



OSTBAYERISCHE
TECHNISCHE HOCHSCHULE
REGENSBURG

IST

INSTITUT FÜR SOZIALFORSCHUNG
UND TECHNIKFOLGENABSCHÄTZUNG

EVEKT – Erhöhung der Verbraucherpartizipation an der Energiewende durch KI-Technologien und datenbasierte Mehrwertdienste



1. Arbeitspapier: Determinanten des Stromverbrauchs von Privathaushalten im Kontext von Smart Meter. Ergebnisse eines Scoping Reviews.

Autor*innen: Miriam Vetter, Sonja Haug, Caroline Dotter, Lukas Baumann, Karsten Weber

EVEKT – Erhöhung der Verbraucherpartizipation an der Energiewende durch KI-Technologien und datenbasierte Mehrwertdienste. Teilprojekt ethische und soziale Aspekte der Erhöhung der Verbraucherpartizipation an der Energiewende durch KI-Technologien

Wissenschaftliche Projektleitung: Prof. Dr. Karsten Weber

Herausgeber: Institut für Sozialforschung und Technikfolgenabschätzung (IST), Ostbayerische Technische Hochschule (OTH) Regensburg

April 2023



Inhalt

Zusammenfassung	3
Hintergrund	3
Zielsetzung	3
Methodik	3
Ergebnisse	3
Bedeutung für die weiteren Projektschritte (Bevölkerungsumfrage)	3
1. Hintergrund	4
2. Forschungsstand zur Stromverbrauchsdifferenzierung	5
3. Methodisches Vorgehen	6
4. Ergebnisse der Literaturstudie	9
5. Diskussion und Ausblick	15
Literaturverzeichnis	16

Das vorliegende Arbeitspapier wurde im Rahmen des Projekts EVEKT „Erhöhung der Verbraucherpartizipation an der Energiewende durch KI-Technologien und datenbasierte Mehrwertdienste“ an der OTH Regensburg am Institut für Sozialforschung und Technikfolgenabschätzung von Miriam Vetter, Sonja Haug, Caroline Dotter, Lukas Baumann und Karsten Weber erstellt. Das Projekt wird mit Laufzeit Juli 2022 bis Juni 2025 durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) gefördert. Die Gesamtprojektleitung liegt bei Prof. Dr.-Ing. Günter Kießling (Technische Hochschule Nürnberg).

Das nachfolgende Arbeitspapier stellt die Ergebnisse des Arbeitspakets 1.1 (Differenzierung der Verbrauchergruppen) des Teilprojektes „Ethische und soziale Aspekte der Erhöhung der Verbraucherpartizipation an der Energiewende durch KI-Technologie“ vor.

Zusammenfassung

Hintergrund

Seit dem Beginn des russischen Angriffskriegs und der Ukraine-Krise im Februar 2022 wurden massive Preissteigerungen auf dem Energiesektor beobachtet. Die Unsicherheiten auf dem Energiemarkt sowie die angespannte Lage der Gasversorgung führten zu erheblich höheren Strompreisen für Privathaushalte. Welche Faktoren den Stromverbrauch determinieren, wird im vorliegenden Arbeitspapier genauer untersucht. Der Zusammenhang zwischen Haushaltsmerkmalen und deren Stromverbrauch ist in der sozialwissenschaftlichen Energieforschung bekannt. Eine Möglichkeit der Verbrauchserfassung von Strom sind Smart-Meter, digitale Stromzähler.

Zielsetzung

Projektziel von EVEKT ist die Untersuchung von Möglichkeiten zur Reduktion des Stromverbrauchs von privaten Haushalten. Ziel dieses Arbeitspapiers ist es, verschiedene Gruppen von Haushalten und deren Charakteristik bei Strombezug und Smart-Meter-Nutzung zu differenzieren. Damit dokumentiert es einen Arbeitsschritt im Rahmen eines EVEKT-Teilprojekts zur Untersuchung sozialer und ethischer Aspekte von KI-Technologie in Privathaushalten.

Methodik

Es wurde ein Scoping Review zu Stromverbrauchsindikatoren in Bezug auf Smart-Meter durchgeführt. In einer systematischen Suche in der Datenbank *Web of Science* wurden 477 Treffer gefunden. Von den 477 Treffern konnten nach Durchsicht 12 passende Studien analysiert werden.

Ergebnisse

Die untersuchten Arbeiten unterteilen Haushalte in verschiedene Kategorien bzw. Cluster. Einige Studien gruppieren nach soziodemografischen Aspekten, während andere die Verbrauchsmuster analysieren. Als Ergebnis des Scoping Reviews empfehlen wir, beide Ansätze zu kombinieren, um verschiedene Haushaltstypen angemessen anzusprechen.

Bedeutung für die weiteren Projektschritte (Bevölkerungsumfrage)

Inwieweit die Zugehörigkeit zu bestimmten Haushaltstypen die Akzeptanz von KI-Technologie und feedback-basierter Apps determinieren, wird im Rahmen einer eigenen Befragung überprüft werden. Dazu wird aktuell ein Fragebogen entwickelt. Die Feldphase der deutschlandweiten Bevölkerungsbefragung ist für 2024 geplant.

Schlüsselwörter: Smart-Meter, Partizipation, Verbraucher, Scoping Review, Stromverbrauch

1. Hintergrund

Nach der Industrie (44 %), dem Handel und Dienstleistungssektor (27 %) haben Privathaushalte den drittgrößten Anteil am gesamten deutschen Stromverbrauch im Jahr 2021 (Bundesverband für Energie und Wasserwirtschaft, 2022). Seit Beginn des russischen Angriffskriegs und der Ukraine-Krise im Februar 2022 wurden massive Preissteigerungen im Energiesektor beobachtet. Die Unsicherheiten auf dem Energiemarkt sowie die angespannte Lage der Gasversorgung führten zu höheren Strompreisen für Privathaushalte. Importiertes Erdgas kostete im Februar 2022 etwa dreieinhalb Mal so viel wie im Jahr zuvor (+257 %), was sich in einer Strompreissteigerung von 13 % seit Februar 2021 auswirkte (Statistisches Bundesamt, 2022). Der Einfluss des Gaspreises auf den Strompreis ergibt sich durch die Stromerzeugung in Gaskraftwerken. Der Abgabepreis für Strom lag für Verbraucherinnen und Verbraucher im Mittel bei 32,79 Cent/KWh im ersten Halbjahr 2022; vor einem Jahr lag dieser Preis noch 31,93 Cent/KWh (Statistische Bundesamt, 2023, S. 47). Außerdem wird erwartet, dass der Übergang zu einer kohlenstoffneutralen Wirtschaft die Strompreise dauerhaft erhöhen wird (Wang et al., 2016).

