



Kathrin Kefer
Fronius International GmbH
Günter-Fronius-Straße 1
4600 Thalheim

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

ÜBER MICH

- / Kathrin Kefer, MSc
- / Bachelor- und Masterstudium an der FH Oberösterreich, Campus Hagenberg in Mobile Computing
- / Seit September 2017 bei Fronius International GmbH in Thalheim/Wels als Technische Angestellte und Dissertantin (JKU Linz) tätig
- / Forschungs- und Interessensschwerpunkte:
Heuristische Optimierung, Machine Learning, Energiemanagement



AGENDA

- / Motivation und Ziel
- / Related Work
- / Methode
- / Evaluierung und Ergebnisse
- / Zusammenfassung

MOTIVATION & ZIEL

- / Vermehrte Verwendung von erneuerbaren Energiequellen, vor allem im privaten Umfeld
- / Macht effiziente und intelligente Nutzung dieser Energie nötig, um die Netzstabilität nicht weiter zu belasten
- / Existierende Lösungen nicht zufriedenstellend da entweder sehr hoher Rechenaufwand oder keine optimalen Lösungen
- / **ZIEL:** Entwicklung eines Energiemanagement Systems, das
 - / Selbst lernt das System automatisch und optimal zu regeln,
 - / In Echtzeit ausgeführt werden kann und
 - / Obwohl nur auf Kostenminimierung optimiert, auch die Netzstabilität unterstützt

RELATED WORK I

/ Regel-basierte Optimierung [1-3]:

- / Regeln werden von Experten aufgestellt und als Entscheidungsbaum aufgebaut, dieser wird in der Ausführung vom Start bis zu den „Blättern“ durchlaufen, die dann die auszuführende Aktion beinhalten
- / Performant in der Ausführung, gut bei einfachen Systemen

/ Model Predictive Controller (MPCs) [4-6]:

- / Basiert auf physikalischem Modell des zu optimierenden Systems und Vorhersagen für z.B. Haushaltslast PV-Produktion
- / Sehr rechenintensiv, gute bis sehr gute Optimierungsergebnisse

RELATED WORK II

/ Lineare Programmierung [7-9]:

- / Optimieren den Wert einer linearen Qualitätsfunktion während Einschränkungen berücksichtigt werden müssen
- / Meist Verwendung von Mixed Integer Linear Programming → erlaubt auch die Verwendung von kontinuierlichen Werten anstatt nur ganzzahlige Werte

/ Heuristische Optimierung:

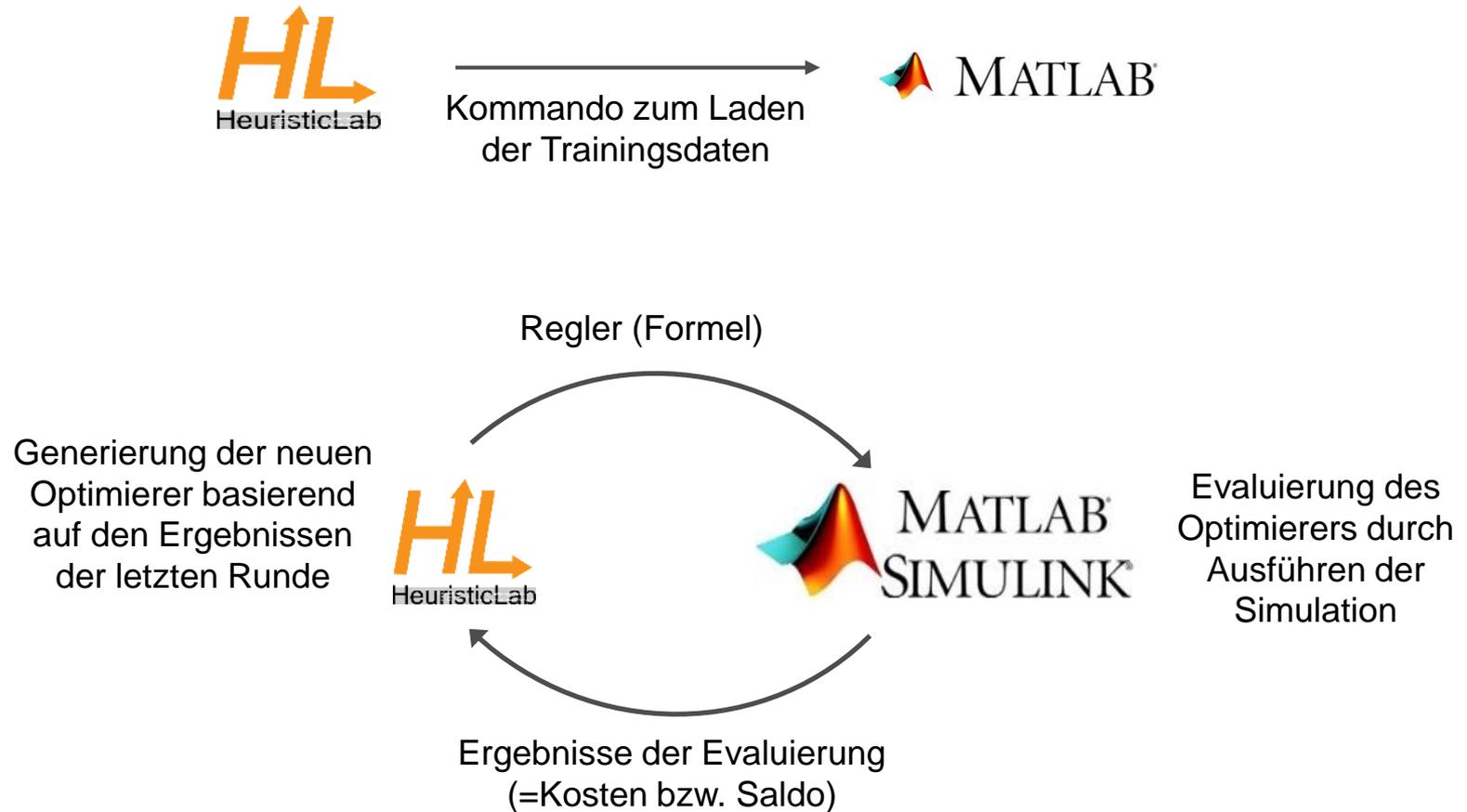
- / Particle Swarm Optimization [10, 11]
- / Genetische Algorithmen [12, 13]
 - / Natürlicher, biologischer Auswahlprozess als Vorbild („Survival of the fittest“)

METHODE

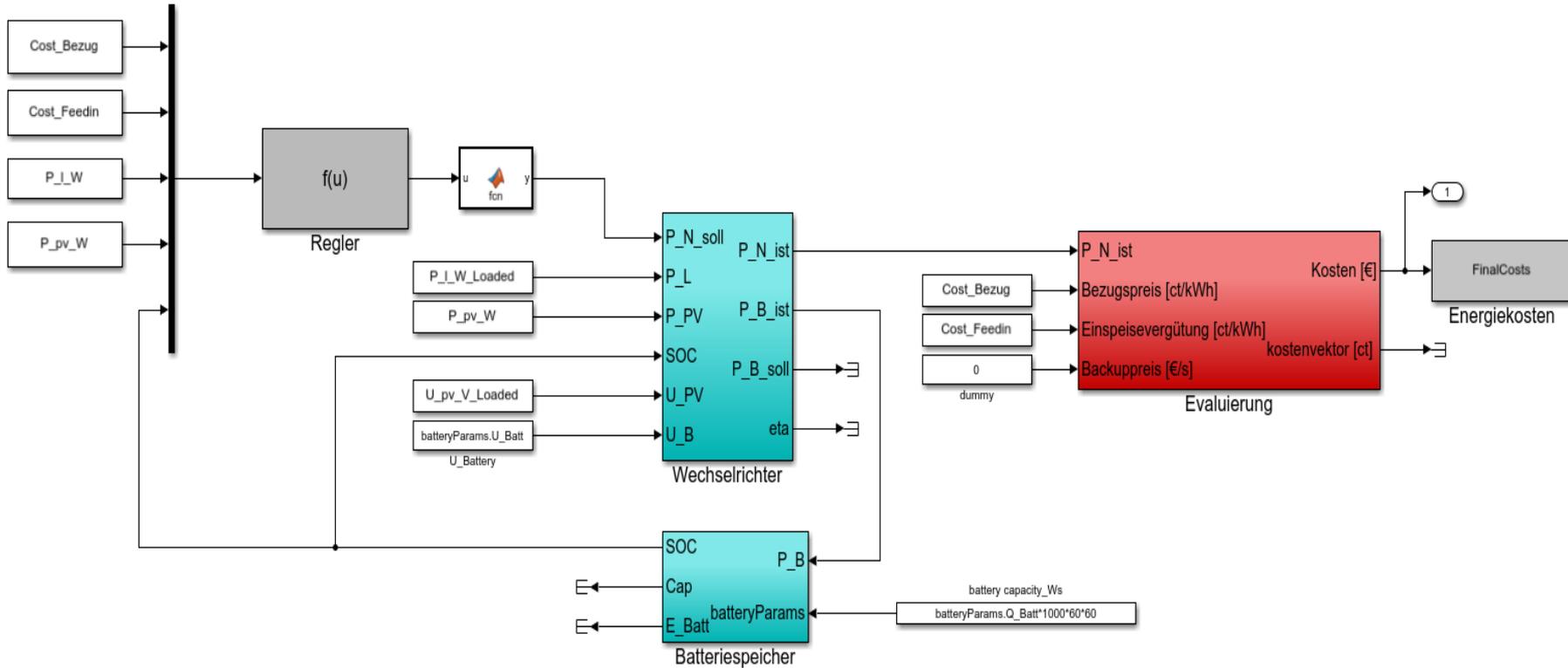
/ Basierend auf 2-stufigen modellbasierten heuristischen Optimierungsprozess von Kefer et al. [14]

