

Untersuchung zur Akzeptanz und Nutzung von Energie- und Komfortmonitoringsystemen in privaten Haushalten

Lisa von Wittenhorst zu Sonsfeld¹  and Elisabeth Beusker¹ 

¹Lehr- und Forschungsgebiet für Immobilienprojektentwicklung (iPE), RWTH Aachen University, Aachen, Germany

E-mail(s): lisa.vonwittenhorst@ipe.arch.rwth-aachen.de, elisabeth.beusker@ipe.arch.rwth-aachen.de

Abstract: Die Energiewende erfordert neben technologischen Innovationen auch eine aktive Verhaltensänderung der Gesellschaft im Umgang mit Energie. Digitale Monitoringsysteme können diesen Wandel unterstützen, indem sie Verbrauchstransparenz schaffen, Einsparpotentiale sichtbar machen und Verhaltensanpassungen anstoßen. Voraussetzung für ihre Wirksamkeit ist jedoch eine breite gesellschaftliche Akzeptanz und Nutzung. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird daher der Einfluss soziodemografischer und wohnstruktureller Faktoren auf die Akzeptanz und Nutzung sowie die Unterschiede in den Nutzungsmotiven und -hemmnissen ermittelt. Grundlage der Untersuchung bildet eine standardisierte Online-Befragung von etwa 280 privaten Haushalten, die im Zeitraum von 2022 bis 2023 im Rahmen des Reallabors der Energiewende *SmartQuart* durchgeführt wurde. Die Datenanalyse erfolgt mittels Mittelwertvergleichen und binär-logistischer Regressionsverfahren. Die Ergebnisse zeigen, dass funktionale Motive wie Kostenreduktion und Energieeinsparung zentrale Treiber der Nutzung von Energiemonitoring darstellen, während beim Komfortmonitoring das Motiv der Wohnkomfortsteigerung dominiert. Hohe Anschaffungskosten wirken sich bei beiden Technologien nutzungshemmend aus. Beim Komfortmonitoring wurde zudem das fehlende Interesse als Barriere identifiziert. Technische Hürden, Datenschutzbedenken und Informationsdefizite spielen hingegen eine untergeordnete Rolle. Die Nutzung der Systeme hängt darüber hinaus signifikant von Faktoren wie Bildungsniveau, Einkommenshöhe, Wohnfläche und Gebäudetyp ab. Die Ergebnisse bieten differenzierte Einblicke in akzeptanzrelevante Faktoren von Monitoringsystemen, sind aufgrund einer nicht-repräsentativen Stichprobe jedoch nur eingeschränkt generalisierbar.

Keywords: Nutzerverhalten, Energiemonitoring, Komfortmonitoring, Akzeptanz, Private Haushalte



DOI: 10.18154/RWTH-CONV-254902. Published in the conference proceedings of the 36. Forum Bauinformatik 2025, Aachen, Germany, © 2025 The copyright for this article lies with the authors. This publication, except for quotations and otherwise indicated parts, is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) license.

1 Einführung

Im Kontext der Energiewende spielt die Reduktion des Energieverbrauchs im Gebäudesektor eine zentrale Rolle. Wohngebäude sind in Deutschland für einen signifikanten Anteil des Endenergieverbrauchs verantwortlich, insbesondere durch Raumwärme und Warmwasserbereitstellung [1]. Um den

Energiebedarf in diesem Bereich wirksam zu senken, sind neben technischen Maßnahmen wie energetischer Sanierung oder dem Einsatz erneuerbarer Energiequellen auch Verhaltensänderungen der Nutzer¹ erforderlich. Verhaltensbezogene Maßnahmen bieten ein großes, bislang nur unzureichend ausgeschöpftes Potential zur Energieeinsparung. Studien zeigen, dass durch bewusstes Nutzerverhalten – etwa durch optimiertes Heiz- und Lüftungsverhalten, die Reduktion von Standby-Verlusten oder die Anpassung der Raumtemperatur – erhebliche Einsparungen erzielt werden können [2, 3, 4]. Die Umsetzung dieser Maßnahmen erweist sich im Alltag allerdings als herausfordernd, da sie ein hohes Maß an Aufmerksamkeit, Motivation und Wissen voraussetzen.

