

Visualisierung von Stromverbrauch, -erzeugung und Netzeinspeisung – eine Untersuchung zum Verständnis von Energiedaten

C. Pfeiffer, C. Stolavetz, C. Maier

Forschung Burgenland GmbH, Eisenstadt, Österreich

ABSTRACT: In Austria, a considerable part of the energy supply is now generated from renewable energy resources such as hydropower, photovoltaics or wind power. At the private level, in particular the number of photovoltaic systems is increasing. Energy consumption at the household level has a significant impact on the environment. However, it is often difficult for end users to understand this complex issue. This in turn yields to less willingness to change their own energy consumption behavior. Therefore, end users need to be able to view and understand their own energy data to foster a sustainable change towards more efficient energy consumption behavior. In order to present relevant energy data in a comprehensible way to end users, special attention must be paid to proper designs and formats with respect to visualization. In addition, end users can be encouraged to reconsider their own household activities with time-dependent, high-resolution energy data visualizations and the illustration of peak loads. The current literature often refers to electricity consumption visualizations, but not to electricity generation with own photovoltaic systems and public grid feed-in. Hence, this paper addresses the private end users' comprehension of energy data visualizations with a particular focus on the different complexity levels of time-dependent electricity consumption, generation and feed-in. In an experimental online survey, the comprehension was tested with a total of $n = 538$ participants, considering the response time. Participants were randomly assigned to one of three groups, with different visualization types (line graph, bar chart, wind rose). Results show that comprehension differs depending on the visualization type and information density. For the visualization of mere electricity consumption, no significant differences in comprehension by visualization type are determined, although the wind rose achieves the best results for this. Comprehension of more complex visualizations is comparatively highest with line graphs, especially to visualize electricity consumption and generation. Furthermore, the personal energy affinity influences the comprehension of electricity consumption, generation and feed-in visualizations. Results can be used to optimize smart energy management systems in private households and foster end users to adopt a more sustainable energy consumption behavior.

1. EINLEITUNG

In Österreich wird mittlerweile ein erheblicher Teil der Energieversorgung aus erneuerbaren Energiequellen wie Wasserkraft, Photovoltaik oder Windkraft gewonnen. Auf privater Ebene nimmt vor allem die Anzahl an Photovoltaikanlagen zu. Dabei hat der Energieverbrauch auf Haushaltsebene einen wesentlichen Einfluss auf die Umwelt. Allerdings ist es für Endnutzer*innen oft schwierig, dieses komplexe Thema zu verstehen. Dies kann wiederum zu einer geringeren Bereitschaft, das eigene Energieverbrauchsverhalten zu ändern, führen. Daher müssen Endnutzer*innen ihre eigenen Energiedaten einerseits einsehen und andererseits verstehen können, um eine nachhaltige Änderung zu einem effizienteren Energieverbrauchsverhalten herbeizuführen.

Insgesamt wird in der vorhandenen Literatur im Kontext der Energiedatenvisualisierung im Zeitverlauf zwar häufig auf den Stromverbrauch Bezug genommen, nicht jedoch auf die Stromerzeugung mit eigenen Photovoltaikanlagen und die Stromeinspeisung in das öffentliche Netz. Dies führt zu der folgenden Forschungsfrage:

*Welcher Datenvisualisierungstyp zu Stromverbrauch, -erzeugung und Netzeinspeisung im Zeitverlauf führt bei privaten Endnutzer*innen zum besten Verständnis?*

