

# Die Rolle von Energiedaten und ihre wahrgenommene Sensibilität im Spektrum personenbezogener Daten

Christian Pfeiffer, Forschung Burgenland GmbH

Stefanie Hatzl, CAMPUS 02 Fachhochschule der Wirtschaft GmbH

Eva Fleiß, Universität Graz

**Abstract.** Energiedaten spielen eine entscheidende Rolle, um dem Energiesystem Flexibilität zu verleihen. Sie gelten als personenbezogene Daten und werden in digitalen Energiedienstleistungen verarbeitet, die auch weitere personenbezogene Daten für ihren Betrieb benötigen. Daher müssen Endverbraucher\*innen zustimmen, ihre personenbezogenen Daten entsprechend weiterzugeben. Die vorliegende Arbeit setzt hier an und behandelt die persönliche Wahrnehmung von 604 Personen zu verschiedenen Datentypen hinsichtlich Sensibilität und Bereitschaft zur Weitergabe mit einem Fokus auf Energiedaten in einer repräsentativen Online-Befragung. Eine Faktorenanalyse gruppiert die Datentypen für einen Vergleich der Wahrnehmung hinsichtlich Sensibilität und Bereitschaft zur Weitergabe. Die Ergebnisse zeigen, dass Energiedaten zwar weniger sensibel als andere Daten wahrgenommen werden, dennoch die Bereitschaft zur Weitergabe tendenziell gering ist. Somit verdeutlichen die Ergebnisse die vorherrschende Skepsis in der Bevölkerung, Energiedaten an Energiedienstleistungen weiterzugeben und damit einen Betrag zur Energiewende zu leisten.

**Keywords:** Energiedaten, Datensensibilität, Bereitschaft zur Datenweitergabe, personenbezogene Daten

## 1 EINLEITUNG

Mit einer Reihe von Automatisierungstechnologien ermöglichen digitale Energiedienstleistungen nicht nur technikaffinen, sondern auch passiven Endverbraucher\*innen, einen Mehrwert zu generieren [1]: Von der direkten Laststeuerung bis hin zur Automatisierung von Geräten auf Basis von Preissignalen [2]. Allenfalls nutzen Energiedienstleistungen von Endverbraucher\*innen zur Verfügung gestellte Daten, um dem Energiesystem Flexibilität zu verleihen – also Bezug und Einspeisung von Strom zu variieren [3]. Beispielsweise benötigt das Energiemanagement Daten wie Strom-, Wasser- und Wärmeverbrauch, um die Energieeffizienz zu verbessern [4]. Um Flexibilität zu schaffen, können Energiemanagementsysteme die in privaten Haushalten erzeugte Energie speichern und effektiv nutzen [5,6]. Sie aktivieren Flexibilitätspotenziale der Haushalte teilweise auch ohne aktives Eingreifen der Personen [7].

Die tatsächlich verfügbare Flexibilität hängt jedoch in erster Linie vom Verhalten der Endverbraucher\*innen [8] und deren Akzeptanz für intelligente Technologien [9] ab. Energiedienstleistungen benötigen für ihren Betrieb nicht nur Verbrauchsdaten zu Energie, sondern auch soziodemografische Daten [7]. Unter anderem sind Geschlecht, Alter, Einkommen, Bildung, Beruf, Wohnort, Haushaltsgröße sowie persönliche Vorlieben, Verhaltensweisen und Lebensstil [10] soziale Merkmale, die Energiedienstleistungen verbessern können [11]. Daher sind sowohl die Zustimmung als auch die Akzeptanz der Endverbraucher\*innen erforderlich, um Energiedienstleistungen zu betreiben und dem Netz Flexibilität zu verleihen [9,12].

Digitale Energiedienstleistungen können verschiedene Aktivitäten von Endverbraucher\*innen zusammen mit dem Energieverbrauch in einer häuslichen Umgebung erfassen und so eine große Menge an personenbezogenen Daten generieren [13]. Sie sind weiters in der Lage, personenbezogene Daten der Endverbraucher\*innen zu speichern und zu analysieren – etwa Gespräche, persönliche Gewohnheiten, Gesundheitszustand, soziale Interaktionen und sogar finanzielle Transaktionen [14]. Derzeit mangelt es ihnen noch an Datensicherheit, -schutz und -hoheit [15] – eine technologische Hürde, die für Endverbraucher\*innen zahlreiche Sicherheits- und Datenschutzrisiken birgt [13].