Bereits zuvor stiegen die Ausgaben der Haushalte für Strom kontinuierlich. Im Jahr 2018 gaben die privaten Haushalte in Deutschland für Energie durchschnittlich 146 Euro im Monat aus, 2008 waren es noch 140 Euro monatlich (Brockjan et al., 2021, S. 434). Während der Anteil der Ausgaben für Heizöl in diesen zehn Jahren sank, stieg der Anteil der Stromkosten von 41,3 % auf 47,5 % und der Anteil der Gaskosten stieg ebenfalls leicht auf 27,5 % (Brockjan et al., 2021, S. 434). Ob diese Werte inflationsbereinigt sind, kann genaue Aussagen getroffen werden. Neuste Werte des Preismonitors des Statistischen Bundesamtes zeigen eine starke Preissteigerung von 39,6% im Februar 2023 von Januar 2020, in denen die Inflation und Gewichtung mit Hilfe des Verbraucherindex miteinfließt (Statistisches Bundesamt, 2023).

Da Energie ein notwendiges Konsumgut ist, dessen Verbrauch nicht beliebig gesenkt werden kann, treffen höhere Energiepreise Haushalte mit niedrigem Einkommen unverhältnismäßig stark (Hobijn & Lagakos, 2005). Somit ist von zentralem Interesse, den Stromverbrauch von Privathaushalten genauer zu analysieren und verschiedene Stromverbrauchsmuster zu identifizieren, um vorhandene, aber noch nicht ausgeschöpfte Einsparpotenziale zu identifizieren. Mittels einer Literaturstudie, die im vorliegenden Arbeitspapier dokumentiert wird, soll die Fragestellung beantwortet werden. Zudem wird untersucht, wie sich Haushalte in Bezug auf den Stromverbrauch in verschiedene Verbrauchergruppen differenzieren lassen.

Die sozialwissenschaftliche Begleitforschung zum Gesamtprojekt EVEKT (Erhöhung der Verbraucherpartizipation an der Energiewende durch KI-Technologien und datenbasierte Mehrwertdienste) untersucht ethische und soziale Aspekte der Verbraucherpartizipation an der

Energiewende durch KI-Technologien. Hierfür werden im vorliegenden Arbeitspapier die Ergebnisse eines Scoping Reviews zur Differenzierung von Verbrauchergruppen (AP1.1) präsentiert.

Das folgende Kapitel gibt zuerst einen Aufschluss über die sozialwissenschaftliche Betrachtung von Stromverbrauch im Privathaushaltsetting und zeigt im Anschluss das methodische Vorgehen des Scoping Reviews auf. Daran schließen sich die Ergebnisse mit einer möglichen Differenzierung von soziodemografischen, wohnungsbezogenen und gerätespezifischen Faktoren an, die als sogenannte Stromverbrauchsindikatoren den Verbrauch beeinflussen könnten. Zuletzt werden die Bedeutung der Ergebnisse für Stakeholder*innen sowie für die 2024 geplante Bevölkerungsumfrage diskutiert.

2. Forschungsstand zur Stromverbrauchsdifferenzierung

Der Stromverbrauch der Haushalte wird von vielen verschiedenen Faktoren beeinflusst, darunter klimatische und wirtschaftliche Faktoren, Technologie, Lebensbedingungen und die Energielieferanten (Coenen et al., 2017; Giest, 2020). Es gibt eine große Zahl an Veröffentlichungen zu Stromverbrauch und über Smart-Meter erfassten Verbrauchsmustern (Anderson et al., 2017; Beckel et al., 2014; Carroll et al., 2018). Der Zusammenhang zwischen Energieverbrauchsdaten und Haushaltsmerkmalen ist bekannt (Tureczek & Nielsen, 2017); der Energieverbrauch der privaten Haushalte wird durch soziodemografische, wohnungsbezogene und gerätespezifische Faktoren beeinflusst (Jones et al. 2015). Ergebnisse einer Studie aus Südkorea belegen die Abhängigkeit des privaten Energieverbrauch von Verhaltensmustern, Gerätenutzung und psychosozialen Aspekten (Ryu & Kim, 2022). Zusammenfassend sind die soziodemografischen Faktoren in Abbildung 1 zu sehen. Dort werden die verschiedenen Haushaltskategorien abgebildet, die den Stromkonsum beeinflussen.