2. THEORETISCHER HINTERGRUND

Die Fähigkeit zum Verstehen von Grafiken ist auf drei Ebenen verteilt. Die erste Ebene behandelt das *Lesen der Daten*. Es sollen also bestimmte Informationen in einer Visualisierung gefunden werden. Das beinhaltet beispielsweise die Fähigkeit, die Höhe eines Balkens in einem Balkendiagramm oder die Anzahl der Symbole eines bestimmten Typs in einem Symbolfeld abzulesen. Auf der zweiten Ebene sollte man in der Lage zum *Lesen zwischen den Daten* sein. Es gilt, Beziehungen in den Daten zu finden, die in einer Visualisierung dargestellt sind. Dies zeigt sich beispielsweise im Erkennen von Unterschieden zwischen verschiedenen Balken oder Symbolgruppen. Die höchste Ebene des Verständnisses von Visualisierungen spiegelt sich in der Fähigkeit zum *Lesen über die Daten hinaus* wider. Es gilt hierbei, Schlussfolgerungen aus den Daten zu ziehen und Vorhersagen zu treffen. Diese Verständnisebene ist notwendig um beispielsweise zukünftige Trends aus Liniendiagrammen zu prognostizieren oder beim Vergleich zweier Diagramme die Bedeutung von Skalenbereichen und Skalenbeschriftungen zu verstehen (Galesic & Garcia-Retamero 2011).

Um Informationen direkt aus einem Diagramm zu lesen, muss man zunächst die Konzepte der Diagrammgestaltung verstehen. Um die aus Diagrammen gelesenen Informationen zu verarbeiten, muss man weiters Vergleiche anstellen und Berechnungen durchführen. Um letztendlich zu verallgemeinern, vorherzusagen oder Trends zu erkennen, muss man die Informationen im Diagramm auf den Kontext der Situation beziehen (Friel et al. 2001).

Das Verständnis von Energiedaten steht in Zusammenhang mit der Bereitschaft, das eigene Energieverbrauchsverhalten zu ändern (Fischer 2008). Die Art der Datenvisualisierung beeinflusst wiederum, in welchem Ausmaß Nutzer*innen ihren Stromverbrauch nachvollziehen können. Da je nach Art der Darstellung unterschiedliche Schlüsse über den individuellen Verbrauch gezogen werden, ist im Bereich der grafischen Visualisierung von relevanten Energiedaten für Endnutzer*innen insbesondere auf passende Designs und Formate zu achten (Herrmann et al. 2017).

Die aktuelle Literatur zeigt, dass für die Darstellung von Energiedaten am häufigsten einfache Balkendiagramme, Liniendiagramme oder Tortendiagramme verwendet werden (Grant 2016). Aufgrund ihrer Übersichtlichkeit führen diese Visualisierungstypen zu einem höheren Verständnis bei den Endnutzer*innen und werden ungewöhnlichen oder bildhaften Visualisierungen vorgezogen (Quispel & Maes 2014). Zudem spricht für eine Energiedatenvisualisierung im Zeitverlauf in Verbindung mit einer hohen zeitlichen Auflösung, dass Endnutzer*innen insbesondere mit der Darstellung von Spitzenlasten zum Hinterfragen ihrer Aktivitäten im Haushalt bewegt werden können (Costanza et al. 2012).

Für die Nutzung von traditionellen Formaten spricht die leichtere Verständlichkeit gegenüber modernen Formaten. Vergleiche des Energieverbrauchs innerhalb von homogenen Perioden (Stunden, Tagen, Wochen, Jahren) sind üblich und helfen den Endnutzer*innen, Lastspitzen zu identifizieren (Murgesan et al. 2015). Aus diesem Grund wurden in der gegenständlichen Arbeit die Visualisierungstypen Liniendiagramm, Säulendiagramm sowie Windrosendiagramm gewählt. Letzteres könnte aufgrund seiner grundsätzlichen Ähnlichkeit zu einem Tortendiagramm und der Assoziationsmöglichkeit mit einer Uhr eine Alternative zu bekannteren Visualisierungstypen darstellen.

3. METHODISCHE VORGEHENSWEISE

Im Zuge einer experimentellen Online-Befragung wurde das Verständnis der Proband*innen zu Energiedatenvisualisierungen hinsichtlich des Stromverbrauchs, der Stromerzeugung und der Netzeinspeisung eines Mehrpersonen-Haushalts an einem Tag erhoben. Für das Experiment wurden Proband*innen über verschiedenste Kanäle sozialer Medien mittels Snowball-Sampling rekrutiert. Die Proband*innen wurden zufällig in eine von drei Gruppen (A, B oder C) zugeteilt, wobei jeder Gruppe ein anderer Visualisierungstyp präsentiert wurde (Linien-, Säulen- oder Windrosendiagramm). Innerhalb der Gruppen wurden drei unterschiedliche Ebenen der Informationsdichte (1. Stromverbrauch, 2. Stromverbrauch und -erzeugung, 3. Stromverbrauch, erzeugung und Netzeinspeisung) behandelt. Die Stimuli in diesem 3 (Visualisierungstyp) x 3 (Informationsdichte) Mixed-Design sind in der Abb. 1 dargestellt.