Nichtsdestotrotz spielen Daten eine entscheidende Rolle für die Energiewende, weshalb in dieser Arbeit die persönliche Wahrnehmung von Daten hinsichtlich Sensibilität und Bereitschaft zur Weitergabe adressiert und vergleichsweise die Rolle von Energiedaten hervorgehoben wird. Bisherige Studien haben sich mit den Aspekten Datensensibilität und Bereitschaft zur Weitergabe personenbezogener Daten vor allem im Kontext von Online-Shopping, Social Media-Nutzung oder Internetnutzung beschäftigt [16, 17]. Dabei zeigte sich, dass verschiedene Faktoren für die Bereitschaft der Endverbraucher\*innen zur Weitergabe von Daten wesentlich sind. Endverbraucher\*innen sind eher bereit, personenbezogene Daten weiterzugeben, wenn, sie dafür Vorteile, wie monetäre Anreize, wahrnehmen. Derartige Vorteile reduzieren zudem die Bedenken hinsichtlich der eigenen Privatsphäre im Internet, die grundsätzlich hemmend auf die Bereitschaft zur Online-Weitergabe wirkt [18]. Tschersich et al. [19] untersuchten den wahrgenommenen Nutzen und die Bereitschaft zur Datenweitergabe im Hinblick auf den Nutzen für sich selbst, andere und Unternehmen. Ihre deskriptiven Ergebnisse zeigen, dass die Bereitschaft,

Daten zum eigenen Nutzen weiterzugeben, am höchsten ist. In Bezug auf das Geschlecht sind Frauen weniger bereit, Daten weiterzugeben.

Milne et al. [20] unterschieden vier Segmente von Endverbraucher\*innen hinsichtlich ihrer Bereitschaft, Daten weiterzugeben. Die Autor\*innen berücksichtigten dafür wahrgenommene Risiken bei der Weitergabe, Datensensibilität und die Bereitschaft, persönliche Daten an Vermarktende weiterzugeben. Rund ein Drittel der US-amerikanischen Befragten zeigte eine relativ hohe Bereitschaft, eigene demografische Daten sowie persönliche Präferenzen weiterzugeben. Markos et al. [21] untersuchten die wahrgenommene Sensibilität und Bereitschaft US-amerikanischer und brasilianischer Endverbraucher\*innen, personenbezogene Daten an Freunde, Vermarktende, vertrauenswürdige Vermarktende oder unbekannte Vermarktende weiterzugeben. Sie betonten, dass es weniger sensible personenbezogene Daten (z.B. E-Mails), dafür andere, sensiblere Daten (z.B. Passwörter) gibt, die jedoch nicht als personenbezogene Daten eingestuft werden. Schomakers et al. [22] verglich ihre Ergebnisse mit jenen aus Deutschland und stellte in diesen drei Ländern einen Konsens hinsichtlich wahrgenommener Sensibilität fest. In anderen Ländern wie Österreich besteht noch immer eine Forschungslücke zur wahrgenommenen Datensensibilität und der Bereitschaft zur Weitergabe von Daten. Insbesondere gibt es – neben deskriptiven Informationen (z.B. [23, 24]) – bisher kaum Untersuchungen, die einen Fokus auf die Bereitschaft zur Weitergabe von Energiedaten legen. Lediglich eine Studie von Pfeiffer et al. [25] unterschied drei Segmente an Endverbraucher\*innen in diesem Kontext. Gut ein Viertel der Befragten signalisierte eine positive Bereitschaft, ihre Energiedaten weiterzugeben. Allerdings ist diese Studie stark auf eine kleine österreichische Region begrenzt und behandelt Energiedaten isoliert, ohne einen Vergleich mit anderen Datentypen zu setzen.

Zusammenfassend gibt es zur Untersuchung der Bereitschaft zur Weitergabe von Energiedaten bislang zwar generische Ansätze [23, 24, 25], allerdings keine hinreichend spezifische Analyse der wahrgenommenen Sensibilität und der Bereitschaft zur Weitergabe von Energiedaten – weder österreichweit, noch vergleichend mit anderen Datentypen. Die gegenständliche Arbeit setzt genau an diesem Punkt an. Sie setzt sich zum Ziel, repräsentative Aussagen für Österreich über die Wahrnehmung von Energiedaten zu treffen, insbesondere eines Vergleichs hinsichtlich wahrgenommener Sensibilität und Bereitschaft zur Weitergabe mit anderen Datentypen.