1. Erstellung eines MATLAB Simulink Modells des zu optimierenden Systems
2. Lernen der optimalen Regler mit dem HeuristicLab [15] in einem 2-stufigen Prozess
3. Evaluierung der trainierten Regler in der Simulation

2-STUFIGER OPTIMIERUNGSPROZESS



SIMULATIONSMODELL



REGLER TRAINING

/ Genetische Programmierung zur Ausführung der Symbolischen Regression [16]

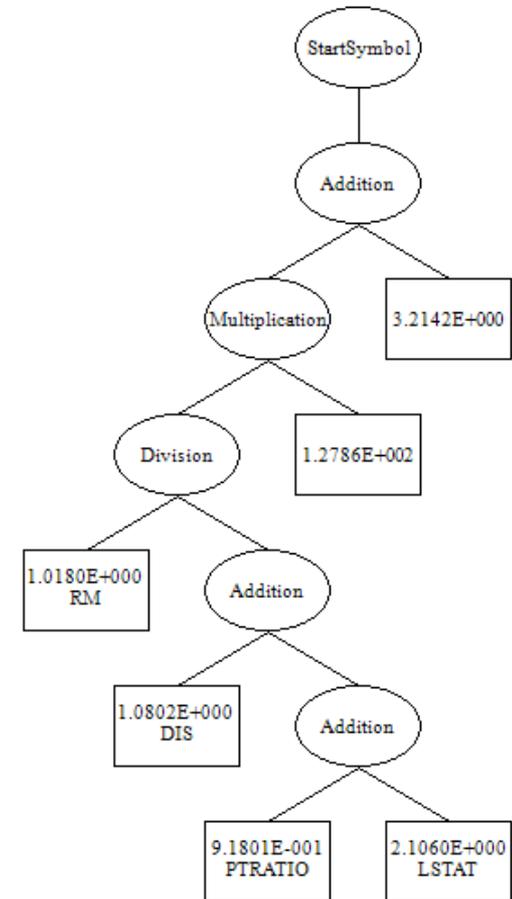
/ Mit Symbolischer Regression wird eine Formel gebildet, die den jeweiligen Parameter optimiert

/ Die Verwendung der genetischen Programmierung entwickelt dabei die Formel über Generationen weiter in Form von Bäumen

/ 2 verschiedene genetische Algorithmen:

/ OSGA [17]: single-objective, minimiert die Energiekosten

/ NSGA-II [18]: multi-objective, minimiert die Energiekosten und zeitgleich auch die Komplexität der Regler-Formel



EVALUIERUNG I

- / Daten: gemessen von einem Einfamilienhaushalt in Oberösterreich von 10.2.2017-31.12.2017
 - / PV-Produktion + Spannung: 5 min Auflösung
 - / Haushaltslast: 5s Auflösung
 - / Energietarife (Bezug und Einspeisen): 1h Auflösung, Bezugspreis stündlich variabel, Einspeisetarif monatlich variabel