An dieser Stelle setzen digitale Monitoringsysteme an, indem sie Verbrauchswerte in Echtzeit detailliert erfassen und visualisieren. Sie schaffen damit Transparenz, fördern ein bewussteres Verhalten und können die Bildung energieeffizienter Gewohnheiten unterstützen [5, 6, 7]. Die Integration von Monitoringsystemen in privaten Haushalten ist ein ergänzendes Instrument zur technischen Modernisierung, da sie verhaltensbasierte Energieeinsparungen unterstützt. Im Gegensatz zu steuernden Systemen dienen Monitoringsysteme ausschließlich der Erfassung und Analyse von Verbrauchs- und Komfortdaten. Im Rahmen dieser Arbeit werden zwei Typen von Systemen betrachtet: Energiemonitoring und (Nutzer-)Komfortmonitoring. Energiemonitoring umfasst Energieverbräuche, beispielsweise von Strom, Wärme oder Wasser. Die Erfassung der Verbräuche ermöglicht es, Einsparpotentiale zu identifizieren und die Nutzung technischer Anlagen zu optimieren. Beim Komfortmonitoring stehen dagegen raumklimatische Parameter wie Temperatur, Luftfeuchtigkeit und CO₂-Konzentration im Fokus. Die Analyse dieser Daten dient der Optimierung des Raumklimas sowie der Steigerung der Nutzerzufriedenheit und der Produktivität. In der Regel basieren beide Systemtypen auf funkgestützten Infrastrukturen, wie digitalen Zählern und Sensoren, die über zentrale Plattformen organisiert sind und sich auch nachträglich in Gebäude integrieren lassen. Durch die Kombination von Energie- und Komfortmonitoring und durch die gezielte Anpassung des Nutzerverhaltens ist es möglich, eine gleichzeitige Steigerung von Energieeffizienz und Wohnkomfort bei minimalem Ressourceneinsatz zu erreichen. Ihre Wirksamkeit hängt jedoch maßgeblich von ihrer gesellschaftlichen Akzeptanz und flächendeckenden Nutzung ab. Im Rahmen dieser Arbeit werden daher Einflussfaktoren auf die Akzeptanz und Nutzung von Monitoringsystemen in privaten Haushalten untersucht. Im Zentrum der Untersuchung stehen sowohl subjektiv bewertete Nutzungsmotive und Hemmnisse als auch soziodemografische und wohnstrukturelle Einflussfaktoren. Das Ziel der Arbeit ist es, anhand der ermittelten Einflussfaktoren ein tieferes Verständnis für die zielgruppenspezifischen Beweggründe und Hürden bei der Nutzung der verschiedenen Monitoringsysteme zu gewinnen und damit einen Beitrag zur digitalen Transformation privater Haushalte zu leisten.

2 Methode

Die Untersuchung basiert auf einer Befragung, die im Rahmen des vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWE) geförderten Reallabors der Energiewende *SmartQuart* durchgeführt wurde. Seit 2020 untersucht das Projekt die Umsetzung der Energiewende in drei deutschen Quartieren unter realen Bedingungen. Dabei werden sozioökonomische und technische Herausforderungen

¹Aus Gründen der besseren Lesbarkeit wird auf die gleichzeitige Verwendung mehrerer Sprachformen verzichtet. Sämtliche Personenbezeichnungen gelten für Personen jeglichen Geschlechts.

für unterschiedliche Akteursgruppen systematisch identifiziert und analysiert. Zur empirischen Erhebung wurde auf Basis einer umfassenden Literaturrecherche ein standardisierter Online-Fragebogen entwickelt, der mit dem Tool SoSci Survey umgesetzt wurde [8], [9]. In dieser Arbeit werden ausgewählte Ergebnisse präsentiert, die sich auf die Nutzung digitaler Monitoringsysteme im privaten Wohnumfeld beziehen.

