
l2. Δ EV	-0,12*** (0,01)	-0,08*** (0,01)	-0,07*** (0,01)	-0,06*** (0,01)	-0,15*** (0,01)	-0,09*** (0,01)
Δ L	0,16*** (0,05)	0,04 (0,05)	0,11** (0,04)	0,03 (0,04)	0,05* (0,03)	0,01 (0,03)
l. Δ L	0,03 (0,05)	-0,03 (0,05)	-0,01 (0,04)	-0,04 (0,04)	0,05 (0,03)	0,01 (0,03)
l2. Δ L	0,04 (0,05)	0,01 (0,05)	0,04 (0,04)	0,01 (0,04)	0,00 (0,03)	0,00 (0,03)
CS-Mittelwerte (\bar{Z})						
$\bar{E}V$.	0,81*** (0,01)	.	0,81*** (0,01)	.	0,80*** (0,01)
l. $\bar{E}V$.	-0,16*** (0,01)	.	-0,15*** (0,01)	.	-0,16*** (0,01)
l2. $\bar{E}V$.	-0,08*** (0,01)	.	-0,10*** (0,01)	.	-0,04*** (0,01)
l3. $\bar{E}V$.	-0,06*** (0,01)	.	-0,06*** (0,01)	.	-0,07*** (0,01)
l4. $\bar{E}V$.	0,00 (0,01)	.	-0,01 (0,01)	.	-0,00 (0,01)
\bar{L}	.	0,23* (0,10)	.	0,17* (0,08)	.	0,09 (0,06)
l. \bar{L}	.	-0,09 (0,16)	.	-0,08 (0,13)	.	-0,01 (0,09)
l2. \bar{L}	.	-0,01 (0,16)	.	-0,04 (0,14)	.	0,02 (0,09)
l3. \bar{L}	.	0,07 (0,16)	.	0,07 (0,13)	.	0,01 (0,09)
l4. \bar{L}	.	-0,14 (0,10)	.	-0,09 (0,08)	.	-0,07 (0,06)
Konstante	1,68*** (0,07)	0,01 (0,07)	1,19*** (0,06)	0,06 (0,06)	0,77*** (0,04)	0,01 (0,04)

Anmerkung: Standardfehler in Klammern. Regionen: 594. Beobachtungen: 40.392. *** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05. „l“ steht für „lag“. „l3“ bezeichnet also z. B. die um drei Monate verzögerte Variable.

Quelle: Illmann und Kluge (2020).

Zwar wird der Effekt auch hier deutlich kleiner, aber wir können doch konstatieren, dass es einen langfristigen, empirisch messbaren Zusammenhang zwischen der durchschnittlichen Anschlussleistung von Ladestationen in einer Region und den dort stattfindenden Zulassungen von Elektrofahrzeugen gibt. Zwar ist der common effect ($\bar{E}V$) auch hier sehr stark; dennoch kann eine Politikempfehlung dahingehend abgegeben werden, dass Mittel in die Ladeinfrastruktur fließen sollten, wenn sie die durchschnittliche Ladekapazität erhöhen, nicht aber um lediglich die Zahl von (eher langsamen) Ladestationen zu vergrößern.

Unterschiede für die Fahrzeugtypen (also BEV bzw. PHEV) finden wir nur in geringem Umfang. Man könnte die stärkere Reaktion der PHEV in Tabelle 2 aber so interpretieren, dass potenzielle Käufer*innen von PlugIn-Hybriden stärker durch höhere Ladegeschwindigkeiten motiviert sein könnten, den Kauf tatsächlich zu tätigen, während potenzielle Käufer*innen von rein batteriebetriebenen Fahrzeugen ohnehin eine eigene Lademöglichkeit brauchen werden, sich nicht auf die öffentliche Infrastruktur verlassen können und wollen und daher auch weniger stark auf ein verbessertes Angebot reagieren.

FAZIT

Elektromobilität gilt – zumindest auf absehbare Zeit – als einer der wichtigsten Schlüssel, um den CO₂-Ausstoß im Verkehrssektor möglichst schnell zu senken. Inwieweit der Ausbau der öffentlichen Ladeinfrastruktur dabei helfen kann, die Zulassungszahlen nach oben zu bringen, ist Gegenstand der Analyse in Illmann und Kluge (2020), die im vorliegenden Artikel zusammengefasst wurde. Es scheint, dass die Zahl der Ladestationen an sich eine weniger große Rolle spielt, als man ihr vielleicht zuschreiben würde. Dieses Ergebnis ist wichtig, da der Ausbau viel Geld verschlingen kann; insbesondere dort, wo das Stromnetz zuvor ertüchtigt werden muss. Wichtiger als ihre schiere Anzahl scheint dagegen die Anschlussleistung der Stationen zu sein, da diese die Ladedauern bestimmen. Die Investitionsbemühungen stärker auf schnelle Lademöglichkeiten an ausgewählten und verkehrsgünstigen öffentlichen Orten zu konzentrieren, erscheint daher sinnvoller, als viele langsame Ladestationen überall im Land zu verteilen. Selbst dann scheint die Akzeptanz dieser neuen Mobilitätsart aber noch immer von unbeobachtbaren (oder zumindest unidentifizierten) common factors abzuhängen, die mit Ladeinfrastruktur nur wenig zu tun haben.

