

EINE SURVIVAL-ANALYSE ZUR VERSTÄNDLICHKEIT VON STROMVERBRAUCHSGRAFIKEN AUF GERÄTE-EBENE

Christian PFEIFFER*^a, Claudia MAIER^a und Thomas Paul KREMSNER^a

^a *Forschung Burgenland GmbH, Eisenstadt, Austria*

* *Corresponding Author: Christian Pfeiffer, christian.pfeiffer@forschung-burgenland.at*

Abstract. Für ein effizienteres Energieverhaltensverhalten müssen private Endnutzer*innen ihre eigenen Energiedaten nicht nur einsehen, sondern vor allem verstehen können. Ein Ansatz für einen verständlichen Überblick über den Stromverbrauch eines Haushalts ist Lastmonitoring auf Geräte-Ebene. Dabei beeinflussen die Art der Datenvisualisierung sowie die Usability des Monitoring-Tools die Handlungsabsichten der Endnutzer*innen. Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich daher mit der Verständlichkeit verschiedener Visualisierungstypen auf Geräte-Ebene mit Fokus auf die Dauer bis zum Auffinden der benötigten Informationen. Im Zuge eines repräsentativen Online-Experiments mit 626 Proband*innen wurde die Verständlichkeit von Linien-, Säulen- und Windrosendiagrammen anhand von drei Aufgabenstellungen zur Interpretation des Stromverbrauchs auf Geräte-Ebene geprüft. Bei jeder Aufgabe wurden sowohl die richtige Entscheidung, als auch die benötigte Dauer für die Entscheidungsfindung dokumentiert. Für die Datenauswertung wurde eine Survival-Analyse eingesetzt. Die Ergebnisse zeigen, dass sich je nach Zielsetzung der Anwendung unterschiedliche Visualisierungstypen eignen. Zur Lösung einfacher Suchaufgaben kann die Usability mittels Liniendiagrammen gesteigert werden. Demgegenüber scheinen Säulendiagramme für komplexere Aufgabenstellungen besser geeignet, um Endnutzer*innen einen nachhaltigen Beitrag zur Energiewende zu ermöglichen.

Keywords: Stromverbrauch, Visualisierung, Usability, Survival-Analyse

1 EINLEITUNG

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

Energieverbrauchsverhalten herbeizuführen [1]. Zudem beeinflusst die Art der Datenvisualisierung, welche Rückschlüsse Endnutzer*innen auf den individuellen Verbrauch ziehen. Somit muss bei der Visualisierung von relevanten Energiedaten (wie z.B. dem Stromverbrauch) für Endnutzer*innen ein Fokus auf geeignete Designs und Formate gelegt werden [2]. Die aktuelle Literatur zeigt, dass zur Darstellung des Stromverbrauchs meist einfache Balken- oder Liniendiagramme verwendet werden [3].

Einerseits sollten Stromverbrauchsgrafiken einfach zu verstehen sein. Die oben genannten übersichtlichen Visualisierungstypen fördern die Verständlichkeit bei Endnutzer*innen und werden verschnörkelten Visualisierungen gegenüber bevorzugt [4]. Andererseits sollten Stromverbrauchsgrafiken ansprechend und ästhetisch gestaltet sein, um Endnutzer*innen zur aktiven Nutzung zu motivieren [5]. Endnutzer*innen tendieren außerdem dazu, ihren Stromverbrauch auf einzelne Geräte herunterzubrechen. Ein dementsprechender Ansatz für einen verständlichen Überblick über den Stromverbrauch eines Haushalts ist disaggregiertes Lastmonitoring. Zeitlich hoch aufgelöste Stromverbrauchsgrafiken motivieren Endnutzer*innen zum Überdenken ihrer Haushaltsaktivitäten, insbesondere bei der Darstellung von Lastspitzen [6]. Allerdings gibt es keine explizite Richtlinie, welcher Visualisierungstyp für solche Monitoring-Tools verwendet werden sollte. Ein weiterer bedeutsamer Aspekt für eine nachhaltige Nutzung derartiger Tools ist die Usability, um als Endnutzer*in schnell an die relevanten Informationen gelangen zu können [7]. Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich daher mit der Verständlichkeit verschiedener Visualisierungstypen auf Geräte-Ebene mit einem Schwerpunkt auf die Dauer bis zum Auffinden der benötigten Informationen.