Die erhobenen Daten wurden mithilfe statistischer Verfahren ausgewertet, um differenzierte Erkenntnisse über die Einflussfaktoren auf die Nutzung und Implementierung digitaler Monitoringsysteme zu erlangen. Die Untersuchung wurde in zwei Schritten durchgeführt: Zunächst wurden die Motive und Hemmnisse für die Implementierung der verschiedenen Systeme erfasst und mittels eines Mittelwertvergleichs ausgewertet. Im zweiten Schritt wurde mittels einer binär-logistischen Regression der Einfluss soziodemografischer und wohnstruktureller Faktoren auf die Nutzung untersucht.

3 Ergebnisse

3.1 Untersuchung der Stichprobe

Die Untersuchungen basieren auf den Angaben von insgesamt 284 privaten Nutzern, die im Zeitraum von September 2022 bis Dezember 2023 an der Befragung teilgenommen haben. Die Stichprobe weist einen hohen Männeranteil auf: 74,5% (n=205) der Teilnehmer sind männlich, während 25,5% (n=70) weiblich sind. Die Altersverteilung zeigt, dass knapp ein Drittel der Befragten jünger als 34 Jahre ist (29,5%, n=83), 35–49-Jährige machen 24,2% (n=68), 50–65-Jährige 35,6% (n=100) und über 65-Jährige 10,7% (n=30) der Stichprobe aus. Bezüglich des Bildungsniveaus zeigt sich ein stark akademisch geprägtes Profil: 68,0% (n=191) der Befragten verfügen über einen (Fach-)Hochschulabschluss, weitere 17,8% (n=50) haben (Fach-)Abitur. Personen mit abgeschlossener Ausbildung (8,2%, n=23) oder Haupt-/Realschulabschluss (6,0%, n=17) als höchsten Bildungsabschluss sind deutlich unterrepräsentiert. Die Einkommensverteilung weist eine breite Streuung auf: Rund 16,4% (n=41) der Befragten geben ein jährliches Haushaltsnettoeinkommen von unter 25.000 Euro an, während 14,0% (n=35) ein Einkommen über 100.000 Euro berichten. Die größte Gruppe stellt die Einkommensklasse zwischen 50.000 und 75.000 Euro mit 28,8% (n=72), gefolgt von der Klasse zwischen 25.000 und 50.000 Euro (24,0%, n=60) und 75.000–100.000 Euro (16,8%, n=42).

Die Untersuchung der Wohnsituation zeigt, dass die Verteilung der Stichprobe zwischen Eigentümern mit 52,4% (n=108) und Mietern mit 47,6% (n=98) ausgeglichen ist. Beim aktuell bewohnten Gebäudetyp dominieren Wohnungen in Mehrfamilienhäusern (MFH) mit 55,1% (n=114), gefolgt von Einfamilienhäusern (EFH) mit 21,7% (n=45), Reihenhäusern (RH) mit 12,6% (n=26) und Doppelhäusern (DHH)/Zweifamilienhäusern (ZFH) mit 10,6% (n=22). Rund 15,0% (n=30) der Befragten leben auf weniger als 50 m². Der größte Anteil mit 39,0% (n=78) hat eine Wohnfläche von 50 bis 100 m², weitere 29,5% (n=59) von 101 bis 150 m². Ein geringer Anteil von 12,0% (n=26) lebt auf 151 bis 200m² und 4,5% (n=9) der Teilnehmer haben mehr als 200 m² Wohnfläche zur Verfügung. Die Haushaltsgröße variiert ebenfalls: 21,1% (n=58) der Befragten leben allein, 41,1% (n=113) in Zwei-Personen-Haushalten und 35,3% (n=97) in Haushalten mit drei bis fünf Personen. Haushalte mit mehr als fünf Mitgliedern sind mit 2,5% (n=7) kaum vertreten.

Die aktuelle Nutzung der untersuchten Monitoringsysteme zeigt, dass die Akzeptanz beim Energiemonitoring mit 45,6% (n=128) deutlich höher ist als bei Komfortmonitoringsystemen, die aktuell von 25,0% (n=71) der Befragten genutzt werden.