- / Trainingsdaten: 30 Tage von 10. Februar 2017 – 11. März 2017

- / Trainierte Regler: 5 OSGA + 5 NSGA-II

EVALUIERUNG II

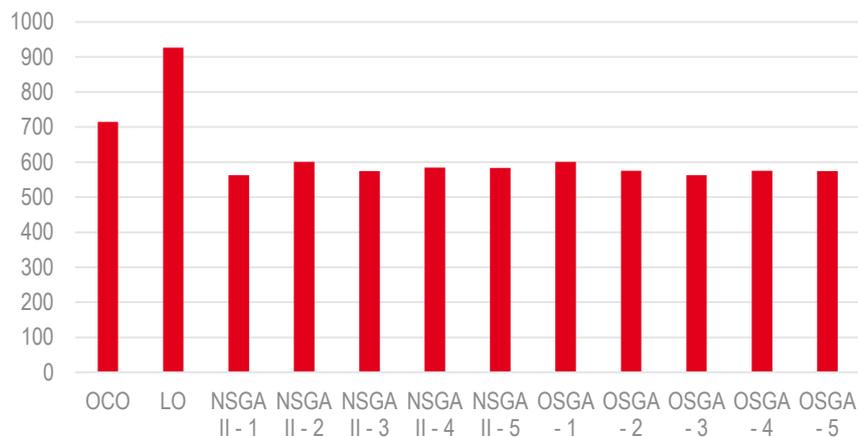
- / Testdaten: 295 Tage von 12. März 2017 – 31. Dezember 2017

- / Evaluierung hinsichtlich:
 - / Unterstützung der Netzstabilität
 - / Energiekosten

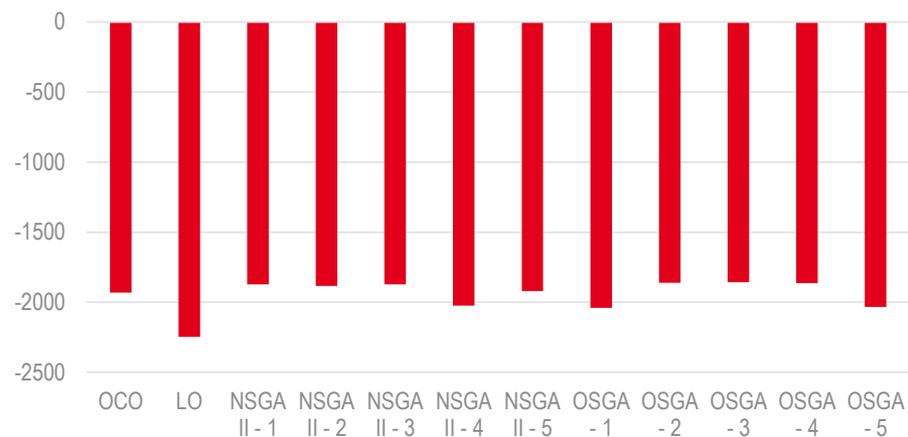
- / Vergleich zu zwei bestehenden Energiemanagement Systemen:
 - / Regel-basierte Eigenverbrauchsoptimierung von Fronius
 - / Linearer MPC von Kirchsteiger et al. [19]

ERGEBNISSE – UNTERSTÜTZUNG DER NETZSTABILITÄT

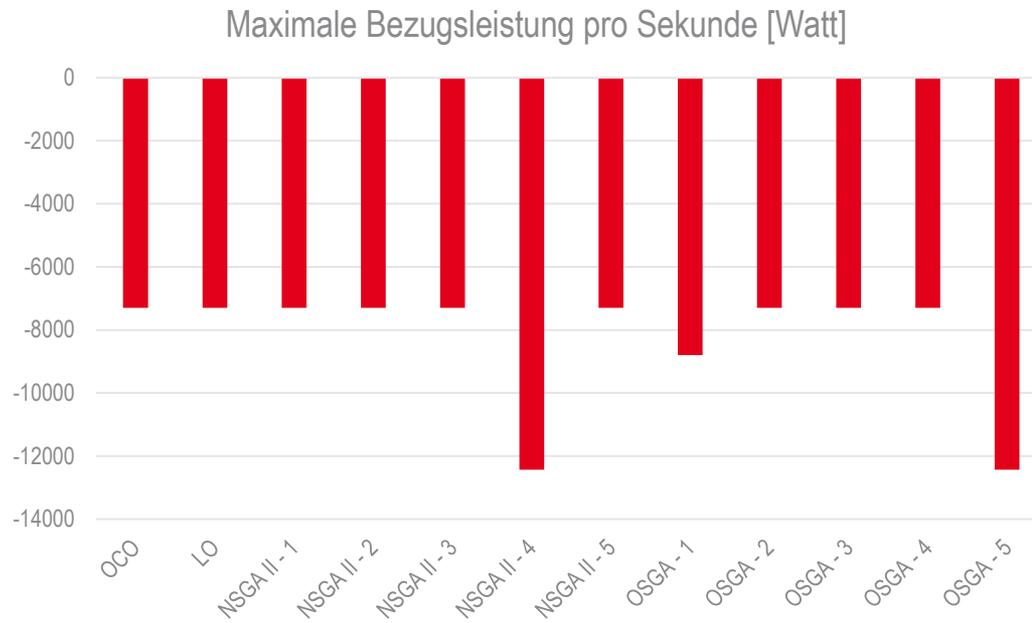
Einspeiseleistung Gesamt [kWh]