2 METHODE

Im Zuge einer experimentellen Online-Befragung wurde die Verständlichkeit von Visualisierungen des Stromverbrauchs eines Mehrpersonen-Haushalts auf Geräte-Ebene an einem Tag erhoben (Abbildung 1). Für das Experiment wurden Proband*innen über einen Online-Paneldienstleister rekrutiert. Diese wurden zufällig einer von drei Gruppen (A, B oder C) zugeteilt, wobei jede Gruppe einen anderen Visualisierungstyp präsentiert bekam (A: Liniendiagramm, B: Säulendiagramm oder C: Windrosendiagramm).

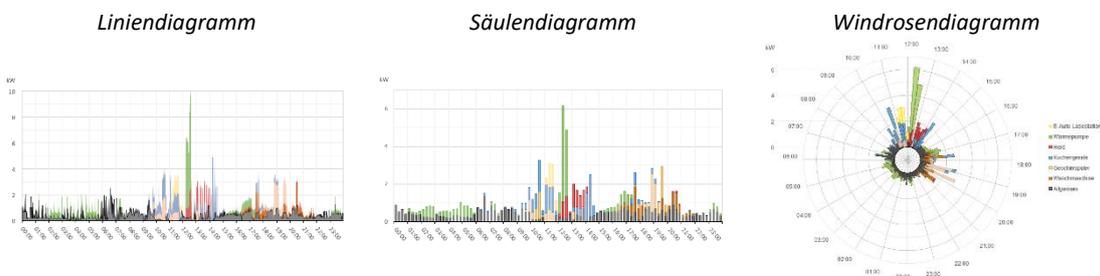


Abbildung 1. Im Experiment verwendete Visualisierungstypen

Jede*r Proband*in erhielt drei im Schwierigkeitsgrad zunehmende Aufgabenstellungen zur Interpretation des Stromverbrauchs auf Geräte-Ebene. Erstens war der Zeitraum per Single Choice-Antwort zu definieren, in welchem das E-Auto geladen wurde. Zweitens war die durchschnittliche Leistung der Wärmepumpe in einem bestimmten Zeitraum als offene Angabe zu bestimmen, und drittens der Anteil der Küchengeräte am gesamten Stromverbrauch als offene Angabe. Bei jeder Aufgabe wurden sowohl die richtige Entscheidung, als auch die benötigte Dauer für die Entscheidungsfindung dokumentiert. Aus der Analyse wurden jene Entscheidungen ausgeschlossen, die nicht in maximal vier Minuten getroffen wurden.

Eine Survival-Analyse vergleicht die Dauer der Entscheidungsfindung zwischen den Visualisierungstypen. Dabei dient der Kaplan-Meier-Schätzer der Berechnung von Wahrscheinlichkeiten nach Visualisierungstyp, innerhalb einer bestimmten Dauer die richtige Lösung zu finden. In weiterer Folge untersucht ein proportionales Hazard Modell nach Cox den Effekt des Visualisierungstyps auf die Dauer bis zur korrekten Entscheidung. Als Kontrollgröße dient die individuelle Kompetenz im Themenfeld Energie, für deren Messung Einsparpotentiale verschiedener Maßnahmen im Haushalt vorgestellt wurden [8]. Die aus vier Kategorien (von niedrig bis sehr hoch) gewählten Antworten wurden den tatsächlichen Einsparpotentialen gegenübergestellt und deren Abweichungen in eine Skala transformiert.

3 ERGEBNISSE

Die Stichprobe besteht aus $n = 626$ Proband*innen mit Hauptwohnsitz in Österreich, was zu einem Stichprobenfehler von 3,3 % führt. Die Befragten sind im Schnitt 49 Jahre (± 16 Jahre) alt, wobei die knappe Mehrheit weiblich (51 %) ist. Rund ein Drittel der Befragten (33 %) hat als höchsten Bildungsabschluss eine Matura oder eine tertiäre Ausbildung. Knapp 22 % hat eine mittlere Schule abgeschlossen, fast die Hälfte der Befragten (45 %) eine Lehre absolviert.