LITERATURVERZEICHNIS

Axsen, J., Mountain, D. C. und M. Jaccard (2009), „Combining Stated and Revealed Choice Research to Simulate the Neighbor Effect: The Case of Hybrid-electric Vehicles”, *Resource and Energy Economics*, 31 (3), S. 221-238.

Bailey, J., Miele, A. und J. Axsen (2015), „Is Awareness of Public Charging Associated with Consumer Interest in Plug-in Electric Vehicles?”, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 36, S. 1-9.

Bundesnetzagentur (Hrsg.) (2021), Liste der Ladesäulen (Stand 1. August 2021), Download unter https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Sachgebiete/ElektrizitaetundGas/Unternehmen_Institutionen/E-Mobilitaet/Ladesaeulenkarte/start.html.

Chudik, A. und M. H. Pesaran (2015), „Common Correlated Effects Estimation of Heterogeneous Dynamic Panel Data Models with Weakly Exogenous Regressors”, *Journal of Econometrics*, 188 (2), S. 393-420.

Hackbarth, A. und R. Madlener (2013), „Consumer Preferences for Alternative Fuel Vehicles: A Discrete Choice Analysis”, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 25, S. 5-17.

Hall, D. und N. Lutsey (2017), *Emerging Best Practices for Electric Vehicle Charging Infrastructure*, Download unter https://theicct.org/sites/default/files/publications/EV-charging-best-practices_ICCT-white-paper_04102017_vF.pdf.

Hardman, S., Jenn, A., Tal, G., Axsen, J., Beard, G., Daina, N., Figenbaum, E., Jakobsson, N., Jochem, P., Kinnear, N., Plötz, P., Pontes, J., Refa, N., Sprei, F., Turrentine, T. und B. Witkamp (2018), „A Review of Consumer Preferences of and Interactions with Electric Vehicle Charging Infrastructure”, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 62, S. 508-523.

Hensher, D. A. (2010); „Hypothetical Bias, Choice Experiments and Willingness to Pay”, *Transportation Research Part B: Methodological*, 44 (6), S. 735-752.

Illmann, U. und J. Kluge (2020), *Public Charging Infrastructure and the Market Diffusion of Electric Vehicles*, *Transportation Research Part D*, 86 (3), 102413.

Javid, R. J. und A. Nejat (2017), „A Comprehensive Model of Regional Electric Vehicle Adoption and Penetration”, *Transport Policy*, 54, S. 30-42.

Kraftfahrt-Bundesamt (Hrsg.) (2018), *Mtl. Neuzulassungen von Personenkraftwagen/ M1-Fahrzeugen und leichten Nutzfahrzeugen kleiner/gleich 3.500 kg nach 5-stelliger Postleitzahl und ausgewählten Kraftstoffarten bzw. Energiequellen rückwirkend für die Jahre 2009 bis 2016*, Flensburg, (kostenpflichtige Auswertung auf Anfrage).

Kraftfahrt-Bundesamt (Hrsg.) (2021a), *Fahrzeugzulassungen – Bestand an Kraftfahrzeugen mit alternativem Antrieb, Monatsergebnisse, Juni 2021*, Download unter https://www.kba.de/SharedDocs/Publikationen/DE/Statistik/Fahrzeuge/FZ/2021_monatlich/FZ28/fz28_2021_06.html?nn=1146130.

Kraftfahrt-Bundesamt (Hrsg.) (2021b), *Fahrzeugzulassungen – Bestand an Kraftfahrzeugen und Kraftfahrzeuganhängern nach Zulassungsbezirken, 1. Januar 2021*, Download unter https://www.kba.de/DE/Statistik/Fahrzeuge/Bestand/ZulassungsbezirkeGemeinden/zulassungsbezirke_node.html.

Lane, B. und S. Potter (2007), „The Adoption of Cleaner Vehicles in the UK: Exploring the Consumer Attitude-action Gap”, *Journal of Cleaner Production*, 15 (11), S. 1 085-1 092.

Mukherjee, S. C. und L. Ryan (2020), *Factors Influencing Early Battery Electric Vehicle Adoption in Ireland*, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 118, 109504.

Neaimeh, M., Salisbury, S. D., Hill, G. A., Blythe, P. T., Scoffield, D. R. und J. E. Francfort (2017), „Analysing the Usage and Evidencing the Importance of Fast Chargers for the Adoption of Battery Electric Vehicles”, *Energy Policy*, 108, S. 474-486.

Ou, S., Lin, Z., He, X., Przesmitzki, S. und J. Bouchard (2020), *Modeling Charging Infrastructure Impact on the Electric Vehicle Market in China*, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 81, 102248.