3.2 Untersuchung von Nutzungsmotiven und -hemmnissen

Im ersten Teil der Untersuchung werden die Nutzungsmotive und -hemmnisse analysiert. Zu diesem Zweck wurde mithilfe einer vierstufigen Likert-Skala, die von 1 = „gar nicht“ bis 4 = „sehr stark“ reicht, der Einfluss unterschiedlicher Motive und Hemmnisse erhoben. Die abgefragten Motivationsgründe umfassten die Kontrolle des Energieverbrauchs, die Erhöhung des Wohnkomforts, die Reduktion von Energiekosten und das Einsparen von Energie. Bei den Hemmnissen wurden hohe Anschaffungs- und Wartungskosten, technische Hürden, zu geringe Energieeinsparungen, Vorbehalte gegenüber der Datensicherheit, Mangel an Informationen sowie Desinteresse an den Anwendungen abgefragt. Zur Ermittlung der Stärke des Einflusses wurde jeweils der Mittelwert verglichen. Die Interpretation der Werte erfolgt unter der Annahme, dass Mittelwerte unter 1,49 die Bedeutung „gar nicht“, Werte zwischen 1,50 und 2,49 die Bedeutung „wenig“, Werte zwischen 2,50 und 3,49 die Bedeutung „stark“ und Werte über 3,50 die Bedeutung „sehr stark“ aufweisen. Die Ergebnisse sind der Tabelle 1 zu entnehmen.

Die Ergebnisse legen nahe, dass die Kontrolle des Energieverbrauchs das Hauptmotiv für die Nutzung eines Energiemonitorings (MW=3,23; N=120; SD=,991) darstellt. Auch die Reduktion der Energiekosten (MW=3,10; N=115; SD=1,46) und das allgemeine Einsparen von Energie (MW=3,06; N=117; SD=1,028) sind starke Einflussfaktoren auf die Nutzung. Die Komforterrhöhung (MW=2,40; N=114; SD=1,070) ist beim Energiemonitoring dagegen ein Faktor mit eher geringer Einflussstärke.

Tabelle 1: Mittelwertvergleich von Nutzungsmotiven und -hemmnissen (Eigene Datenerhebung, 2025)

		Energiemonitoring			Komfortmonitoring		
		MW	N	SD	MW	N	SD
Nutzungsmotive	Kontrolle des Energieverbrauchs	3,23	120	0,991	2,88	69	0,932
	Erhöhung des Wohnkomforts	2,40	114	1,070	3,38	69	0,730
	Reduktion der Energiekosten	3,10	115	1,046	2,99	69	0,833
	Einsparen von Energie	3,06	117	1,028	2,94	70	0,931
Nutzungshemmnisse	Hohe Anschaffungskosten	2,52	89	1,001	2,73	147	1,095
	Hohe Wartungskosten	1,93	84	0,916	2,20	132	1,022
	Technische Hürden	2,20	91	1,056	2,27	151	1,045
	Geringe Energieeinsparungen	2,31	88	0,998	2,47	140	1,000
	Vorbehalte ggü. Datensicherheit	2,25	95	1,091	2,31	151	1,109
	Mangel an Informationen	2,29	94	0,991	2,36	162	1,062
	Mangel an Zeit	2,04	91	0,999	1,97	157	0,930
	Kein Interesse	2,20	85	1,193	2,72	149	1,173

Beim Komfortmonitoring ist die Erhöhung des Wohnkomforts (MW=3,38, N=69; SD= ,730) dagegen das Hauptmotiv für die Nutzung. Die Reduzierung der Energiekosten (MW=2,99; N=69; SD=,833) und der Energie (MW=2,94; N=70; SD=,931) sind zwar nach wie vor starke Einflussfaktoren auf die Nutzung, werden jedoch als deutlich weniger starke Nutzungsgründe bewertet als die Erhöhung des

Wohnkomforts. Mit einem Mittelwert von 2,88 (N=69; SD=,932) stellt die Verbrauchskontrolle das geringste Motiv für die Nutzung eines komfortorientierten Monitorings dar.