## 2 METHODE

Um diese Forschungslücke zu schließen, wurde im Juli 2021 eine quotenrepräsentative Online-Befragung für Österreich über das Marktforschungsinstitut respondi durchgeführt. Teilnahmekriterien waren (i) ein Alter von mindestens 18 und höchstens 70 Jahre und (ii) ein Hauptwohnsitz in Österreich. Um eine repräsentative Stichprobe zu erhalten, wurden Quoten nach Geschlecht, Alter und Bildungsniveau gesetzt.

### 2.1 STICHPROBENBESCHREIBUNG

Die n = 604 Befragten sind zwischen 18 und 70 Jahren alt, wobei die knappe Mehrheit davon weiblich ist (50,91%). Ihr Durchschnittsalter liegt bei 43,52 Jahren (SD = 14,01). Als höchste abgeschlossene Ausbildung haben rund 35% der Befragten einen höheren Schulabschluss mit Matura oder einen Hochschulabschluss angeführt. Rund 15% hat eine mittlere Schule ohne Matura abgeschlossen, etwa die Hälfte (49,91%) eine Lehre absolviert. Die am häufigsten genannten Monatseinkommen liegen im Bereich € 2.201 und € 4.000 (43,58%). Geringere Einkommen von € 2.200 und weniger wurden von gut einem Drittel der Befragten (37,07%) angeführt, fast jede/r Fünfte (19,35%) verdient mehr als € 4.000 im Monat.

### 2.2 ERHEBUNGSINSTRUMENT

Im Erhebungsinstrument wurden zunächst die soziodemografischen Daten Geschlecht, Alter, Bildung und Einkommen der Teilnehmer\*innen abgefragt. Der Hauptteil der Befragung befasste sich in weiterer Folge mit der wahrgenommenen Sensibilität und der Bereitschaft zur Weitergabe von 39 verschiedenen Datentypen (Tabelle 1). Davon wurden 34 in einem iterativen Prozess ausgewählt, wobei die von Milne et al. [20] verwendeten Datentypen als Ausgangspunkt dienten. Weitere relevante Datentypen wurden von Markos et al. [21] und Schomakers et al. [22] verwendet. Ergänzend wurde der "COVID-Impfstatus" abgefragt, da dies zum Erhebungszeitraum während COVID-Pandemie ein interessantes Datum darstellte.

Tabelle 1. Überblick über die verwendeten Datentypen.

| Datentyp                                 | Datentyp   | Datentyp                                       |
|--|--|--|
| Geburtsort <sup>1,2,3</sup>              | Krankengeschichte <sup>1,2,3</sup>                     | Einkaufsverhalten <sup>1,2</sup>               |
| Religionszugehörigkeit <sup>1,2,3</sup>  | Foto vom Gesicht <sup>1,2,3</sup>                      | Profil in sozialen Netzwerken <sup>1,2,3</sup> |
| Körpergewicht <sup>1,2,3</sup>           | Adresse <sup>1,2,3</sup>                               | Online Dating Aktivitäten <sup>2</sup>         |
| E-Mailadresse <sup>1,2,3</sup>           | GPS Standort <sup>1,2,3</sup>                          | Passwörter <sup>1,2,3</sup>                    |
| Geburtsdatum <sup>1,2,3</sup>            | Telefonnummer <sup>1,2,3</sup>                         | DNA Profil <sup>1,2,3</sup>                    |
| Postleitzahl <sup>1,2,3</sup>            | Einkommensklasse <sup>1,2,3</sup>                      | Sozialversicherungsnummer <sup>1,2,3</sup>     |
| Anzahl Ihrer Kinder <sup>1,2,3</sup>     | Strafregisterauszug <sup>1,2,3</sup>                   | Digitale Signatur <sup>1,2,3</sup>             |
| Politische Orientierung <sup>1,2,3</sup> | IP Adresse <sup>1,2,3</sup>                            | Reisepassnummer <sup>1,2,3</sup>               |
| Sexuelle Orientierung <sup>1,2,3</sup>   | Kreditwürdigkeit <sup>1,2,3</sup>                      | KFZ-Kennzeichen <sup>1,2,3</sup>               |
| Beruf <sup>1,2,3</sup>                   | Kreditkartennummer <sup>1,2,3</sup>                    | Führerscheinnummer <sup>1,2</sup>              |
| Geschlecht <sup>1</sup>                  | Bankkontonummer <sup>1,2,3</sup>                       | Fingerabdruck <sup>1,2,3</sup>                 |
| COVID-Impfstatus <sup>4</sup>            | Informationen zu sportlichen Aktivitäten <sup>2</sup>  |  |
| Smart Meter Daten <sup>4</sup>           | Produktionsdaten Ihrer Photovoltaikanlage <sup>4</sup> |  |
| Heizenergieverbrauch <sup>4</sup>        | Stromverbrauch Ihrer Waschmaschine <sup>4</sup>        |  |

<sup>1</sup> [20], <sup>2</sup> [21], <sup>3</sup> [22], <sup>4</sup> neu.

