

DEZENTRALES VS. ZENTRALES LADEMANAGEMENT VON ELEKTROAUTOS IM QUARTIER

Paula OBERFEIER*¹, Arne SURMANN¹, Niklas HAIN¹, Anna ROTHENHÄUSLER¹, Arne GROß² und Matthias KÜHNBACH¹

Einleitung

Die Integration von 15 Mio. Elektrofahrzeugen EVs bis 2030 sowie eine nahezu vollständige Elektrifizierung des PKW-Verkehrs in Deutschland wird eine enorme Belastung für die derzeitigen Stromnetze mit sich bringen [1]. Kritisch sind dabei insbesondere gleichzeitige Ladevorgänge und daraus resultierende Spitzenlasten [2]. Um eine Überlastung der Stromnetze zu vermeiden, ist ein möglicher Lösungsansatz der Einsatz die Steuerung von lokalen Flexibilitäten bspw. innerhalb eines Quartiers, Mehrfamilienhauses oder einer Energy Community [3].

Innerhalb dieses Papiers simulieren wir ein Mehrfamilienhaus, dessen Ziel es ist, die Spitzenresiduallast der Gesamtkomplexes über ein optimiertes Lademanagement zu minimieren. In der Literatur finden sich verschiedene Steuerungskonzepte, um ein solches Ziel zu erreichen. In dieser Studie liegt der Fokus auf dem Vergleich zweier Optimierungskonzepte: Einerseits eine zeitlich diskrete Simulation eines zentralen Optimierungsansatz und andererseits ein dezentrales, agentenbasiertes Modell, das zeitlich kontinuierlich agiert. Überprüft wird, inwiefern die jeweiligen Modelle in der Lage sind, die Residuallast eines Komplexes zu minimieren.

Case Study

Für den Vergleich der beiden Betriebsführungskonzepte wird ein Mehrfamilienhaus mit 16 Parteien simuliert. Wir nehmen an, dass jede Partei ein EV besitzt. Die Fahrzeugnutzungs- und Ladeprofile (ungesteuert) werden mit dem Simulationstool *synPRO* erstellt [4]. Zusätzlich wird mithilfe einer stochastischen Bottom-up-Simulation ebenfalls über *synPRO* je ein Lastprofile pro Wohnungsebene erstellt [5]. Der Gesamtkomplex hat einen Jahresverbrauch von 66924 kWh, 22709 kWh resultieren aus dem Laden der Elektroautos. Basierend auf Wetterdaten für ein Testreferenzjahr für den Standort Kaiserslautern werden PV-Profile für 4 Dach und eine Fassadenanlage mit einer Gesamtleistung von 58 kWp erstellt und für die nachfolgenden Simulationen aggregiert. Die PV-Anlage wurde so dimensioniert, dass eine bilanzielle Autarkie ermöglicht wird.

Methodik

Die betrachteten Optimierungsmodelle minimieren die Stromkosten des Mehrfamilienhauses, indem die Flexibilität der EVs für ein optimiertes Lademanagement ausgenutzt wird. Die Minimierung der Residuallast ergibt sich implizit, da der hauseigene PV-Strom als kostengünstiger angenommen wird als der Strombezug aus dem öffentlichen Netz.

Modellierung des Elektrofahrzeugs

Das elektrische Modell eines EV wird nach der folgenden Gleichung bestimmt.

$$s_{i,t+1} = s_{i,t} + \frac{\Delta t \cdot P_{i,t} \cdot \eta}{E_{tot}} \quad \forall i, t \quad (1)$$

Dabei ist $s_{i,t}$ der Batterie-Ladezustand (SOC) von EV i zum Zeitpunkt t während eines Parkvorgangs. $s_{i,0}$ stellt den SOC des EVs bei Ankunft dar. $P_{i,t}$ ist die aktuelle Ladeleistung, η der Ladewirkungsgrad und E_{tot} die maximale Kapazität der Fahrzeugbatterie.