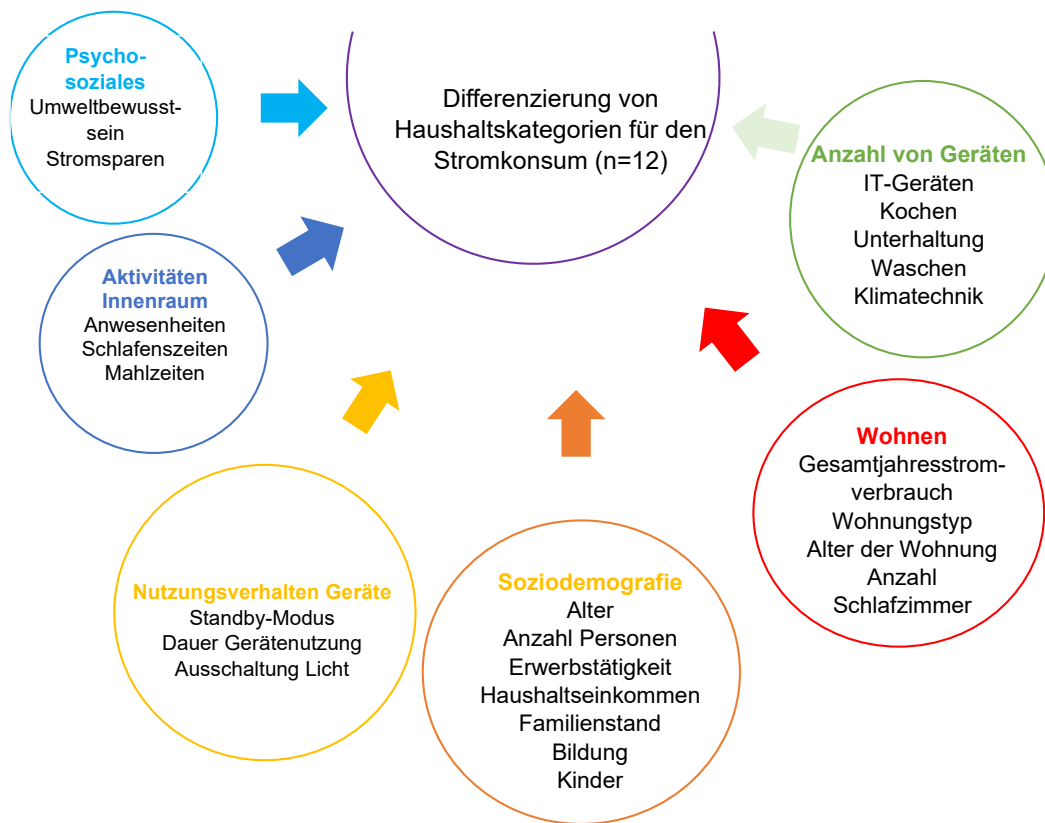


Abbildung 1: Differenzierung von Haushaltskategorien für den Stromverbrauch (Quelle: eigene Darstellung)

Durch das Wissen um Energieverbrauchsmuster ist eine genauere Ansprache der Haushalte für Entwickler von Smart-Meter, aber auch politische Stakeholder möglich. Somit kann bei der Entwicklung darauf geachtet werden, wie diese Systeme gestaltet werden müssen (Alkawsy et al. 2021, S. 3315). „Smart meter technology allows for consumption to be recorded at frequent intervals and communicates this information to both consumer and energy supplier allowing for near real-time feedback of energy use.“ (Goodwin & Dykes, 2012). Durch eine Messauflösung im 15-Minuten-Takt können bereits weitreichende haushalts- und/oder personenbezogene Rückschlüsse auf Lebensgewohnheiten (wie Schlafenszeiten, Anwesenheitszeiten, Zubereiten von Mahlzeiten usw.) gezogen werden (Greveler, 2016, S. 99).

3. Methodisches Vorgehen

Für die Identifikation von Verbraucher*innengruppen wurde zunächst ein Scoping Review (Elm et al., 2019) nach den fachlichen Kriterien des PRISMA-Statements (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) durchgeführt (Page et al., 2021). Für die Literaturrecherche war die Fragestellung leitend, welche Verbrauchergruppen sich für den Stromverbrauch in Bezug auf KI-Technologie klassifizieren lassen. Hierfür wurde die internationale

Meta-Suchmaschine *Web of Science* ausgewählt und nach den Stichworten „Verbraucher“ bzw. „Haushalt“, „Smart-Meter“ sowie „Stromkonsum“ gesucht.

Sozialwissenschaftliche Suchmaschinen wie *WISO* oder *SOAR* (Social Science Open Access Repository), die probenhalber ebenfalls genutzt wurden, lieferten nur sehr wenige deutschsprachige Treffer und wurden deshalb nicht berücksichtigt. Viele interdisziplinäre, technische Datenbanken wie *CINAHL* via *EBSCO Host*, *PubMed* usw., die insbesondere Medizin und Pflege abdecken, wurden ausgeschlossen. Da *Web of Science* die Herausgeber *Wiley*, *IEEE*, *Elsevier*, *Sage* sowie *Taylor & Francis* abdeckt, wurden die jeweiligen verlagsspezifischen Datenbanken nicht mit aufgenommen. Die genaue Suchstrategie und deren Limitationen sind in Tabelle 1 dargestellt. Die Entwicklung der Suchstrategie wurde mittels der Vorlage von Hirt und Nordhausen (2020) detailliert dokumentiert, um Nachvollziehbarkeit zu gewährleisten.

Suchstrategie für Web of Science	Trefferzahl	Limitationen
(household* OR consumer*) AND (“Artificial intelligence” OR AI OR digitization OR digitisation OR “smart-meter” OR “smart meter”) AND (electricity OR “power consumption” OR “electricity consumption analysis” OR “consumption classification”)	477	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Ähnliche Texte miteinschließen ▪ Volltext ▪ Publikationszeitraum von 2010-2022 ▪ Englisch

Tabelle 1: Suchstrategie mit Limitationen und der Trefferanzahl für die Datenbank *Web of Science* (Quelle: eigene Darstellung)

Folgende Ein- und Ausschlusskriterien (siehe Tabelle 2) wurden für das Screening der Treffer nach Titel, Abstract sowie Volltext verwendet. Es wurden alle Studiendesigns, außer literarische Beiträge, eingeschlossen. Insbesondere der Stromkonsum von Privathaushalten steht im Fokus der Recherche. Die KI-Technik und Smart-Meter wurden bewusst nur mit wenigen Begriffen beschrieben, da der Schwerpunkt nicht auf der technischen, sondern auf der sozialwissenschaftlichen Perspektive liegt. Hierbei ist es wichtig, dass der Stromverbrauch in den untersuchten Haushalten nicht mit klassischen Ferraris-Zählern erfasst wird, sondern mithilfe digitaler Smart-Meter. Andere Zählleinrichtungen für Gas oder Wasser werden nicht berücksichtigt. Der Publikationszeitraum wurde auf 2010 bis 2022 festgelegt. Der Zugriff wurde auf englischsprachige Volltexte beschränkt.