Der Anteil der Proband*innen mit richtig getroffenen Entscheidungen wurde mit der Aufgabenstellung zunehmend geringer. Hat der Großteil der Proband*innen (88,7%) bei Aufgabe 1 noch die richtige Entscheidung getroffen, waren es bei Aufgabe 2 nur noch 15,2%. Aufgabe 3 konnten 11,3% der Proband*innen lösen. Nach Visualisierungstyp sind einige Unterschiede festzustellen, die in Tabelle 1 zusammengefasst sind.

Tabelle 1. Anteil an richtigen Entscheidungen nach Aufgabenstellung und Visualisierungstyp

Visualisierungstyp	n	Aufgabe 1: Zeitraum Ladung E-Auto	Aufgabe 2: Leistung Wärmepumpe	Aufgabe 3: Anteil Küchengeräte
Liniendiagramm	213	92,5%	4,7%	12,2%
Säulendiagramm	210	88,6%	24,3%	10,5%
Windrosendiagramm	203	84,7%	16,7%	11,3%
Gesamt	626	88,7%	15,2%	11,3%

Die Kaplan-Meier-Kurven (Abbildung 2) zeigen die Wahrscheinlichkeiten nach Visualisierungstyp, nach einer bestimmten Dauer die richtige Lösung zu suchen. Proband*innen mit falsch angeführten Lösungen sind in den Kurven mit einem senkrechten Strich gekennzeichnet.

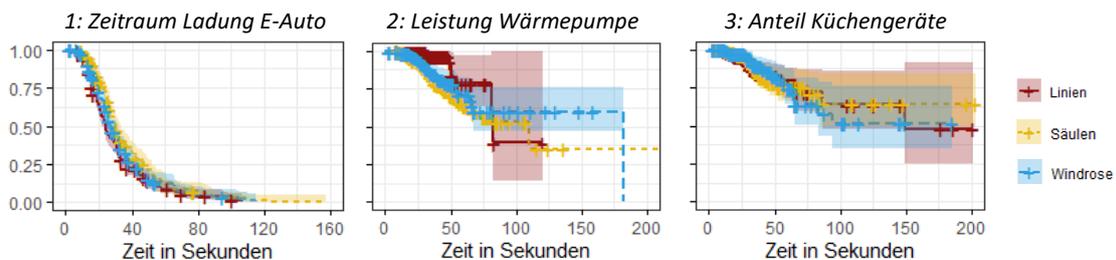


Abbildung 2. Kaplan-Meier-Kurven für Aufgaben 1 (links), 2 (mittig) und 3 (rechts) nach Visualisierungstyp

So konnte Aufgabe 1 von 91,3% der Proband*innen innerhalb einer Minute gelöst werden, denen ein Liniendiagramm gezeigt wurde. Dem proportionalen Hazard Modell zufolge ist die Chance, Aufgabe 1 mittels Liniendiagramm zu lösen, um 28,5% (KI = [12,4%; 41,6%]) signifikant höher als mittels Säulendiagramm ($z = 3,24$, $p = 0,001$), das in diesem Zeitraum 88,3% der Proband*innen zu einer korrekten Lösung verholfen hat. Ähnlich viele Proband*innen (87,8%) konnten die Aufgabe 1 in dieser Zeit mit dem Windrosendiagramm lösen, wobei das Cox-Modell insgesamt keinen signifikanten Unterschied zum Liniendiagramm zeigt.

Die Chance, Aufgabe 2 zu lösen, ist hingegen sowohl mittels Säulendiagramm (223,2% [162,7%; 642,2%]; $z = 3,35$; $p < 0,001$), als auch mittels Windrosendiagramm (154,4% [124,9%; 518,2%]; $z = 2,57$; $p = 0,010$) signifikant höher als mittels Liniendiagramm. Mit Hilfe des Säulendiagramms konnten 36,6% der Proband*innen die Aufgabe 2 innerhalb einer Minute lösen, mittels Windrosendiagramm 29,2%. Die Aufgabe 2 konnte in dieser Zeit nur von 21,8% der Proband*innen gelöst werden, denen ein Liniendiagramm gezeigt wurde.