¹ Fraunhofer-Institut für Solare Energiesysteme ISE, Heidenhofstr. 2, 79110 Freiburg, paula.oberfeier@ise.fraunhofer.de

² Albert-Ludwigs-Universität, Lehrstuhl für Systemtheorie, Regelungstechnik und Optimierung, Georges-Köhler-Allee, 79110 Freiburg im Breisgau, arne.gross@imtek.uni-freiburg.de

Agentenbasiertes Lademanagement

Die Optimierung erfolgt im agentenbasiertem Lastmanagement dezentral. Agentenbasiertes Lastmanagement bedeutet in diesem Anwendungsfall, dass für jedes EV, die als Agenten fungieren, ein individuelles Optimierungsproblem mit dem Ziel die gesamten Stromkosten zu minimieren gelöst wird. Die Zielfunktion für ein EV i ist in ((2) gegeben.

$$\underset{s_{i,t}, P_{i,t}}{\text{minimize}} \sum_{t \in T} (p^{PV} \cdot E_t^{PV} + p^{Grid} \cdot E_t^{Grid}) \quad (2)$$

E_t^q beschreibt die Energie aus Quelle $q \in Q = \{PV, Grid\}$ zum Zeitpunkt t innerhalb des Parkvorgangs T). Die Preiskoeffizienten für die Energie aus einer bestimmten Quelle q werden mit p^q bezeichnet.

Zentrales Lademanagement

Das zentrale Lademanagement erfolgt über die Minimierung der Kosten über alle EV I , siehe (3).

$$\underset{s_{i,t}, P_{i,t}}{\text{minimize}} \sum_{t \in T} \sum_{i \in I} (p^{PV} \cdot E_{t,i}^{PV} + p^{Grid} \cdot E_{t,i}^{Grid}) \quad (3)$$

Ergebnisse & Schlussfolgerungen

Zum Zeitpunkt der Einreichung der Kurzfassung liegen noch keine finalen Ergebnisse vor. In vorherigen Arbeiten wurde bereits gezeigt, dass beide Optimierungsmodelle die Residuallast signifikant reduzieren [3, 6]. Es ist zu erwarten, dass der zentrale Optimierungsalgorithmus eine höhere Reduktion der Residuallast erreichen kann.

Dezentrale Ansätze bieten die Möglichkeit, eigene Präferenzen besser zu integrieren [7]. Dies führt zu einer höheren Resilienz des Systems und ermöglicht eine bessere Weiterentwicklungsmöglichkeit, sowohl in Bezug auf die Integration zusätzlicher Personen als auch neuer Technologien. Allerdings stellt die Dezentralisierung auch eine Herausforderung dar. Zentrale Systeme definieren klare Betreiberrollen, wohingegen eine solche klare Definition bei dezentralen Systemen fehlt. Insgesamt zeigt sich, dass sowohl zentrale als auch dezentrale Steuerungskonzepte Vor- und Nachteile haben. Weitere Forschung ist erforderlich, um diese Aspekte tiefer zu verstehen und optimale Lösungen für spezifische Anwendungsfälle zu entwickeln.

Literatur

- [1] [BMWK, Hg., "Rahmenbedingungen und Anreize für Elektrofahrzeuge und Ladeinfrastruktur.", 2023. Zugriff am: 17. November 2023. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.bmwk.de/Redaktion/DE/Artikel/Industrie/rahmenbedingungen-und-anreize-fuer-elektrofahrzeuge.html>
- [2] H. Vennegeerts, J. Tran, F. Rudolph und P. Pfeifer, "Metastudie Forschungsüberblick Netzintegration Elektromobilität", 2018.
- [3] A. Surmann, R. Walia und R. Kohrs, "Agent-based bidirectional charging algorithms for battery electric vehicles in renewable energy communities", 2020.
- [4] D. Fischer, A. Harbrecht, A. Surmann und R. McKenna, "Electric vehicles' impacts on residential electric local profiles – A stochastic modelling approach considering socio-economic, behavioural and spatial factors," Applied Energy, Jg. 233-234, S. 644–658, 2019, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.10.010.
- [5] D. Fischer, T. Wolf, J. Scherer und B. Wille-Haussmann, "A stochastic bottom-up model for space heating and domestic hot water load profiles for German households," Energy and Buildings, Jg. 124, S. 120–128, 2016, doi: 10.1016/j.enbuild.2016.04.069.
- [6] F. Braam, A. Groß, M. Mierau, R. Kohrs und C. Wittwer, "Coordinated charge management for battery electric vehicles," Comput Sci Res Dev, Jg. 32, 1-2, S. 183–193, 2017, doi: 10.1007/s00450-016-0307-6.
- [7] P. Vuthi, I. Peters und J. Sudeikat, "Agent-based modeling (ABM) for urban neighborhood energy systems: literature review and proposal for an all integrative ABM approach," Energy Inform, Jg. 5, S4, 2022, doi: 10.1186/s42162-022-00247-y.