Wesentlich für die vorliegende Studie waren vier weitere Datentypen im Kontext Energie. Die Auswahl dieser Daten („Smart Meter Daten“, „Produktionsdaten Ihrer Photovoltaikanlage“, „Heizenergieverbrauch“, „Stromverbrauch Ihrer Waschmaschine“) basierte auf einer Literaturrecherche [11, 12, 26] und einem Workshop mit akademischen Experten auf dem Gebiet der Energieforschung. Somit umfasste der endgültige Datensatz 39 direkt und indirekt als persönlich identifizierbar geltende Datentypen [27] samt den ergänzten Energiedaten. Für jeden Datentyp wurde die *Bereitschaft zur Datenweitergabe* auf zehn Abstufungen von 1 = „keine Bereitschaft zur Weitergabe“ bis 10 = „hohe Bereitschaft zur Weitergabe“ abgefragt. Analog dazu wurde die wahrgenommene *Datensensibilität* auf zehn Abstufungen von 1 = „nicht sensibel“ bis 10 = „sehr sensibel“ abgefragt.

## 2.3 ANALYSE

Aufgrund der gegebenen Datenlage von 39 Datentypen aus unterschiedlichen Quellen wurde für die Datenanalyse eine Faktorenanalyse gewählt – ein exploratives Verfahren, mit dem die zugrunde liegende Zusammenhangs-Struktur der Datentypen geklärt werden kann. Als Input  $x_{im}$  diente der folgende Ausdruck, abgeleitet von Milne et al. [20]:

$$x_{im} = (\text{Bereitschaft zur Datenweitergabe})_{im} - (\text{Datensensibilität})_{im} \quad (1)$$

Im Vorfeld wurden die Ausprägungen der *Bereitschaft zur Datenweitergabe* sowie der *Datensensibilität* auf einen Wertebereich von  $[0,10]$  transformiert, sodass  $x_{im}$  als Gesamtwahrnehmung des/der Befragten  $i$  zum Datentyp  $m$  einen Bereich von  $[-10, 10]$  aufspannt. Gemäß der Grundannahme der Faktorenanalyse lässt sich die Ausprägung einer manifesten Variable additiv in eine gewichtete Summe aus den Faktoren zerlegen:

$$x_{im} = \sum_{j=1}^f \xi_{ij} \lambda_{mj} + \varepsilon_{im} \quad (2)$$

wobei  $\xi_{ij}$  die Ausprägung der/des Befragten  $i$  zum Faktor  $j$  darstellt.  $\lambda_{mj}$  ist die Faktorladung der beobachteten Gesamtwahrnehmung zum Datentyp  $m$  auf dem latenten Faktor  $j$ , also die Stärke des Zusammenhangs einer Datentyp-Wahrnehmung mit dem Faktor.  $f$  repräsentiert die Anzahl der einer Wahrnehmung zugrunde liegenden Faktoren und  $\varepsilon_{im}$  einen Fehlerterm [28]. Zur Qualitätsprüfung der Faktorenanalyse dienen das Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) Kriterium sowie der Bartlett-Test auf Sphärizität. Zunächst wurden die Hauptkomponenten für eine effiziente Datenreduktion extrahiert. Im Anschluss erfolgte eine orthogonale Rotation der extrahierten Komponenten mit dem Varimax-Verfahren, um die Interpretierbarkeit der Faktoren zu erleichtern. Die endgültigen Faktoren wurden anhand jener Datentypen interpretiert, die Ladungen  $|\lambda_{mj}| > 0,30$  vorweisen konnten. Abschließend wurden die Gesamtwahrnehmungen zu den einem Faktor zugehörigen Datentypen per arithmetischem Mittel zusammengefasst.

Zur Beschreibung der explorativen Ergebnisse wurden Mittelwerte (M) und Standardabweichungen (SD) berechnet. Sämtliche Analysen erfolgten mit der statistischen Programmiersprache R [29].

### 3 ERGEBNISSE

Zunächst wurde die Eignung der 39 erfassten Datentypen für eine Faktorenanalyse untersucht. Mit einem KMO-Maß von 0,94 waren kompakte Korrelationsmuster unter den Datentypen nachweisbar. Der Bartlett-Test auf Sphärizität war ebenfalls hochsignifikant ( $\chi^2(1.589,20) = 3.148, p < 0,001$ ), womit die Faktorenanalyse eindeutige und zuverlässige Faktoren lieferte. Diese ergab eine Lösung mit sieben Faktoren.

