

OPTIMIERUNG DER ENERGIEKOSTEN UND NETZUNTERSTÜTZUNG EINES GEBÄUDES DURCH GENETISCHE PROGRAMMIERUNG UND SYMBOLISCHE REGRESSION

Kathrin KEFER* ¹, Roland HANGHOFER², Patrick KEFER³, Markus STÖGER⁴,
Michael AFFENZELLER⁵, Stephan WINKLER⁶

Inhalt

Durch die vermehrte Erschließung von erneuerbaren Energiequellen vor allem im privaten Sektor ist deren effiziente und intelligente Nutzung nötig, um die Netzstabilität nicht weiter zu belasten. Aufgrund der schwankenden und sich verändernden Rahmenbedingungen sind manche dieser Energiequellen zu bestimmten Tages- oder Jahreszeiten, wie eine Photovoltaik-Anlage (PV-Anlage) bei Nacht, nicht oder nur eingeschränkt verfügbar während sie zu anderen Zeiten starke Überschüsse produzieren. Dies hat teils starke Auswirkungen auf das Stromnetz, welches mit einem starken Einspeise-überschuss an Tagen mit viel Sonnenschein und Wind ebenso zurecht kommen muss, wie mit einem erhöhten Strombedarf bei Schlechtwetter. Deshalb werden aktuell Energiemanagementsysteme (EMS), die die selbst produzierte Energie so optimal wie möglich nutzen und speichern sollen, stark gefördert und weiterentwickelt. Allerdings liefern die bisher existierenden Lösungen entweder keine optimalen Ergebnisse in Bezug auf die Erhöhung des Eigenverbrauchsanteils und somit auch der Kostenreduktion und Stabilisierung des Stromnetzes, wie zum Beispiel einfache regel-basierte Steuerungen, oder sind sehr rechenintensiv, wie modellprädiktive Regelungen (MPCs) [1], [2]. Das Ziel dieser Arbeit ist es deshalb, eine selbst-lernende Regelung zu entwickeln, die die Energiekosten eines Haushaltes mit Photovoltaik-Anlage und Batteriespeicher minimiert und gleichzeitig auch die Netzstabilität unterstützt.

Methode

Mit einem modellbasierten heuristischen Optimierungsansatz sollen die Energiekosten eines Haushaltes mit PV-Anlage und Batteriespeicher optimiert werden. Aufgrund dieser Minimierung ergibt sich auch eine Erhöhung des Eigenverbrauchsanteils, was eine geringere Netzeinspeiseleistung und einen geringeren Netzbezug zur Folge hat. Das führt gleichzeitig zu einer Unterstützung der Netzstabilität.

Der zu optimierende Haushalt wurde von Kirchsteiger et al. in [3] mit MATLAB Simulink modelliert und für diese Arbeit leicht adaptiert. Das Modell verfügt über fünf Eingänge, die die Daten über die Last des Haushaltes, den aktuellen Ladestand der Batterie, die Produktion der PV-Anlage und die Kosten für den Netzbezug und –einspeisung des Stroms bereitgestellt werden. Das Optimierungsframework HeuristicLab [4] führt mit genetischen Algorithmen eine symbolische Regression [5] aus. Diese symbolische Regression erzeugt für jeden Lösungskandidaten eine mathematische Formel, die den Regler für das Modell repräsentiert. Über den MATLAB Workspace wird diese Formel anschließend in das Simulationsmodell übernommen. Die Simulation des Modells berechnet die Energiekosten für einen Lösungskandidaten, die dann von HeuristicLab wieder aus dem MATLAB Workspace ausgelesen und zur Weiterentwicklung des Reglers verwendet werden.

Zur Evaluierung des Ansatzes werden insgesamt zehn heuristische Regler mit zwei verschiedenen genetischen Algorithmen und 30 Tagen Trainingsdaten eines Einfamilienhaushaltes in Oberösterreich inklusive dem variablen Stromtarif von aWATTar beginnend mit dem 10. Februar 2017 trainiert. Der erste Algorithmus, der Offspring Selection Genetic Algorithm (OSGA) von Affenzeller und Wagner [6] hat als einziges Ziel die Minimierung der Energiekosten, während der Zweite, der Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II) [7], ein multikriterieller Algorithmus ist, der neben den Energiekosten auch

¹ Fronius International GmbH, Günther-Fronius-Straße 1, 4600 Thalheim, kefer.kathrin-maria@fronius.com

² FH Oberösterreich, Softwarepark11, 4232 Hagenberg, roland.hanghofer@fh-ooe.at

³ FH Oberösterreich, Ringstraße 43a, 4600 Wels, patrick.kefer@fh-ooe.at

⁴ Fronius International GmbH, Günther-Fronius-Straße 1, 4600 Thalheim, markus.stoeger@fronius.com

⁵ FH Oberösterreich, Softwarepark11, 4232 Hagenberg, michael.affenzeller@fh-ooe.at

⁶ FH Oberösterreich, Softwarepark11, 4232 Hagenberg, stephan.winkler@fh-ooe.at

noch die Komplexität der Regler Formel minimiert. Die trainierten Regler werden über den Zeitraum von 12. März bis 31. Dezember 2017 evaluiert und mit dem aktuellen Energieflussmanagement, eine regelbasierte Eigenverbrauchs-optimierung, sowie mit dem linearen modellprädiktiven Regler von Kirchsteiger et al. [3] verglichen.