Domäne	Einschlusskriterien	Ausschlusskriterien
Studiendesign	Reviews, quantitative, qualitative, graue Literatur usw.	Literarische Beiträge wie Sammelbandbeiträge
Studienpopulation	Verbrauchergruppen, Haushaltsgruppen	Ausschließlich Individualkriterien
Intervention	KI-Technologie im Haushalt: Smart-Meter, Smart-Home, Vernetzung, Digitalisierung, Apps	Wärmeenergie, Ferraris-Zähler
Setting	Stromverbrauch in Privathaushalten	Gas- oder Wasserverbrauch Unternehmen, Firmen
Publikationsjahr	>=2010	< 2010
Dokumententypen	Deutsch und Englisch, Abstract und Volltext	Andere Sprachen, kein Zugang zu Abstract oder Volltext

Tabelle 2: Ein- und Ausschlusskriterien für das Scoping Review (Quelle: eigene Darstellung)

Die Literaturrecherche erstreckte sich über vier Phasen (s. Abbildung 2) und wurde im Oktober 2022 durchgeführt; Stichtag der Suche war der 24.10.2022. Insgesamt ergaben sich 477 Treffer aus *Web of Science*, die mit einem Literaturverwaltungsprogramm gesammelt und zur weiteren Bearbeitung in Excel exportiert wurden. Anhand eines Codesystems (1=akzeptiert, 2=unsicher, 3=ausgeschlossen) wurde diese Sammlung von einer Reviewerin und einem Reviewer¹ unabhängig voneinander bewertet. Mithilfe von Daten-Slicern konnten diese in Excel sortiert werden. Die als unsicher markierten Treffer wurden gemeinsam diskutiert und anschließend ein- oder ausgeschlossen. Am häufigsten wurden Quellen ausgeschlossen, weil sie zu technisch waren und der sozialwissenschaftliche Bezug fehlte. Schlussendlich wurden 12 Publikationen aufgenommen.

¹ Die Beiträge wurden von Miriam Vetter und Lukas Baumann bewertet.

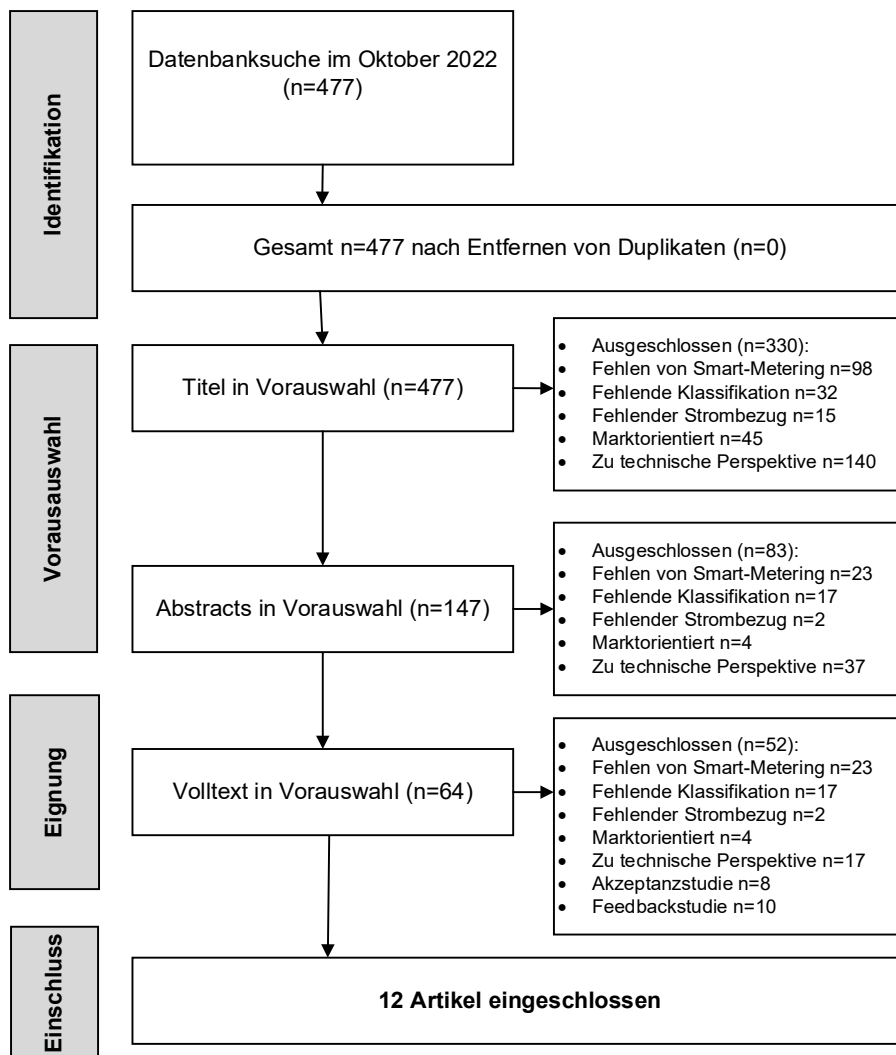


Abbildung 2: PRISMA-Flussdiagramm für die Studienauswahl (Quelle: eigene Darstellung angelehnt an Elm et al., 2019)

4. Ergebnisse der Literaturstudie

Die eingeschlossenen 12 Publikationen sind in Tabelle 3 dargestellt. Die Gemeinsamkeit der Studien ist die Einbindung von Smart-Meter-Daten mit Stichprobengrößen, die von elf Haushalten (Shirai et al., 2020) bis zu knapp 5.000 Privathaushalten reichen (Singh et al., 2022). Die Hälfte der Stromverbrauchsdaten stammt aus der EU (Anderson et al., 2017; Beckel et al., 2014; Besagni et al., 2020; Gholami et al., 2020; Singh et al., 2022; Viegas et al., 2016) und ist deshalb kulturell sowie klimatisch mit den Bedingungen in Deutschland kompatibel. Bei mindestens drei der Studien (Anderson et al., 2017; Beckel et al., 2014; Viegas et al., 2016) wurden die Smart-Meter-Daten zusätzlich noch mit Umfragedaten des CER Smart-Metering Projekt aus Irland verknüpft und weisen daher ähnliche Stromverbrauchsindikatoren auf (Commission for Energy Regulation [CER], 2012).