Der erste Faktor erklärt 19,6% der Gesamtvarianz (bei einer Quadratsumme der Ladungen von  $SS = 7,66$ ) und setzt sich aus Datentypen wie z.B. „Geschlecht“, „Religion“, „sexuelle Orientierung“, „Adresse“, „Einkommensklasse“ sowie einiger Einstellungen zusammen. Diese Merkmale beschreiben die *Basisdaten* einer Person. Der zweite Faktor erklärt 9,5% der Gesamtvarianz ( $SS = 3,71$ ) und enthält Datentypen wie z.B. „Reisepassnummer“, „KFZ-Kennzeichen“ und „Führerscheinnummer“, somit *Identifikationsdaten*. Der dritte Faktor kann unter dem Begriff *Kontaktdaten* zusammengefasst werden. Er erklärt 6,6% der Gesamtvarianz ( $SS = 2,59$ ) und beinhaltet unter anderem die Datentypen „Adresse“, „Telefonnummer“ und „GPS-Standort“. Der Faktor *Zugangsdaten* erklärt weitere 6,0% der Gesamtvarianz ( $SS = 2,34$ ) und enthält z.B. „Passwörter“, „Kreditkartennummer“ und „Digitale Signatur“. Als fünfter Faktor setzen sich die Datentypen „Smart Meter Daten“, „Produktionsdaten Ihrer Photovoltaikanlage“, „Heizenergieverbrauch“ und „Stromverbrauch Ihrer Waschmaschine“ zusammen – somit *Energiedaten*, die 5,5% der Gesamtvarianz erklären ( $SS = 2,14$ ). Zudem konnten zwei weitere Faktoren *Gesundheitsdaten* (z.B. „DNA-Profil“, „Krankengeschichte“) und *Social Media-Daten* (z.B. „Foto vom Gesicht“, „Profil in sozialen Netzwerken“) extrahiert werden.

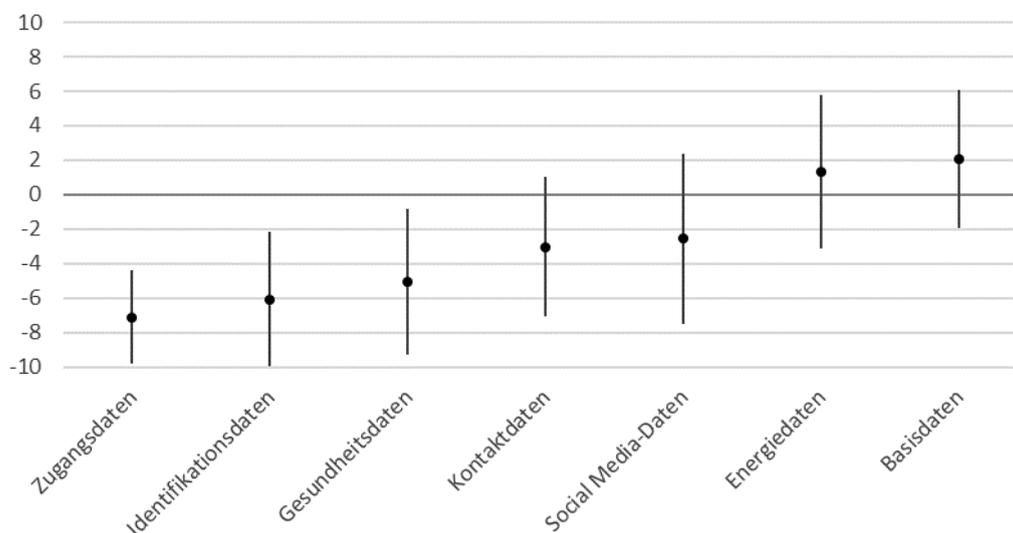


Abbildung 1. Mittlere Gesamtwahrnehmung verschiedener Datengruppen samt Standardabweichungen.