Das Verständnis wurde auf den drei Ebenen i) Lesen der Daten, ii) Lesen zwischen den Daten und iii) Lesen über die Daten hinaus abgefragt. Die Abfragen wurden unter Mitwirkung von Expert*innen in einem iterativen Prozess entwickelt. Auf ein ausgewogenes Verhältnis von Abfragetypen mit offener Antwortmöglichkeit, Single Choice- und Multiple Choice-Abfragen sowie eine gleichmäßige Verteilung der Ebenen zum Verständnis wurde geachtet. Zur besseren praktischen Durchführung wurden im Online-Befragungsinstrument jeweils zwei Abfragen pro Seite getätigt. Eine Auflistung der Abfragen, des Abfragetyps und der jeweiligen Ebene des Verständnisses ist in der Tab. 1 gegeben.

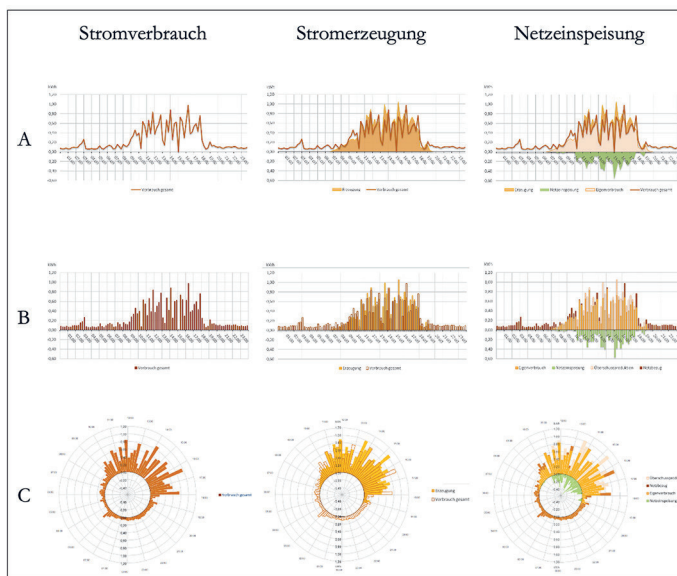


Abb. 1: Visualisierungstypen und Ebenen der Informationsdichte.

Die Proband*innen konnten für jede Antwort Punkte sammeln. Diese setzten sich zum einen aus der Richtigkeit der Antwort, zum anderen aus der Dauer der Beantwortung zusammen.

Für jede vollständig korrekte Antwort konnte 1 Punkt erreicht werden. Bei den offenen Antwortmöglichkeiten (F1, F4, F6) wurden praktikable Toleranzgrenzen gesetzt (F1: $\pm 0,10$ kWh, F4: ± 15 %, F6: ± 15 %), die ab dem Über- oder Unterschreiten zum vollständigen Punkteverlust bei der jeweiligen Abfrage führten. Ausgehend von der richtigen Antwort wurde das Punkteaussmaß innerhalb des entsprechenden Toleranzbereichs linear reduziert. Falsch beantwortete Single Choice-Abfragen (F2, F5) wurden genauso mit 0 Punkten bewertet. Bei der Multiple Choice-Abfrage (F2) konnte für jede richtige Auswahl (bei 2 korrekten Auswahlmöglichkeiten) 0,50 Punkte erreicht werden, jede falsche Auswahl führte zu einem Verlust von 0,50 Punkten.