Bei Aufgabe 3 unterscheidet sich der Anteil der Proband*innen, die innerhalb einer Minute zur richtigen Lösung gelangen, weder mittels Liniendiagramm (22,8%), noch mittels Säulendiagramm (24,3%) oder Windrosendiagramm (24,1%) signifikant. Im Gegensatz zu den beiden vorhergehenden Aufgaben hat hier die Energiekompetenz einen signifikanten Einfluss auf die Bearbeitungsdauer ($z = 1,98$; $p = 0,047$).

4 SCHLUSSFOLGERUNG

Je nach Zielsetzung der Anwendung eignen sich unterschiedliche Visualisierungstypen. Zur Lösung einfacher Suchaufgaben, wie jene nach Verbrauchszeiten bestimmter Haushaltsgeräte, kann die Usability hinsichtlich Verständlichkeit und Bearbeitungsdauer mittels Liniendiagrammen gesteigert werden. Demgegenüber scheinen Liniendiagramme für komplexere Aufgabenstellungen wie Verbrauchsvergleiche einzelner Geräte in bestimmten Zeiträumen weniger geeignet. Im Sinne einer gezielten Laststeuerung zur nachhaltigen Integration

volatiler, erneuerbarer Energieträger liefern Säulendiagramme den vergleichsweise besten Überblick. Als Limitation der vorliegenden Arbeit sei erwähnt, dass den Proband*innen nur der Stromverbrauch eines einzelnen Tages präsentiert wurde. Zudem könnte die offene Antworteingabe bei den Aufgaben 2 und 3 eine verzerrende Wirkung gehabt haben. Die Notwendigkeit weiterer Forschung zur Verständlichkeit von Stromverbrauchsgrafiken auf Geräte-Ebene wird mit den genannten limitierenden Aspekten verdeutlicht. Nichtsdestotrotz unterstreicht diese Arbeit die Bedeutung, situativ geeignete Visualisierungstypen einzusetzen, um Endnutzer*innen einen nachhaltigen Beitrag zur Energiewende zu ermöglichen.

5 DANKSAGUNG

Dieses Projekt wird aus Mitteln des Klima- und Energiefonds (Projekt 868693) gefördert und im Rahmen der FTI-Initiative „Vorzeigeregion Energie“ durchgeführt.

6 LITERATURVERZEICHNIS

- [1] Fischer, C., „Feedback on household electricity consumption: a tool for saving energy?“ in *Energy Efficiency*, 1(1), 2008, pp. 79-104.
- [2] Herrmann, M.R., Brumby, D.P., Oreszczyn, T., & Gilbert, X.M.P., „Does data visualization affect users' understanding of electricity consumption?“ in *Building Research & Information*, 46(3), 2017, pp. 238-250.
- [3] Grant, W., „Energy Data Visualization Requires Additional Approaches to Continue to be Relevant in a World with Greater Low-Carbon Generation“ in *Frontiers in Energy Research*, 4(33), 2016, pp. 1-10.
- [4] Quispel, A. & Maes, A., „Would you prefer pie or cupcakes? Preferences for data visualization designs of professionals and laypeople in graphic design“ in *Journal of Visual Languages and Computing*, 25, 2014, pp. 107-116.
- [5] Holmes, T. G., „Eco-visualization: Combining art and technology to reduce energy consumption.“ in *Proceedings of the 6th ACM SIGCHI conference on Creativity & cognition*, pp. 153-162, Washington DC, USA, 2007.
- [6] Rist, T. & Masoodian, M., „Promoting Sustainable Energy Consumptions Behavior through Interactive Data Visualizations“ in *Multimodal Technologies and Interaction*, 3(3), 2019, p. 56.
- [7] Jacobsen, J., & Meyer, L., „Praxishandbuch Usability und UX“, Bonn: Rheinwerk Computing, 2019.
- [8] DeWaters, J., & Powers, S., „Establishing Measurement Criteria for an Energy Literacy Questionnaire“ in *The Journal of Environmental Education*, 4(1), 2013, pp. 38-55.