Abbildung 1 zeigt, dass den *Zugangsdaten* die höchste Sensibilität ( $M = 8,63, SD = 1,63$ ) und geringste Bereitschaft zur Weitergabe ( $M = 1,50, SD = 1,56$ ) attestiert werden, womit die Gesamtwahrnehmung negativ ausfällt ( $M = -7,13, SD = 2,71$ ). Insbesondere stellen Passwörter, Kreditkarten- und Bankkontonummer die sensibelsten Daten in dieser

Gruppe dar. Ähnlich sensible Daten finden sich in der Gruppe *Identifikationsdaten* ( $M = 7,89$ ,  $SD = 2,20$ ), deren Bereitschaft zur Weitergabe gering ausfällt ( $M = 1,82$ ,  $SD = 2,11$ ). Auch bei den *Gesundheitsdaten* überwiegt die wahrgenommene Sensibilität ( $M = 7,29$ ,  $SD = 2,37$ ) weitgehend der Bereitschaft zur Weitergabe ( $M = 2,25$ ,  $SD = 2,35$ ). *Kontaktdaten* ( $M = 6,49$ ,  $SD = 2,24$ ) wie auch *Social Media-Daten* ( $M = 6,04$ ,  $SD = 2,69$ ) werden als eher sensibel betrachtet. Deren Bereitschaft zur Weitergabe ist eher gering ausgeprägt ( $M = 3,45$ ,  $SD = 2,23$  bzw.  $M = 3,46$ ,  $SD = 2,77$ ). Die höchste Bereitschaft zur Weitergabe kann bei den *Basisdaten* festgestellt werden ( $M = 5,87$ ,  $SD = 2,27$ ). Hier wird die Datensensibilität als eher gering eingestuft ( $M = 3,82$ ,  $SD = 2,08$ ), womit die Gesamtwahrnehmung positiv ausfällt ( $M = 2,06$ ,  $SD = 4,01$ ).

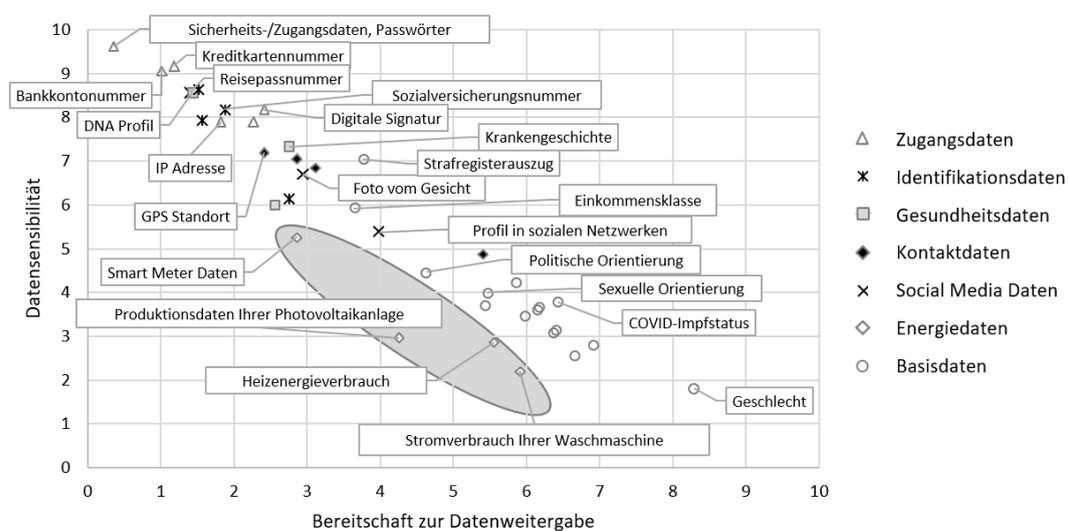


Abbildung 2. Datensensibilität und Bereitschaft zur Datenweitergabe.

Auch für die Gruppe der *Energiedaten* ist im Durchschnitt eine positive Gesamtwahrnehmung festzustellen ( $M = 1,32$ ,  $SD = 4,42$ ). Hingegen ist sowohl die Bereitschaft zur Datenweitergabe ( $M = 4,64$ ,  $SD = 2,66$ ) als auch die wahrgenommene Datensensibilität ( $M = 3,33$ ,  $SD = 2,42$ ) geringer als bei den Basisdaten ausgeprägt. Während sich andere Datengruppen hinsichtlich Sensibilität und Bereitschaft zur Weitergabe relativ linear voneinander unterscheiden, verdeutlicht die Struktur der Wahrnehmung von Energiedaten die untypische Rolle in diesem Spektrum. Innerhalb der Datengruppe werden „Smart Meter Daten“ am sensibelsten bei vergleichsweise geringer Bereitschaft zur Weitergabe bewertet. „Stromverbrauch Ihrer Waschmaschine“ sowie „Heizenergieverbrauch“ würden am ehesten weitergegeben werden (Abbildung 2).