Als zweites Kriterium wurde die Dauer der Beantwortung berücksichtigt. Für eine maximale Beantwortungsdauer von 45 Sekunden wurde 1 Punkt vergeben, im Bereich 45 Sekunden bis 180 Sekunden wurde das Punkteaßmaß linear reduziert, eine Beantwortungsdauer von mehr als 180 Sekunden führte zum vollständigen Punkteverlust. Die erreichten Punkte für Richtigkeit und Dauer wurden schlussendlich miteinander multipliziert, sodass ein finaler Score zum Verständnis pro Abfrage resultierte. Die zur jeweiligen Ebene der Informationsdichte zugehörigen Abfragen wurden im Anschluss mithilfe des arithmetischen Mittels zusammengefasst.

Tab. 1: Abfragen zum Verständnis, Abfragetyp und zugehörige Ebene.

	Abfrage	Typ	Ebene
Stromverbrauch			
F1	Wie hoch schätzen Sie den Verbrauch zwischen 03:00 und 03:15 Uhr?	<i>Offen^a</i>	Lesen der Daten
F2	In welchem Zeitraum tritt die Verbrauchsspitze des Tages auf?	<i>Single Choice</i>	Lesen zwischen den Daten
Stromverbrauch und -erzeugung			
F3	In welchen der folgenden Zeiträume wird stets mehr Energie erzeugt als verbraucht?	<i>Multiple Choice</i>	Lesen zwischen den Daten
F4	Bitte schätzen Sie, wie viel % des Energieverbrauchs zwischen 09:00 Uhr und 10:00 Uhr durch PV-Erzeugung abgedeckt wird.	<i>Offen^b</i>	Lesen über die Daten hinaus
Stromverbrauch, -erzeugung und Netzeinspeisung			
F5	In welchem Zeitraum tritt die Spitze der Netzeinspeisung auf?	<i>Single Choice</i>	Lesen der Daten
F6	Bitte schätzen Sie, wie viel % der Eigenverbrauch am Gesamtverbrauch an diesem Tag ausmacht („Autarkiegrad“).	<i>Offen^b</i>	Lesen über die Daten hinaus

^a Angabe in kWh, ^b Angabe in %.

Da wesentliche Ausreißer in den Daten vorhanden sind, wurden für die Datenauswertung zunächst die tatsächlichen Antworten der Proband*innen sowie die Beantwortungsdauern mit robusten deskriptiven Methoden (Mediane, Quartilsabstände, relative Häufigkeiten) dargestellt. Etwaige Unterschiede zwischen den Visualisierungstypen und der Informationsdichte wurden schlussendlich anhand der resultierenden Scores betrachtet. Diese einheitlichen Vergleichswerte wurden im Rahmen einer Kovarianzanalyse mit Messwiederholung geprüft. Als Einflussfaktor diente hierfür die persönliche Energieaffinität. Diese wurde anhand von vier Aussagen auf jeweils fünf Ausprägungen von 1 = *trifft gar nicht zu* bis 5 = *trifft voll und ganz zu* abgefragt und in eine Skala „Energieaffinität“ zusammengefasst.

4. ERGEBNISSE

Insgesamt haben sich $n = 538$ Proband*innen am Online-Experiment beteiligt. Die Befragten sind im Durchschnitt 43,21 Jahre alt ($SD = 16,61$). 55,07 % sind männlich und 44,77 % weiblich. Eine Person hat ihr Geschlecht als „divers“ angeführt. Hinsichtlich des höchsten Bildungsniveaus geben 11,37 % an, maximal einen Lehrabschluss zu haben, während 10,12 % eine berufsbildende mittlere Schule abgeschlossen haben. Einen Maturaabschluss haben 32,87 % vorzuweisen, die verbleibenden 45,64 % haben einen Hochschulabschluss. Die Befragten leben überwiegend in einem Zweipersonenhaushalt (39,23 %). 13,13 % geben an, allein zu leben. 22,07 % leben in einem Drei-Personen-Haushalt, während Haushalte mit vier oder mehr Personen ebenfalls recht häufig vorkommen (25,57 %). Die Energieaffinität ($\alpha = 0,78$) der Proband*innen ist im Schnitt moderat ausgeprägt ($MW = 3,58$; $SD = 1,07$).

Tab. 2: Gegenüberstellung korrekter und tatsächlicher Antworten.