Autor*innen	Studiendesign	Stichprobengröße	Studienort(e)
Anderson et al., 2017	Verbindung Smart-Meter-Daten und Umfragedaten Irish CER Smart Meter Trial Data October 2009	3.488	Großbritannien / Irland
Beckel et al., 2014	Aufdeckung von 18 Haushaltsmerkmalen anhand mittels Monitorings von Smart-Meter-Daten über eine Periode von 1,5 Jahren in Irland und Umfragedaten Irish CER Smart Meter	4.232	Irland / Deutschland / Schweiz
Besagni et al., 2020	Bilden von 7 Clustern mittels Smart-Meter Daten von italienischen Haushalten nach sozioökonomischen Merkmalen	67	Italien
Fu et al., 2018	Monitoring von Privathaushalten von April 2014 bis Februar 2015 in China	533	China
Gholami et al., 2020	Monitoring von nordirischen Haushalten anhand ihres Energieverhaltens, ihrer soziodemografischen Merkmale und ihrer Wohnsituation in vier unterschiedliche Profile über zwei Wochen	2.505	Irland / Frankreich / Großbritannien / USA
Gholami et al., 2021	Monitoring von amerikanischen Haushalten von 28.02.2010 bis 23.10.2010 mittels Smart-Meter-Daten	1.628	Frankreich / Kanada / Großbritannien / USA
Jang et al., 2021	Stündliche Clustering des Stromverbrauchs von koreanischen Haushalten während der Covid-19 Pandemie aufgrund sozioökonomischer Haushaltsmerkmale und Lastprofile	1.133	Südkorea
Rhodes et al., 2014	Analyse von Smart-Meter-Daten und standardisierten Befragung in Südamerika	103	USA
Shirai et al., 2020	Monitoring des Stromkonsums von 11, älteren Einpersonenhaushalten in Japan für eine Lebensstilanalyse von älteren Menschen	11	Japan
Singh et al., 2022	Einfluss von 826 geodemografischer Faktoren bei Haushalten in London	4.917	Großbritannien
Tang et al., 2022	Energiemonitoring von Haushalten	433	China / Taiwan / Australien
Viegas et al., 2016	Verbindung des Monitorings von irischen Haushalten über 1,5 Jahren mit 30 Minuten Intervallen und Umfragedaten (Datensatz: Studie der irischen CER zum Verhalten von Stromkunden)	4.232	Portugal/ Irland

Tabelle 3: Überblick über die 12 eingeschlossenen Studien (Quelle: eigene Darstellung)

Am häufigsten wurden die soziodemografischen Faktoren für den Stromverbrauch als beeinflussende Variablen dargestellt (Tabelle 4). Die meisten Studien fragten das Alter (9 von 12), die Anzahl der Haushaltsmitglieder (8 von 12), den Familienstand (7 von 12), den Bildungsabschluss (6 von 12), die Erwerbstätigkeit (8 von 12) sowie das Haushaltseinkommen in Stufen (7 von 12) ab. Das Geschlecht, das Vorhandensein und die Anzahl von Kindern, Teenagern, Erwachsenen oder Personen im Ruhestand wurde seltener berücksichtigt. Zudem wurde seltener die Möglichkeit des Home-Office und der Dauer der Anwesenheit im Privathaushalt sowie die Zugehörigkeit zu einer sozialen Schicht berücksichtigt. In keiner der Studien wurde der Beruf eines Haushaltsmitglieds einbezogen.

Soziodemografische Faktoren	Anzahl der Zitationen	Autor*innen
Alter Haushaltsmitglieder	9	Anderson et al., 2017; Beckel et al., 2014; Besagni et al., 2020; Gholami et al., 2020; Gholami et al., 2021; Shirai et al., 2020; Singh et al., 2022; Tang et al., 2022; Viegas et al., 2016
Geschlecht Haushaltsmitglieder	5	Besagni et al., 2020 Gholami et al., 2021; Rhodes et al., 2014; Singh et al., 2022; Viegas et al., 2016
Anzahl Haushaltsmitglieder	8	Anderson et al., 2017; Beckel et al., 2014; Gholami et al., 2020; Gholami et al., 2021; Jang et al., 2021; Shirai et al., 2020; Singh et al., 2022; Tang et al., 2022
Anzahl Kinder	3	Anderson et al., 2017; Beckel et al., 2014; Rhodes et al., 2014
Anzahl Erwachsene	1	Beckel et al., 2014;
Anzahl Senior*innen/ Ruhestand	4	Beckel et al., 2014; Gholami et al., 2020; Gholami et al., 2021; Shirai et al., 2020
Familienstand	7	Anderson et al., 2017; Beckel et al., 2014; Gholami et al., 2021; Jang et al., 2021; Rhodes et al., 2014; Shirai et al., 2020; Singh et al., 2022
Bildungsabschluss	6	Anderson et al., 2017; Gholami et al., 2021; Rhodes et al., 2014; Singh et al., 2022; Tang et al., 2022; Viegas et al., 2016

Erwerbstätigkeit (Arbeitslosigkeit) und Beschäftigungsstatus (Angestellt oder Selbstständigkeit)	8	Anderson et al., 2017; Beckel et al., 2014; Gholami et al., 2020; Gholami et al., 2021; Jang et al., 2021; Rhodes et al., 2014; Singh et al., 2022; Viegas et al., 2016
Home-Office oder Abwesenheit (mehr als 6h täglich)	4	Beckel et al., 2014; Gholami et al., 2021; Jang et al., 2021; Shirai et al., 2020
Haushaltseinkommen	7	Anderson et al., 2017; Beckel et al., 2014; Jang et al., 2021; Rhodes et al., 2014; Singh et al., 2022; Tang et al., 2022; Viegas et al., 2016
Soziale Schicht	3	Beckel et al., 2014; Singh et al., 2022; Viegas et al., 2016

Tabelle 4: Auflistung Haushaltsmerkmale (Quelle: eigene Darstellung angelehnt an Jones et al., 2015)

Auch Eigenschaften der Wohnsituation wie Mieten oder Eigentum, die Wohnfläche, die Zahl der Zimmer und die Temperierung beeinflussen den Stromverbrauch erheblich (Jones et al., 2015). Etwas weniger Studien berücksichtigten die genaue Wohnsituation der Versuchsteilnehmenden (Tabelle 5). Alle 12 Studien erhoben den (jährlichen) Gesamtenergieverbrauch in kWh durch die Sammlung der Smart-Meter-Daten. Auch die Gesamtwohnfläche wurde noch von der Hälfte der Studien erfasst. Die Art des Wohnens (zur Miete oder in Eigentum; alleinstehendes Haus, Mehrfamilienhaus, Bungalow usw.) ist nur bei einem Drittel der Studien ersichtlich. Ebenfalls ist das Alter der Bausubstanz (3 von 12) weniger präsent, die Anzahl der Räume (0), die Anzahl der Schlafzimmer (3), die Art der Heizung (2), die Möglichkeit zur Klimatisierung (1) sowie der Anteil einer energiesparenden Beleuchtung (2).