Die Auswertung der Nutzungshemmnisse zeigt, dass die hohen Anschaffungskosten beim Energiemonitoring der am stärksten bewertete hemmende Faktor sind. Mit einem Mittelwert von 2,52 (N=89; SD=1,001) spiegelt dieser jedoch ein geteiltes Meinungsbild wider. Auch die anderen abgefragten Hemmnisse werden mit Mittelwerten zwischen 2,31 und 2,04 als geringfügige Hemmnisse wahrgenommen. Die hohen Wartungskosten werden mit einem Mittelwert von 1,93 (N=84; SD=,916) als das geringste Hemmnis wahrgenommen. Deutlichere Hemmnisse sind dagegen beim Komfortmonitoring erkennbar: Hier stellen die hohen Anschaffungskosten (MW=2,73; N=147; SD=1,095) und das fehlende Interesse (MW=2,72; N=149; SD=1,173) die stärksten Hemmnisse für die Nutzung dar. Zudem wird die erwartete geringe Energieeinsparung mit einem Mittelwert von 2,47 (N=140; SD=1,000) ambivalent bewertet. Die weiteren abgefragten Hürden werden mit Mittelwerten zwischen 2,36 und 2,20 als eher geringe Einflussfaktoren bewertet. Der Mangel an Zeit (MW=1,97; N=157; SD=,930) scheint aufgrund der schwächsten Bewertung das geringste Hemmnis darzustellen.

3.3 Untersuchung von soziodemografischen und wohnstrukturellen Faktoren

Im zweiten Untersuchungsschritt wurde mithilfe binär-logistischer Regressionsanalysen geprüft, welche Einflussfaktoren die Nutzung der verschiedenen Anwendungen signifikant beeinflussen. Die abhängige Variable kodiert, ob ein System im Haushalt verwendet wird (1=Nutzung, 0=keine Nutzung). In das Modell wurden alle unabhängigen Variablen als kategoriale Prädiktoren aufgenommen, darunter die soziodemografischen Faktoren Geschlecht, Altersgruppe, höchster Bildungsabschluss und Jahreseinkommen sowie die wohnstrukturellen Faktoren Eigentumsverhältnis (Mieter/Eigentümer), Gebäudetyp, Wohnfläche und Haushaltsgröße. Die Ergebnisse sind der Tabelle 2 zu entnehmen.

Das Regressionsmodell für die Nutzung von Energiemonitoring war statistisch signifikant, $\chi^2(22)=41,024$; $p=,008$, mit einer akzeptablen Varianzaufklärung von Nagelkerkes $R^2=,0298$, gemäß den Empfehlungen von Backhaus et al. [10]. Die Anpassungsgüte wurde mit dem Hosmer-Lemeshow-Test überprüft, der eine hohe Anpassungsgüte zeigte, $\chi^2(8)=7,852$; $p=,448$. Der Gesamtprozentsatz korrekter Klassifikation war 73,6%, mit einer Sensitivität von 83,5% und einer Spezifität von 61,1%. Die Ergebnisse zeigen bei der Nutzung von Energiemonitoring signifikante Effekte für mehrere Prädiktoren. Im Vergleich zur Referenzkategorie, dem niedrigsten Bildungsabschluss (Hauptschul-/Realschulabschluss), war die Wahrscheinlichkeit einer Nutzung bei höheren Bildungsabschlüssen niedriger. Teilnehmer mit einem Fachhochschulabschluss wiesen eine signifikant niedrigere Wahrscheinlichkeit auf, ein Energiemonitoring-System zu nutzen ($B=-1,838$; $SE=,908$; $p=,043$). Auch der Gebäudetyp war ein signifikanter Prädiktor. Personen, die in einem Zweifamilienhaus oder einer Doppelhaushälfte leben, nutzten Energiemonitoring-Systeme signifikant weniger als Personen in Einfamilienhäusern (Referenzkategorie) ($B=-1,493$; $SE=,709$; $p=,035$). Die Effekte von Geschlecht, Altersgruppe, Einkommen, Eigentumsverhältnis, Wohnfläche und Haushaltsgröße waren nicht signifikant. Es zeigten sich jedoch tendenzielle Unterschiede zugunsten größerer Wohneinheiten, die in weiterführenden Analysen berücksichtigt werden könnten.