#### 4 DISKUSSION UND SCHLUSSFOLGERUNG

Die vorliegende Arbeit hatte zum Ziel, Energiedaten hinsichtlich wahrgenommener Sensibilität und Bereitschaft zur Weitergabe mit anderen Datentypen zu vergleichen.

Die Ergebnisse zeigen, dass Energiedaten als weniger sensibel im Vergleich zu anderen Daten erachtet werden. Nichtsdestotrotz ist die Bereitschaft zur Datenweitergabe geringer ausgeprägt als dies bei Basisdaten wie „Geschlecht“, „Beruf“ oder dem „COVID-Impfstatus“ der Fall ist. Damit werden die Ergebnisse von Milne et al. [20] untermauert, eigene demografische Daten am ehesten weiterzugeben. Hinsichtlich Sensibilität verschiedener Datentypen herrscht in der gegenständlichen Arbeit ein Konsens mit den Ergebnissen von Markos et al. [21] und Schomakers et al. [22], die ähnliche Ergebnisse in den Ländern Brasilien, USA und Deutschland erzielten. Neu ist, dass Energiedaten eher weitergegeben würden als Zugangs-, Identifikations-, Gesundheits-, Kontakt-, aber auch Social Media-Daten.

Nichtsdestotrotz bleibt die Zustimmung von Endverbraucher\*innen zur Freigabe ihrer Energiedaten für die Nutzung und Akzeptanz von Energiedienstleistungen in vielen Fällen fragwürdig. Diese Erkenntnis lässt sich aus der gegenständlichen Arbeit in einem breiteren Kontext ableiten und bestärkt die Ergebnisse von Piti et al. [12] sowie Pfeiffer et al. [9]. Ebenfalls ist ein gewisses Maß an Bewusstsein um Sicherheitslücken durch Energiedienstleistungen, die von Venkatachary et al. [15] und Pal et al. [13] beschrieben wurden, vorhanden – oder äußerte sich womöglich durch per se vorhandene Skepsis der Befragten zu Energiedaten. Diese These wird dadurch gestützt, dass Endverbraucher\*innen absolut betrachtet nur moderate Bereitschaft zeigen, Energiedaten weiterzugeben, obwohl diese Datentypen als weniger sensibel im Vergleich zu anderen wahrgenommen werden.

Somit liefert die vorliegende Arbeit für die österreichische Energiewende wichtige Erkenntnisse. Energiedienstleistungen versprechen Effizienzvorteile durch und umfassende Kontrolle über die eigenen Energiedaten. Nichtsdestotrotz erfordern die aktuellen Zeiten eine breitere und tiefere Wissensvermittlung, die den Mehrwert von Energiedaten besser hervorhebt und Bedenken der Endverbraucher\*innen eindämmt. Nur so können die Vorteile von Energiedaten für den Aufbau eines integrierten und nachhaltigen Energiesystems nutzbar gemacht werden und ein größerer Beitrag für die Energiewende entstehen.