Wohnungsbezogene Faktoren	Anzahl der Zitation	Autor*innen
Wohnungstyp	4	Anderson et al., 2017; Beckel et al., 2014; Gholami et al., 2020; Viegas et al., 2016
Alter der Wohnung	3	Beckel et al., 2014; Gholami et al., 2021; Viegas et al., 2016
Anzahl der Schlafzimmer	3	Beckel et al., 2014; Gholami et al., 2021; Viegas et al., 2016
Gesamtwohnfläche	6	Anderson et al., 2017; Beckel et al., 2014; Besagni et al., 2020; Gholami et al., 2021; Jang et al., 2021; Tang et al., 2022
Heizung	2	Anderson et al., 2017; Viegas et al., 2016

Klimatisierung	1	Viegas et al., 2016
Energiesparende Beleuchtung	2	Beckel et al., 2014; Viegas et al., 2016
Gesamtenergieverbrauch	12	Anderson et al., 2017; Beckel et al., 2014; Besagni et al., 2020; Fu et al., 2018; Gholami et al., 2020; Gholami et al., 2021; Jang et al., 2021; Rhodes et al., 2014; Singh et al., 2022; Shirai et al., 2020; Tang et al., 2022; Viegas et al., 2016

Tabelle 5: Auflistung wohnungsbezogene Faktoren (Quelle: eigene Darstellung angelehnt an Jones et al., 2015)

Eine weitere Stromverbrauchsgröße sind gerätespezifische Faktoren (Jones et al., 2015). Der Internetzugang oder die Anzahl von IT-Geräten wurden von vier Studien berücksichtigt. Auch die Anzahl der Kochgeräte oder das Zubereiten von Nahrung erhielt dieselbe Beachtung. Die genaue Anzahl der Haushaltsgeräte oder der Geräte für unterschiedliche Lebensbereiche wie zur Unterhaltung, zur Klimatechnik, zum Kühlen oder zum Wäschewaschen wurden bei jeweils drei Studien erfasst (siehe in Tabelle 6).

Gerätespezifische Faktoren	Anzahl der Zitation	Autor*innen
Anzahl Haushaltsgeräte	3	Anderson et al., 2017; Beckel et al., 2014; Singh et al., 2022
Anzahl IT-Ausstattung/ Internetzugang	4	Gholami et al., 2020; Gholami et al., 2021; Rhodes et al., 2014; Singh et al., 2022
Anzahl Unterhaltungselektronik	3	Besagni et al., 2020; Gholami et al., 2021; Rhodes et al., 2014
Anzahl Geräte für Klimatechnik	3	Gholami et al., 2021; Rhodes et al., 2014; Viegas et al., 2016
Anzahl Kochgeräte	4	Beckel et al., 2014; Besagni et al., 2020; Gholami et al., 2021; Viegas et al., 2016
Anzahl Kühlgeräte	3	Besagni et al., 2020; Gholami et al., 2021; Viegas et al., 2016
Anzahl Waschgeräte und Wäschereigeräten	3	Besagni et al., 2020; Gholami et al., 2021; Viegas et al., 2016
Anzahl Geräte zur Gebäudeinstandhaltung	0	
Besitz von Hygiene- und Freizeitgeräten	2	Gholami et al., 2021; Viegas et al., 2016

Tabelle 6: Darstellung gerätespezifischer Faktoren (Quelle: eigene Darstellung, angelehnt an Jones et al., 2015)

Neben diesen Stromverbrauchsindikatoren wurde in den meisten der Studien ein Clustering der Lastprofile vorgenommen. Das Clustering erfolgte in den verschiedenen Studien jedoch nach unterschiedlichen Methoden und Kriterien (Tabelle 7). Shirai et al. (2020) differenzierte in zwei Gruppen nach dem Kriterium Alter und Regelmäßigkeit des Stromverbrauchs. Jang et al. (2021) clustern Stromverbrauch der Haushalte nach zeitlichen Kriterien und bringen diese in Verbindung mit Erwerbstätigkeit. Der zeitlichen Aufschlüsselung nach Wochentagen oder Jahreszeiten schließt sich auch Tang et al. (2022) und Viegas et al. (2016) an. Es finden sich aber auch Differenzierungen nach dem Energieverbrauch bei Fu et al. (2018), Gholami et al. (2020) und Gholami et al. (2021). Gholami et al. (2021) betrachtet Stromverbrauch in Zusammenhang mit der sozioökonomischen Schicht und identifiziert 6 Haushaltstypen.