Auch das binär-logistische Regressionsmodell zur Vorhersage der Nutzung von Komfortmonitoring erwies sich als statistisch signifikant, $\chi^2(22)=56,040$; $p<,001$. Die erklärte Varianz lag bei Nagelkerkes

Tabelle 2: Logistische Regression (Eigene Datenerhebung, 2025)

Nutzung	Energiemonitoring			Komfortmonitoring		
	B	SE	Sig.	B	SE	Sig.
Konstante	2,167	1,333	0,104	-2,324	1,653	0,160
Geschlecht (1 = weiblich)	-0,007	0,451	0,988	-1,194	0,709	0,092
Alter: <34 Jahre (Ref)			0,884			0,192
Alter: <35 - 49 Jahre	-0,016	0,627	0,979	-1,090	0,813	0,180
Alter: 50 - 65 Jahre	0,271	0,559	0,627	-1,678	0,771	0,030
Alter: >65 Jahre	0,470	0,719	0,513	-22,263	8023,436	0,998
Bildung: Haupt-/Realschulabschluss (Ref)			0,242			0,807
Bildung: Ausbildung	-1,789	1,061	0,092	-0,036	1,380	0,979
Bildung: Fachabitur	-1,856	0,978	0,058	0,759	1,156	0,511
Bildung: (Fach-)Hochschulabschluss	-1,838	0,908	0,043	0,697	1,107	0,529
Einkommen: <25.000 Euro (Ref)			0,198			0,007
Einkommen: 25.000 - 50.000 Euro	-0,402	0,621	0,518	0,139	0,914	0,879
Einkommen: 50.000 - 75.000 Euro	-0,248	0,599	0,678	1,379	0,889	0,121
Einkommen: 75.000 - 100.000 Euro	-0,080	0,706	0,910	1,926	0,996	0,053
Einkommen: >100.000 Euro	1,829	1,000	0,067	3,553	1,135	0,002
Eigentumsverhältnis (1 = Mieter)	-0,238	0,685	0,729	1,477	0,995	0,138
Gebäudetyp: EFH (Ref)			0,186			0,286
Gebäudetyp: ZFH/DHH	-1,493	0,709	0,035	0,046	0,837	0,957
Gebäudetyp: RH	-0,607	0,686	0,376	-1,306	0,943	0,166
Gebäudetyp: Wohnung in MFH	-1,040	0,703	0,139	-1,520	0,955	0,111
Wohnfläche: <50 qm (Ref)			0,523			0,091
Wohnfläche: 51 - 100 qm	0,099	0,675	0,884	0,488	0,927	0,599
Wohnfläche: 101 - 150 qm	1,022	0,881	0,246	2,197	1,179	0,063
Wohnfläche: 151 - 200 qm	0,247	1,014	0,807	1,313	1,474	0,373
Wohnfläche: >200 qm	0,774	1,312	0,555	3,975	1,798	0,027
Haushaltsgröße: 1 Person (Ref)			0,808			0,562
Haushaltsgröße: 2 Personen	-0,196	0,563	0,728	-0,653	0,747	0,382
Haushaltsgröße: 3 - 5 Personen	-0,578	0,651	0,375	-0,687	0,805	0,394
Haushaltsgröße: >5 Personen	-0,046	1,421	0,974	1,101	1,621	0,497
Nagelkerke R ²	-	-	0,298	-	-	0,438

R²=,438, die als gut zu bewerten ist. Die Modellanpassung wurde mithilfe des Hosmer-Lemeshow-Tests geprüft, $\chi^2(8) = 5,904$; p=,658. Die Klassifikationsgenauigkeit des Modells betrug insgesamt 82,9%, wobei die Sensitivität bei 92,9% und die Spezifität bei 50,0% lag.