Ergebnisse

Im Vergleich zur aktuellen Eigenverbrauchsoptimierung speisen die heuristisch trainierten Regler 19.01% bis 27.10% (NSGA-II) beziehungsweise 19.00% bis 27.12% (OSGA) weniger Energie in das Netz ein. Werden die Ergebnisse der heuristischen Regler mit denen des linearen Optimierers von Kirchsteiger et al. [3] verglichen, erhöhen sich die Prozentsätze auf 54.24% bis 64.72% für die mit dem NSGA-II und auf 54.22% bis 64.75% für die mit dem OSGA trainierten Regler und erhöhen so deutlich den Eigenverbrauchsanteil des Haushalts. Zusätzlich wird von den trainierten Reglern 9.88% bis 16.6% (NSGA-II) bzw. 9.14% bis 17.33% (OSGA) weniger Energie vom Netz bezogen als vom linearen Optimierer. Dies sind ähnliche Werte wie die der Fronius Eigenverbrauchs-optimierung, die eine Einsparung des Netzbezugs von 14.00% im Vergleich zum linearen Optimierer erreicht.

Bis auf eine Ausnahme durch einen Regler der mit dem NSGA-II Algorithmus trainiert wurde und eine maximale Einspeiseleistung von 4631.86 W erreicht, werden mit Hilfe der heuristischen Regler auch die Einspeisepitzen reduziert. Im Vergleich zum linearen Optimierer (4407.58 W) halbieren die heuristischen Regler mit 2878.35 W bzw. 2878.27 W beinahe die maximale Einspeiseleistung und erreichen so ähnliche Werte wie die Fronius Eigenverbrauchsoptimierung (2870.74 W). Dieses Ergebnis kann dadurch erklärt werden, dass auf Grund der Minimierung der Kosten auch der Eigenverbrauchsanteil erhöht wird und somit weniger Energie als Überschuss in das Netz eingespeist wird.

Des Weiteren sind die Bezugsspitzen der heuristischen Regler bis auf zwei Ausnahmen auf einem ähnlich niedrigen Niveau wie vom linearen Optimierer und der Eigenverbrauchsoptimierung, welche beide maximal 7295.02 W vom Netz beziehen. Diese beiden Ausnahmen sind Regler, die einmal mit dem NSGA-II und einmal mit dem OSGA trainiert wurden und Bezugsspitzen von 12 428.11 W erreichen. Dieser hohe Wert ist jedoch dadurch erklärbar, dass die zu diesem Zeitpunkt bestehenden negativen Strompreise von den Reglern ausgenutzt und die Batterie mit Strom aus dem Netz geladen wird um später die günstige Energie von diesem Zeitpunkt nutzen zu können. Somit wird der überschüssige Strom im Netz, der diese negativen Stromkosten verursacht aktiv von den Reglern verwendet, was wiederum zur Unterstützung der Netzstabilität beiträgt.

Referenzen

- [1] Chen, C., Wang, J., Heo, Y. and Kishore, S., "MPC-Based Appliance Scheduling for Residential Building Energy Management Controller", IEEE Transactions on Smart Grid, 4(3), pp.1401-1410, 2013.
- [2] Kothare, Mayuresh V., Venkataramanan Balakrishnan, and Manfred Morari. "Robust constrained model predictive control using linear matrix inequalities." Automatica, 32.10, pp.1361-1379, 1996
- [3] Kirchsteiger, H., Rechberger, P., Steinmaurer, G., "Cost-optimal Control of Photovoltaic Systems with Battery Storage under Variable Electricity Tariffs", Elektrotech. Inftech 133/8, pp. 371-380, 2016
- [4] Wagner, S., Beham, A., Kronberger, G., Kommenda, M., Pitzer, E., Kofler, M., & Affenzeller, M., "HeuristicLab 3.3: A unified approach to metaheuristic optimization". Actas del séptimo congreso español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados, pp. 8, 2010
- [5] Riolo, Rick. Genetic programming theory and practice X. Springer, 2013.
- [6] Affenzeller, M., Wagner, S., Winkler, S., & Beham, A., "Genetic Algorithms and Genetic Programming: Modern Concepts and Practical Applications", New York: Chapman and Hall/CRC, 2009
- [7] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. A. M. T., "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II", IEEE transactions on evolutionary computation, 6(2), pp. 182-197, 2002