	Tatsächliche Antwort		Korrekte Antworten	
	Med ^a	(IQR ^b)	Anteile	Werte
F1 ^c	0,25	(0,14)		0,27
F2 ^d			87,92 %	16-17 Uhr
F3 ^e			36,69 %	11-12 Uhr, 15-16 Uhr
F4 ^f	66,00	(25,00)		65,14
F5 ^d			86,12 %	15-16 Uhr
F6 ^f	68,00	(30,00)		73,27

^a Median, ^b Quartilsabstand, ^c Werte in kWh, ^d Single Choice, ^e Multiple Choice, ^f Werte in %.

In der Tab. 2 sind die korrekten Antworten den statistischen Werten tatsächlich gegebener Antworten gegenübergestellt. So befinden sich die Angaben durchschnittlicher Proband*innen bei den offenen Abfragen ($Med_{F1} = 0,25$, $Med_{F4} = 66,00$, $Med_{F6} = 68,00$) sehr nahe an den korrekten Antworten ($F1 = 0,27$, $F4 = 65,14$, $F6 = 73,27$). Auch die Single Choice-Abfragen ($F2$, $F5$) wurden von 87,92 % ($F2$) bzw. 86,12 % ($F5$) häufig richtig beantwortet. Schwieriger war die Multiple Choice-Abfrage ($F3$) – hier konnten nur 36,69 % der Proband*innen die beiden korrekten Antworten anführen.

Während durchschnittliche Proband*innen die Abfragen mit der niedrigsten Informationsdichte zum bloßen *Stromverbrauch* in 1:09 Minuten ($IQR = 0:47$) beantwortet haben, wurden für die Abfragen auf der Ebene *Stromverbrauch und -erzeugung* 1:27 Minuten ($IQR = 1:04$) benötigt. Bei der höchsten Informationsdichte *Stromverbrauch, -erzeugung und Netzeinspeisung* benötigten durchschnittliche Proband*innen 1:12 Minuten ($IQR = 1:03$), um die Fragen zu beantworten (Tab. 3).

Tab. 3: Beantwortungsdauern nach Informationsdichte.

Informationsdichte	Med ^a	(IQR ^b)
Stromverbrauch	1:09	(0:47)
Stromverbrauch und -erzeugung	1:27	(1:04)
Stromverbrauch, -erzeugung und Netzeinspeisung	1:12	(1:03)

^a Median, ^b Quartilsabstand, Beantwortungsdauern in Minuten.

Bei Betrachtung der endgültigen Scores sind einige Unterschiede festzustellen. Zunächst fällt auf, dass die höchsten Scores auf der niedrigsten Ebene der Informationsdichte erzielt werden. So werden Visualisierungen zum bloßen Stromverbrauch anhand von Liniendiagrammen ($M = 0,45$, $SD = 0,26$), Säulendiagrammen ($M = 0,45$, $SD = 0,25$), aber auch Windrosendiagrammen ($M = 0,51$, $SD = 0,28$) vergleichsweise gleich gut verstanden.

Auf der nächsthöheren Ebene der Informationsdichte ist die eigene Stromerzeugung in der Visualisierung dem Stromverbrauch ergänzt. Hier werden die geringsten Scores erreicht, insbesondere bei Visualisierungen mittels Säulen ($M = 0,2$, $SD = 0,19$) und Windrosen ($M = 0,21$, $SD = 0,20$).

Die höchste Informationsdichte enthält zusätzlich noch Informationen zur Einspeisung in das Stromnetz. Bei diesen Visualisierungen werden wiederum höhere Scores erreicht. Sowohl Liniendiagramme ($M = 0,42$, $SD = 0,27$), als auch Säulendiagramme ($M = 0,41$, $SD = 0,24$) werden auf dieser Ebene ähnlich gut verstanden. Einzig die Windrose ($M = 0,35$, $SD = 0,25$) führt hier zu einem schwächeren Ergebnis (Tab. 4).

Tab. 4: Vergleich der Scores.