Signifikante Effekte zeigten sich bei der Nutzung von Komfortmonitoring für die Alters- und Einkommenskategorien. Personen im Alter von 50 bis 65 Jahre nutzen Komfortmonitoring-Systeme seltener als Personen die jünger als 34 Jahre sind (Referenzkategorie) (B=-1,678; SE=,771; p=,030). Auch in den anderen Altersgruppen ist dieser Trend zu erkennen. Er konnte jedoch nicht signifikant nachgewiesen werden. Ebenso war ein höheres Haushaltseinkommen (>150.000 Euro) im Vergleich zur Referenz, der niedrigsten Einkommensklasse (<25.000 Euro) signifikant positiv assoziiert mit der Nutzung (B=3,553; SE=1,135; p=,002). Zudem war die Wohnfläche ein signifikanter Prädiktor: Haushalte mit mehr als 200 m² Wohnfläche wiesen eine signifikant höhere Wahrscheinlichkeit der Nutzung auf als

Haushalte mit weniger als 50 m² (Referenzkategorie), $B=3,975$; $SE=1,798$; $p=,027$. Kein signifikanter Einfluss zeigte sich hingegen für Geschlecht, Bildungsabschluss, Eigentumsverhältnis, Gebäudetyp oder Haushaltsgröße.

4 Zusammenfassung und Diskussion

Die Untersuchung zeigt, dass die Akzeptanz und Nutzung von Energiemonitoring in der Stichprobe deutlich höher ausfällt als die von Komfortmonitoring. Zentrale Nutzungsmotive für energiebezogene Systeme sind die Kontrolle des Verbrauchs, die Steigerung der Energieeffizienz und die Reduzierung der Energiekosten. Komfortmonitoring wird hingegen primär durch den Wunsch nach mehr Wohnkomfort motiviert. Die Ergebnisse legen nahe, dass Energieeffizienz und Komfortsteigerung nicht im Widerspruch stehen, sondern je nach Anwendung unterschiedlich gewichtet werden. Hemmnisse wie technische Hürden, Datenschutzbedenken oder Informationsdefizite wurden von den Befragten mehrheitlich als gering eingeschätzt. Die Anschaffungskosten stellten jedoch für beide Systeme eine Barriere dar. Auffällig ist zudem das relativ hohe Desinteresse gegenüber dem Komfortmonitoring. Dies könnte auf eine geringe wahrgenommene Alltagsrelevanz oder mangelnde Aufklärung hinweisen.

Die binär-logistischen Regressionsanalysen identifizieren signifikante Zusammenhänge zwischen der Nutzung und soziodemografischen bzw. wohnstrukturellen Merkmalen. So wird Energiemonitoring beispielsweise häufiger in Einfamilienhäusern und von Personen mit niedrigeren Bildungsabschlüssen genutzt. Die Nutzung von Komfortmonitoring korreliert hingegen positiv mit Einkommen, Wohnfläche und jüngerem Alter. Dies lässt auf eine stärkere Verknüpfung mit Lebensstilfaktoren und Technikaffinität schließen. Diese Ergebnisse unterstreichen die Relevanz zielgruppenspezifischer Förder- und Kommunikationsstrategien. Während Energiemonitoring bereits über ein breiteres funktionales Akzeptanzpotential verfügt, bedarf es für Komfortmonitoring einer differenzierten Kommunikations- und Aufklärungsstrategie, die die subjektive Relevanz und den Mehrwert stärker adressiert. Politik und Praxis sind somit aufgefordert, neben der technologischen Entwicklung auch die soziale Anschlussfähigkeit digitaler Monitoringsysteme systematisch zu stärken.

Die Generalisierbarkeit der Ergebnisse ist jedoch aufgrund einer selektiven Stichprobenszusammensetzung (u. a. hoher Männeranteil, bildungs- und einkommensstarke Haushalte) eingeschränkt. Die überrepräsentierte Teilnehmerstruktur könnte Verzerrungen bei den Effekten von Bildung und Einkommen verursachen und so die Abweichungen von bisherigen Forschungsergebnissen erklären. Künftige Studien sollten diese gegenläufigen Zusammenhänge mit repräsentativeren Stichproben vertiefen. Dennoch leistet die Studie einen wichtigen Beitrag zum Verständnis zielgruppenspezifischer Dynamiken im Kontext der digitalen Transformation im privaten Wohnumfeld.