## 5 REFERENZEN

- [1] Goncalves, L. & Patricio, L. (2022) From smart technologies to value cocreation and customer engagement with smart energy services. *Energy Policy* 170, 113249.
- [2] Adams, S., Kuch, D., Diamond, L., Fröhlich, P., Henriksen, I.M., Katzeff, C., Ryghaug, M., Yilmaz, S. (2021) Social license to automate: A critical review of emerging approaches to electricity demand management. *Energy Research and Social Science* 80, 102210.
- [3] Hsieh, E. & Anderson, R. (2017) Grid flexibility: The quiet revolution. *Electricity Journal* 30, 1–8.
- [4] Sa, A., Paramonova, S., Thollander, P. & Cagno, E. (2015) Classification of Industrial Energy Management Practices: A Case Study of a Swedish Foundry. *Energy Procedia* 75, 2581–2588.
- [5] Zhou, B., Li, W., Chan, K.W., Cao, Y., Kuang, Y., Liu, X. & Wang, X. (2016) Smart home energy management systems: Concept, configurations, and scheduling strategies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 61, 30–40.
- [6] Son, Y.S., Pulkkinen, T., Moon, K.D., Kim, C. (2010) Home energy management system based on power line communication. *IEEE Transactions on Consumer Electronics* 56, 1380-1386.
- [7] Parag, Y. & Butbul, G. (2018) Flexiwatts and seamless technology: Public perceptions of demand flexibility through smart home technology. *Energy Research and Social Science* 39, 177–191.
- [8] Gough, M., Santos, S.F., Javadi, M., Castro, R. & Catalao, J.P. (2020) Prosumer flexibility: A comprehensive state-of-the-art review and scientometric analysis. *Energies* 13, 1-32.
- [9] Pfeiffer, C., Puchegger, M., Maier, C., Tomaschitz, I.V., Kremsner, T.P. & Gnam, L. (2021) A case study of socially-accepted potentials for the use of end user flexibility by home energy management systems. *Sustainability* 13, 1–19.
- [10] Kowsari, R. & Zerriffi, H. (2011) Three dimensional energy profile: A conceptual framework for assessing household energy use. *Energy Policy* 39, 7505-7517.
- [11] Marinakis, V., Doukas, H., Tsapelas, J., Mouzakitis, S., Sicilia, A., Madrazo, L. & Sgouridis, S. (2020) From big data to smart energy services: An application for intelligent energy management. *Future Generation Computer Systems* 110, 572-586.
- [12] Piti, A., Verticale, G., Rottondi, C., Capone, A. & Lo Schiavo, L. (2017) The role of smart meters in enabling real-time energy services for households: The Italian case. *Energies* 10, 199.
- [13] Pal, D., Funilkul, S. & Zhang, X. (2020) Should I Disclose My Personal Data? Perspectives from Internet of Things Services. *IEEE Access* 9, 4141-4157.
- [14] Caron, X., Bosua, R., Maynard, S.B. & Ahmad, A. (2016) The Internet of Things (IoT) and its impact on individual privacy: An Australian perspective. *Computer Law and Security Review* 32, 4-15.
- [15] Venkatachary, S.K., Prasad, J. & Samikannu, R. (2018) Cybersecurity and cyber terrorism - in energy sector – a review. *Journal of Cyber Security Technology* 2, 111-130.

- [16] Schudy, S. & Utikal, V. (2017) 'You must not know about me'—On the willingness to share personal data. *Journal of Economic Behavior and Organization* 141, 1–13.
- [17] Ziefle, M., Halbey, J. & Kowalewski, S. (2016) Users' willingness to share data on the Internet: Perceived benefits and caveats. In: *IoTBD 2016 – Proceedings of the International Conference on Internet of Things and Big Data*, 255-265.
- [18] Anic, I.D., Budak, J., Rajh, E., Recher, V., Skare, V. & Skrinjaric, B. (2018) Extended model of online privacy concern: what drives consumers' decisions? *Online Information Review* 43, 799–817.
- [19] Tschersich, M., Kiyomoto, S., Pape, S., Nakamura, T., Bal, G., Takasaki, H. & Rannenber, K. (2016) On Gender Specific Perception of Data Sharing in Japan. *IFIP Advances in Information and Communication Technology* 471, 150-160.
- [20] Milne, G.R., Pettinico, G., Hajjat, F.M. & Markos, E. (2017) Information Sensitivity Typology: Mapping the Degree and Type of Risk Consumers Perceive in Personal Data Sharing. *Journal of Consumer Affairs* 51, 133-161.
- [21] Markos, E., Milne, G.R. & Peltier, J.W. (2017) Information sensitivity and willingness to provide continua: A comparative privacy study of the United States and Brazil. *Journal of Public Policy and Marketing* 36, 79-96.
- [22] Schomakers, E.M., Lidynia, C., Müllmann, D. & Ziefle, M. (2019) Internet users' perceptions of information sensitivity – insights from Germany. *Intern. Journal of Information Management* 46, 142-150.
- [23] Deloitte (2017) *New Technologies Case Study: Data Sharing in Infrastructure*. London: Deloitte LLP.
- [24] Ofgem (2018) *Consumer views on sharing half-hourly settlement data*. London: Ofgem.
- [25] Pfeiffer, C., Hatzl, S., Fleiß, E., Maier, C. & Kremsner, T.P. (2020) A typology of end users' willingness to share energy data. In: *Science.Research.Pannonia* 22, 57-66. Graz: Leykam.
- [26] Fell, M.J. (2017) Energy services: A conceptual review. *Energy Research and Social Science* 27, 129–140.
- [27] Hoofnagle, C.J., van der Sloot, B. & Borgesius, F.Z. (2019) The European Union general data protection regulation: What it is and what it means. *Information and Communications Technology Law* 28, 65-98.
- [28] Moosbrugger, H. & Hartig, J. (2002) Factor analysis in personality research: Some artefacts and their consequences for psychological assessment. *Psychologische Beiträge* 44, 136-158.
- [29] R Core Team (2021) *R: A language and environment for statistical computing*. Wien: R Foundation.