Autor*innen	Beschreibung des Clusters
Anderson et al., 2017	Sechs Cluster (nicht weiter beschrieben)
Fu et al., 2018	Fünf Cluster: Cluster 1: Verbraucher mit geringem Bedarf und unempfindlich gegenüber hohen Temperaturen, Cluster 2: normale Verbraucher und empfindlich gegenüber hohen Temperaturen, Cluster 3: normale Verbraucher, Cluster 4: Verbraucher mit hohem Bedarf und empfindlich gegenüber hohen Temperaturen, Cluster 5: Luxusverbraucher
Gholami et al., 2020	Vier Cluster: niedrigem, mittel, hohen und sehr hohen Energieverbrauch
Gholami et al., 2021	1. Familien aus der unteren sozialen Schicht: häufig arbeitslos, beengte Wohnverhältnisse: häufig arbeitslose Elternteile und große Familien auf beengten 2-Zimmer Wohnungen, niedrige Bildungsabschlüsse → Zweithöchster Stromverbrauch, weil viele Haushaltsmitglieder und ständige Anwesenheit 2. Mittelschichtfamilien: Eltern meist zwischen 35-55 Jahre alt mit höherer Bildung, eigenes Haus mit 3-4 Schlafzimmern, viele Geräte und lange Nutzungsdauer, viele Küchengeräte, höchste durchschnittliche Wohnfläche → höchster Stromverbrauch 3. Singles der Unterschicht → niedrigster Stromverbrauch 4. junge Paare: Berufstätige Paare zwischen 18-25 Jahren mit hoher Bildung und mittlerem bis hohem Einkommen, meist mit Plänen, eine Familie zu gründen, die Hälfte von ihnen lebt in Wohneigentum auf Kredit → hoher Stromverbrauch und viele Geräte 5. Alleinstehende aus der Arbeiterklasse → zweitniedrigster Stromverbrauch, da viele Hobbys und oft außer Haus 6. Senior*innen im Ruhestand: ein bis zwei Personen ab 65 Jahren im Eigenheim, weniger Geräte, hoher Küchenverbrauch, oft Steckdosenheizung
Jang et al., 2021	Fünf Cluster: 1. Tagestyp: Nutzung von Haushaltsgeräten über den Tag verteilt, insbesondere zur Mittagszeit 2. Stromverbrauch nur morgens vor und nach Erwerbsarbeit abends; keine Haushaltsmitglieder ohne Erwerbsarbeit 3. Treppentyp: morgendlich steigendener, nachmittags konstanter und abends wieder zunehmender Stromkonsum 4. Eulentyp: hohe nächtliche Nutzung; meist in nur Ein-Personen-Haushalten 5. Abendtyp: morgens kurzzeitiger Anstieg und tagsüber kaum Nutzung, hohe Abendroutine während des Feierabends

Shirai et al., 2020	Zwei Cluster: Senior*innenhaushalte mit regelmäßigen Lastprofilen und ähnlicher Routine sowie Personen mit unregelmäßigem Verhalten und Mahlzeiten
Tang et al., 2022	12 Lastprofilcluster: sechs für Wochentage und sechs für Wochenenden
Viegas et al., 2016	Je vier Lastprofilcluster für jede Jahreszeit

Tabelle 7: Verschiedenen Differenzierungen von Haushaltsgruppen (Quelle: eigene Darstellung)

5. Diskussion und Ausblick

Diese Literaturübersicht gibt eine Aufschlüsselung über den Stromverbrauch von Privathaushalten und zeigt mögliche Stromverbrauchsindikatoren auf. Ein zentrales Ergebnis ist, dass soziodemografische, wohnungsspezifische und gerätespezifische Faktoren den Stromkonsum von Privathaushalten determinieren. Viele Studien erfassen soziodemografische Variablen und insofern könnte zukünftige Forschung Zusammenhänge zwischen diesen Variablen und dem Stromverbrauch untersuchen. Die Art der Wohnung oder die Anzahl der Haushaltsgeräte spielen in den untersuchten Studien eine untergeordnete Rolle (Tabelle 4-6) und werden in geringerem Umfang analysiert.

Verschiedene Clusterbildungen für Verbraucher*innengruppen sind denkbar und wurden in den Studien vorgenommen. Sie reichen von Wochentage-Wochenende-Rhythmus über Jahreszeiten hin zu Regelmäßigkeiten der Lastprofile und dem Energieverbrauch in Verbindung mit der sozioökonomischen Schicht (Tabelle 7). Die identifizierten Energieverbrauchstypen sind somit vielfältig.

Das Scoping Review veranschaulicht außerdem, dass die Hälfte der Daten aus dem nicht-europäischen Ausland stammt, wo der Smart-Meter-Rollout aufgrund mehrerer Faktoren (bspw. verpflichtender Einbau oder höherer Technologiestandard) viel weiter fortgeschritten ist. Auch könnte das Forschungsinteresse zu Stromverbrauchsindikatoren dort höher ausgeprägt sein. In Europa ist die sozialwissenschaftliche Untersuchung des Stromverbrauchs in Großbritannien oder Irland weiterverbreitet als in den südlichen Staaten oder in Deutschland (s. Tabelle 3).

Inwieweit diese Haushaltsgruppen die Akzeptanz von KI-Technologie und feedback-basierter Apps determinieren, wird im Rahmen einer eigenen Befragung überprüft. Dazu wird 2023 eine Bevölkerungsbefragung (Schnell et al. 2018) konzipiert; die Feldphase der Bevölkerungsbefragung (n=1.000) ist für 2024 geplant.