Danksagung

Diese Arbeit entstand im vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWE) im Rahmen des 7. Energieforschungsprogramms geförderten Reallabors der Energiewende *SmartQuart* (FKZ: 03EWR010B). Wir danken allen Projektpartnern sowie den teilnehmenden Haushalten für ihr Mitwirken an der Datenerhebung. Außerdem bedanken wir uns bei den anonymen Gutachtern für ihre hilfreichen Anmerkungen.

Literatur

- [1] Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz, *Energieeffizienz in Zahlen*, 2023. Adresse: <https://www.bmwk.de/Redaktion/DE/Publikationen/Energie/energieeffizienz-in-zahlen-2023.html>
- [2] D. Brounen, N. Kok und J. M. Quigley, »Energy literacy, awareness, and conservation behavior of residential households«, *Energy Economics*, Jg. 38, S. 42–50, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2013.02.008> Adresse: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988313000327>
- [3] H. Allcott und T. Rogers, »The Short-Run and Long-Run Effects of Behavioral Interventions: Experimental Evidence from Energy Conservation«, *American Economic Review*, Jg. 104, Nr. 10, S. 3003–37, Okt. 2014. DOI: [10.1257/aer.104.10.3003](https://doi.org/10.1257/aer.104.10.3003) Adresse: <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.104.10.3003>
- [4] E. Venturi, F. Ochs und G. Dermentzis, »Identifying the influence of user behaviour on building energy consumption based on model-based analysis of in-situ monitoring data«, *Journal of Building Engineering*, Jg. 64, 2023. DOI: [10.1016/j.job.2022.105717](https://doi.org/10.1016/j.job.2022.105717)
- [5] J. Froehlich, L. Findlater und J. Landay, »The design of eco-feedback technology«, in *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, Ser. CHI '10, Atlanta, Georgia, USA: Association for Computing Machinery, 2010, S. 1999–2008. DOI: [10.1145/1753326.1753629](https://doi.org/10.1145/1753326.1753629) Adresse: <https://doi.org/10.1145/1753326.1753629>
- [6] Ó. García, J. Prieto, R. Alonso und J. Corchado, »A Framework to Improve Energy Efficient Behaviour at Home through Activity and Context Monitoring«, *Sensors*, Jg. 17, Nr. 8, 2017. DOI: [10.3390/s17081749](https://doi.org/10.3390/s17081749)
- [7] O. Iweka, S. Liu, A. Shukla und D. Yan, »Energy and behaviour at home: A review of intervention methods and practices«, *Energy Research & Social Science*, Jg. 57, 2019. DOI: [10.1016/j.erss.2019.101238](https://doi.org/10.1016/j.erss.2019.101238)
- [8] Wissenschaftliche Begleitforschung Energiewendebauen - Modul 2, »Nutzenverhalten – Einflussfaktoren und Einflussnahme auf die Gebäudeenergieperformance. Querauswertung der Projekte der Förderinitiative.«, Techn. Ber., 2024. Adresse: https://www.energieforschung.de/lw_resource/datapool/systemfiles/agent/ewbpublications/f9f8a7fe-7fd7-11ef-aa67-a0369fe1b534/live/document/Auswertung_Nutzenverhalten.pdf
- [9] H. Shamon u. a., »Smart Energy in Haushalten: Technologien, Geschäftsmodelle, Akzeptanz und Wirtschaftlichkeit«, Forschungszentrum Jülich, Report, 2021. Adresse: https://epub.wupperinst.org/frontdoor/deliver/index/docId/7822/file/7822_Smart_Energy.pdf
- [10] K. Backhaus, B. Erichson, S. Gensler, R. Weiber und T. Weiber, *Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung*. Berlin: Springer Gabler, 2023, Bd. 17. Aufl.