Informationsdichte	Linien	Säulen	Windrose
n	164	169	168
Stromverbrauch	0,45 (0,26)	0,45 (0,25)	0,51 (0,28)
Stromverbrauch und -erzeugung	0,33 (0,24)	0,22 (0,19)	0,21 (0,20)
Stromverbrauch, -erzeugung und Netzeinspeisung	0,42 (0,27)	0,41 (0,24)	0,35 (0,25)

Score-Mittelwerte im Bereich $[0, 1]$, Standardabweichungen in Klammern.

Beim Visualisierungstyp sind signifikante, aber eher schwache Unterschiede gegeben ($F(2, 497) = 3,28$, $p = 0,039$, $\eta^2 = 0,013$). Im Mittel sind Liniendiagramme somit etwas verständlicher im Vergleich zu Säulendiagrammen und Windrosen. Wie oben bereits angeführt, ist ein moderat ausgeprägter Haupteffekt hinsichtlich Informationsdichte festzustellen ($F(1,96, 972,22) = 29,98$, $p < 0,001$, $\eta^2 = 0,057$). Zudem ist eine Wechselwirkung zwischen Visualisierungstyp und Informationsdichte der Visualisierung vorhanden ($F(3,91, 972,22) = 10,73$, $p < 0,001$, $\eta^2 = 0,041$). Insbesondere auf der Ebene Stromverbrauch und -erzeugung wird dieser schwache, aber vorhandene Effekt beim Liniendiagramm am meisten deutlich. Das Windrosendiagramm weist bei der niedrigsten Informationsdichte die höchsten Scores auf, wohingegen es bei der höchsten Informationsdichte die niedrigsten Scores erreicht (Abb. 2).

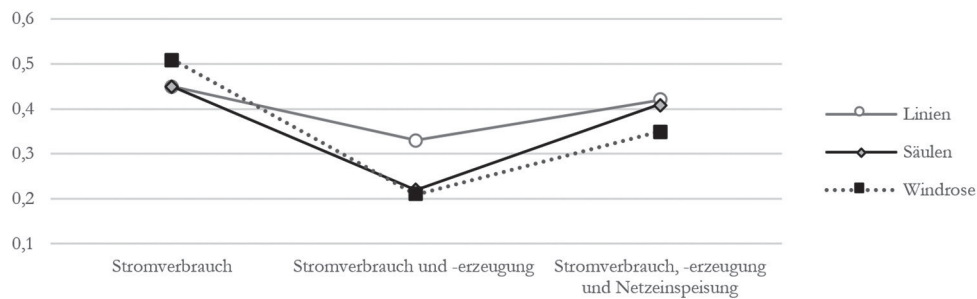


Abb. 2: Randmittel der Scores nach Visualisierungstyp und Informationsdichte.

Die genannten Effekte sind im Rahmen der Kovarianzanalyse bereits um die Energieaffinität korrigiert ($F(1, 597) = 12,23$, $p = 0,001$, $\eta^2 = 0,024$). Zudem steht das Verständnis verschiedener Ebenen der Informationsdichte in Wechselwirkung mit der Energieaffinität ($F(1,96, 972,22) = 4,68$, $p = 0,01$, $\eta^2 = 0,009$). Die Ergebnisse der Kovarianzanalyse mit Messwiederholung sind in der Tab. 5 zusammengefasst.

Tab. 5: Ergebnisse der Kovarianzanalyse mit Messwiederholung.

	df ^c	F	Effektstärke η^2 ^d
Visualisierungstyp ^a	2,00	3,28*	0,013
Informationsdichte ^b	1,96	29,98***	0,057
Energieaffinität ^a	1,00	12,23**	0,024
Interaktion (Typ x Ebene) ^b	3,91	10,73***	0,041
Interaktion (Ebene x Affinität) ^b	1,96	4,68*	0,009

^a mit 497 Freiheitsgraden (Fehler), ^b mit 972,22 Freiheitsgraden (Fehler), ^c Freiheitsgrade (Merkmal) nach Greenhouse-Geisser-Korrektur, ^d 0,010 kleiner Effekt, 0,060 mittlerer Effekt, 0,140 großer Effekt, * $p < 0,100$, ** $p < 0,050$, *** $p < 0,010$, **** $p < 0,001$.