Potoglou, D. und P. S. Kanaroglou (2007), „Household Demand and Willingness to Pay for Clean Vehicles”, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 12 (4), S. 264-274.

Rasouli, S. und H. Timmermans (2016), „Influence of Social Networks on Latent Choice of Electric Cars: A Mixed Logit Specification Using Experimental Design Data”, *Networks and Spatial Economics*, 16 (1), S. 99-130.

Sierzchula, W., Bakker, S., Maat, K. und B. van Wee (2014), „The Influence of Financial Incentives and Other Socio-economic Factors on Electric Vehicle Adoption”, *Energy Policy*, 68, S. 183-194.

Sommer, S. und C. Vance (2021), *Do More Chargers Mean More Electric Cars?*, *Ruhr Economic Papers #893*.

- 1 <https://www.umweltbundesamt.de/daten/klima/treibhausgas-emissionen-in-deutschland/kohlendioxid-emissionen#kohlendioxid-emissionen-2020>
- 2 <https://www.handelsblatt.com/unternehmen/industrie/weshare-gegen-daimler-und-bmw-vw-startet-carsharing-offensive-1500-elektroautos-fuer-berlin/24500984.html>.
- 3 Wir betrachten hier jedoch ausschließlich öffentliche Ladestationen und lassen die privaten Vorrichtungen (auch weil es dazu keine Daten gibt) außen vor.
- 4 CS-ARDL = cross-sectional augmented autoregressive distributed lag model.
- 5 Wir ersparen uns hier die Stationaritäts- und Kointegrationstests und verweisen stattdessen auf Illmann und Kluge (2020).

Tab. 2

Zusammenhang Ø-Anschlussleistung (kW) und E-Fahrzeuge (EV)

Δ E-Fahrzeuge (EV):	Δ (BEV+PHEV)		Δ BEV		Δ PHEV	
	(1) nein	(2) ja	(3) nein	(4) ja	(5) nein	(6) ja
Langfristige Effekte						
Anschlussleistung ($\hat{\beta}$)	0,37*** (0,01)	0,03* (0,01)	0,16*** (0,01)	0,02* (0,01)	0,20*** (0,01)	0,02** (0,01)
Error-correction term (ϕ)	-0,38*** (0,01)	-0,56*** (0,01)	-0,48*** (0,01)	-0,57*** (0,01)	-0,42*** (0,01)	-0,62*** (0,01)
Kurzfristige Effekte						
l.ΔEV	-0,30*** (0,01)	-0,19*** (0,01)	-0,24*** (0,01)	-0,20*** (0,01)	-0,28*** (0,01)	-0,16*** (0,01)
l2.ΔEV	-0,12*** (0,01)	-0,08*** (0,01)	-0,07*** (0,01)	-0,06*** (0,01)	-0,16*** (0,01)	-0,10*** (0,01)
ΔkW	-0,05** (0,02)	0,01 (0,01)	-0,02 (0,01)	0,01 (0,01)	-0,04*** (0,01)	-0,00 (0,01)
l.ΔkW	-0,08*** (0,02)	-0,03* (0,02)	-0,06*** (0,01)	-0,03* (0,01)	-0,04*** (0,01)	-0,01 (0,01)
l2.ΔkW	-0,07*** (0,02)	-0,01 (0,02)	-0,05*** (0,01)	-0,02 (0,01)	-0,03*** (0,01)	-0,00 (0,01)
CS-Mittelwerte (\bar{Z})						
\bar{EV}		0,82*** (0,01)		0,82*** (0,01)		0,81*** (0,01)
l. \bar{EV}		-0,15*** (0,01)		-0,14*** (0,01)		-0,15*** (0,01)
l2. \bar{EV}		-0,08*** (0,01)		-0,10*** (0,01)		-0,04** (0,01)
l3. \bar{EV}		-0,06*** (0,01)		-0,05*** (0,01)		-0,07*** (0,01)
l4. \bar{EV}		0,01 (0,01)		-0,01 (0,01)		0,00 (0,01)
\bar{kW}		0,01 (0,03)		0,02 (0,02)		-0,01 (0,02)
l. \bar{kW}		-0,01 (0,04)		-0,01 (0,03)		0,01 (0,02)
l2. \bar{kW}		-0,01 (0,04)		0,01 (0,03)		-0,02 (0,02)
l3. \bar{kW}		-0,00 (0,04)		-0,02 (0,03)		0,02 (0,02)
l4. \bar{kW}		0,03 (0,03)		0,02 (0,02)		0,02 (0,02)
Konstante	1,24*** (0,08)	-0,29 (0,15)	0,98*** (0,07)	-0,12 (0,12)	0,50*** (0,04)	-0,18* (0,08)

Anmerkung: Standardfehler in Klammern. Regionen: 594. Beobachtungen: 40.392. *** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05. „l“ steht für „lag“. „l3“ bezeichnet also z. B. die um drei Monate verzögerte Variable.

Quelle: Illmann und Kluge (2020).