Literaturverzeichnis

- Anderson, B., Lin, S., Newing, A., Bahaj, A. & James, P. (2017). Electricity consumption and household characteristics: Implications for census-taking in a smart metered future. *Computers, Environment and Urban Systems*, 63, 58–67. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2016.06.003>
- Beckel, C., Sadamori, L., Staake, T. & Santini, S. (2014). Revealing household characteristics from smart meter data. *Energy*, 78, 397–410. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.10.025>
- Besagni, G., Vila, L. P. & Borgarello, M. (2020). Italian Household Load Profiles: A Monitoring Campaign. *BUILDINGS*, 10(12). <https://doi.org/10.3390/buildings10120217>
- Brockjan, K., Maier, L., Kott, K. & Sewald, N. (2021). Energie: Aufkommen, Verbrauch, Auswirkungen. In Statistisches Bundesamt (Hrsg.), *Datenreport 2021* (S. 431–439). Statistisches Bundesamt. https://www.destatis.de/DE/Service/Statistik-Campus/Datenreport/Downloads/datenreport-2021-kap-13.pdf?__blob=publicationFile
- Bundesverband für Energie und Wasserwirtschaft. (2022). *Verteilung des Stromverbrauchs in Deutschland nach Verbrauchergruppen im Jahr 2021*. Statista. <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/236757/umfrage/stromverbrauch-nach-sektoren-in-deutschland/>
- Carroll, P., Murphy, T., Hanley, M., Dempsey, D. & Dunne, J. (2018). Household Classification Using Smart Meter Data. *Journal of Official Statistics*, 34(1), 1–25. <https://doi.org/10.1515/jos-2018-0001>
- Coenen, F., Hoppe, T., Chalkiadakis, G., Akasiadis, C. & Tsoutsos, T. (2017). Exploring energy saving policy measures by renewable energy supplying cooperatives, 381–391. https://ris.utwente.nl/ws/portalfiles/portal/21770864/2_159_17_Coenen.pdf
- Commission for Energy Regulation. (2012). *CER Smart Metering Project - Gas Customer Behaviour Trial, 2009-2010*. Irish Social Science Data Archive. <https://www.ucd.ie/issda/data/commissionforenergyregulationcer/>
- Elm, E. von, Schreiber, G. & Haupt, C. C. (2019). Methodische Anleitung für Scoping Reviews (JBI-Methodologie). *Zeitschrift für Evidenz, Fortbildung und Qualität im Gesundheitswesen*, 143, 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.zefq.2019.05.004>
- Fu, X., Zeng, X. J., Feng, P. P. & Cai, X. W. (2018). Clustering-based short-term load forecasting for residential electricity under the increasing-block pricing tariffs in China. *Energy*, 165, 76–89. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.09.156>
- Gholami, R., Emrouznejad, A., Alnsour, Y., Kartal, H. B. & Veselova, J. (2020). The Impact of Smart Meter Installation on Attitude Change Towards Energy Consumption Behavior Among Northern Ireland Households. *Journal of Global Information Management*, 28(4), 21–37. <https://doi.org/10.4018/JGIM.2020100102>
- Gholami, R., Nishant, R. & Emrouznejad, A. (2021). Modeling Residential Energy Consumption: An Application of IT-Based Solutions and Big Data Analytics for Sustainability. *Journal of Global Information Management*, 29(2), 166–193. <https://doi.org/10.4018/JGIM.2021030109>
- Giest, S. (2020). Do nudgers need budgeting? A comparative analysis of European smart meter implementation. *Government Information Quarterly*, 37(4). <https://doi.org/10.1016/j.giq.2020.101498>
- Goodwin, S. & Dykes, J. (2012). *Visualising variations in household energy consumption: Poster presented at the IEEE Conference on Visual Analytics Science and Technology (VAST), 14 - 19 Oct 2012*. Seattle. <https://doi.org/10.1109/vast.2012.6400545>
- Greveler, U. (2016). Smart Grid: Chancen und Risiken für den Verbraucher. In C. Bala (Hrsg.), *Beiträge zur Verbraucherforschung: Band 5. Schöne neue Verbraucherwelt? Big Data, Scoring und das Internet der Dinge* (1. Aufl., S. 91–107). Verbraucherzentrale NRW. https://doi.org/10.15501/978-3-86336-912-5_5

- Hobijn, B. & Lagakos, D. (2005). Inflation inequality in the United States. *Review of Income and Wealth*, 51(4), 581–606. <https://doi.org/10.1111/j.1475-4991.2005.00170.x>
- Jang, M., Jeong, H. C., Kim, T., Suh, D. H. & Joo, S. K. (2021). Empirical Analysis of the Impact of COVID-19 Social Distancing on Residential Electricity Consumption Based on Demographic Characteristics and Load Shape. *Energies*, 14(22), 7523. <https://doi.org/10.3390/en14227523>
- Jones, R. V., Fuertes, A. & Lomas, K. J. (2015). The socio-economic, dwelling and appliance related factors affecting electricity consumption in domestic buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 43, 901–917. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.11.084>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., . . . Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ (Clinical research ed.)*, 372, 71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Rhodes, J. D., Cole, W. J., Upshaw, C. R., Edgar, T. F. & Webber, M. E. (2014). Clustering analysis of residential electricity demand profiles. *Applied Energy*, 135, 461–471. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.08.111>
- Ryu, D.-H. & Kim, K.-J. (2022). How do households perceive electricity consumption? Evidence from smart metering and survey data in South Korea. *Energy Research & Social Science*, 92, 102770. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2022.102770>
- Shirai, Y., Hattori, S. & Takama, Y. (2020). Lifestyle Analysis from Household Electricity Consumption Data. *Journal of Advanced Intelligence and Intelligent Informatics*, 24(2), 214–220. <https://doi.org/10.20965/jaciii.2020.p0214>
- Singh, J. P., Alam, O. & Yassine, A. (2022). Influence of Geodemographic Factors on Electricity Consumption and Forecasting Models. *IEEE ACCESS*, 10, 70456–70466. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3188004>
- Statistische Bundesamt. (2023). *Daten zur Energiepreisentwicklung: Lange Reihen von Januar 2005 bis Dezember 2022*. Wiesbaden. https://www.destatis.de/DE/Themen/Wirtschaft/Preise/Publikationen/Energiepreise/energiepreisentwicklung-pdf-5619001.pdf?__blob=publicationFile
- Statistisches Bundesamt. (2022). *Energiepreise: Hohe Steigerungen auf allen Wirtschaftsstufen: Pressemitteilung Nr. 016* [Press release]. Wiesbaden. https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2022/03/PD22_N016_61.html
- Statistisches Bundesamt. (2023). *Preismonitor*. <https://www.destatis.de/DE/Themen/Wirtschaft/Konjunkturindikatoren/Preismonitor/Preismonitor.html?nn=214056#>
- Tang, W. J., Wang, H., Lee, X. L. & Yang, H. T. (2022). Machine learning approach to uncovering residential energy consumption patterns based on socioeconomic and smart meter data. *Energy*, 240, 122500. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.122500>
- Tureczek, A. & Nielsen, P. (2017). Structured Literature Review of Electricity Consumption Classification Using Smart Meter Data. *Energies*, 10(5), 584. <https://doi.org/10.3390/en10050584>
- Viegas, J. L., Vieira, S. M., Melicio, R., Mendes, V. M. & Sousa, J. M. (2016). Classification of new electricity customers based on surveys and smart metering data. *Energy*, 107, 804–817. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.04.065>
- Wang, Q., Hubacek, K., Feng, K., Wei, Y.-M. & Liang, Q.-M. (2016). Distributional effects of carbon taxation. *Applied Energy*, 184, 1123–1131. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.06.083>