5. DISKUSSION UND SCHLUSSFOLGERUNG

In dieser Arbeit wurde das Verständnis von Visualisierungen zu Stromverbrauch, -erzeugung und Netzeinspeisung im Rahmen einer experimentellen Online-Befragung abgetestet. Für dieses Experiment wurden die Visualisierungstypen Liniendiagramm, Säulendiagramm sowie Windrosendiagramm gewählt.

In der gegenständlichen Arbeit führen Linien- und Säulendiagramme mit zunehmender Informationsdichte zu höherem Verständnis, womit die Ergebnisse von Quespel & Maes (2014) bestätigt werden können. Das für Energiedatenvisualisierungen eher als unüblich einzustufende Windrosendiagramm scheint für Darstellungen mit geringer Komplexität noch gut verständlich zu sein. Somit käme es als mögliche Alternative für den reinen Stromverbrauch in Frage. Jedoch büßt die Windrose im Vergleich zu Linien- und Säulendiagrammen mit zunehmender Informationsdichte an Verständlichkeit ein.

Hinsichtlich der Informationsdichte der Datenvisualisierung konnten merkbare Unterschiede festgestellt werden. Erstens ist bei Betrachtung des bloßen Stromverbrauchs – relativ unabhängig vom Visualisierungstyp – vergleichsweise ein hohes Verständnis gegeben. Zweitens ist ein deutlicher Effekt zu vernehmen, sobald eine zusätzliche Information – in diesem Fall die Stromerzeugung – der Visualisierung ergänzt wird. Drittens kann aus dem höheren Verständnis im Rahmen der Visualisierung von Stromverbrauch, -erzeugung und Netzeinspeisung ein gewisser Lerneffekt abgeleitet werden. Den Proband*innen wurde die vergleichsweise komplexeste Visualisierung zuletzt gezeigt.

Allenfalls liefern die Ergebnisse dieser Arbeit wertvolle Erkenntnisse, eine höhere Nutzer*innenfreundlichkeit bei smarten Energiemanagementsystemen privater Haushalte zu erreichen und so einen zusätzlichen Treiber zu einem nachhaltigen, effizienten Energieverhaltensverhalten zu schaffen.

6. DANKSAGUNG

Dieses Projekt wird aus Mitteln des Klima- und Energiefonds gefördert und im Rahmen des Energieforschungsprogramms 2018 durchgeführt.

LITERATUR

- Costanza E., Ramchurn S.D. & Jennings N.R. (2012) Understanding Domestic Energy Consumption through Interactive Visualisation: A Field Study. In: Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing. Pittsburgh, USA.
- Fischer C. (2008) Feedback on household electricity consumption: a tool for saving energy? *Energy Efficiency* 1(1), 79–104.
- Friel S.N., Curcio F.R. & Bright G.W. (2001) Making Sense of Graphs: Critical Factors Influencing Comprehension and Instructional Implications. *Journal for Research in Mathematics Education* 32(2), 124.
- Galesic M. & Garcia-Retamero R. (2011) Graph literacy: a cross-cultural comparison. *Medical Decision Making* 31(3), 444–457.
- Grant W. (2016) Energy Data Visualization Requires Additional Approaches to Continue to be Relevant in a World with Greater Low-Carbon Generation. *Frontiers in Energy Research* 4, 33.
- Herrmann M.R., Brumby D.P., Oreszczyn T. & Gilbert X.M.P. (2017) Does data visualization affect users' understanding of electricity consumption? *Building Research & Information* 46(3), 238–250.
- Murugesan L. K., Hoda R. & Salcic Z. (2015) Design criteria for visualization of energy consumption: A systematic literature review. *Sustainable Cities and Society* 18, 1–12.
- Quispel A. & Maes A. (2014) Would you prefer pie or cupcakes? Preferences for data visualization designs of professionals and laypeople in graphic design. *Journal of Visual Languages and Computing* 25, 107–116.

KONTAKTDATEN:

Christian Pfeiffer
Campus 1
7000 Eisenstadt
Email: christian.pfeiffer@forschung-burgenland.at