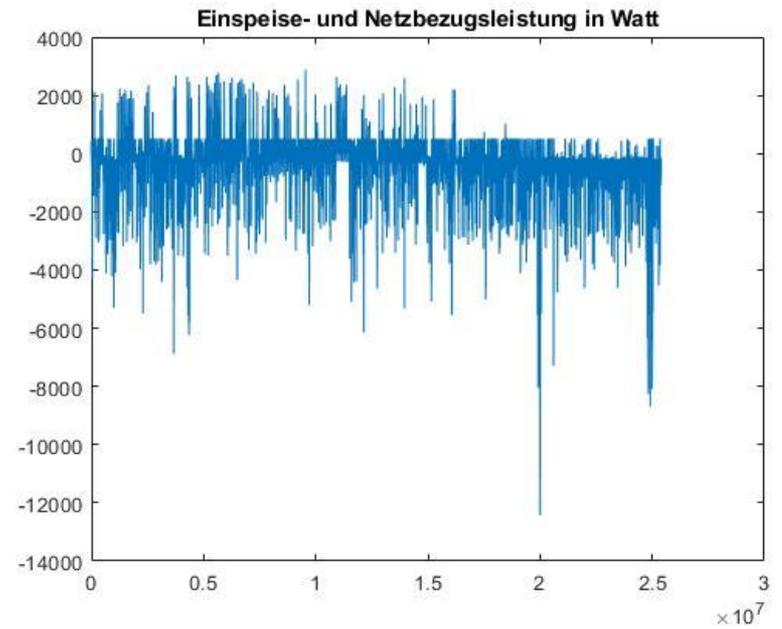
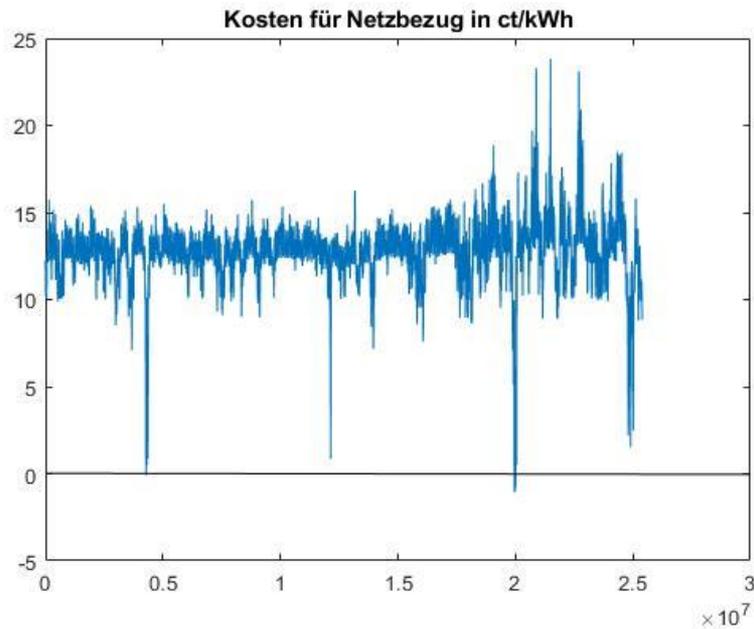
Netzbezugsleistung Gesamt [kWh]



ERGEBNISSE – UNTERSTÜTZUNG DER NETZSTABILITÄT

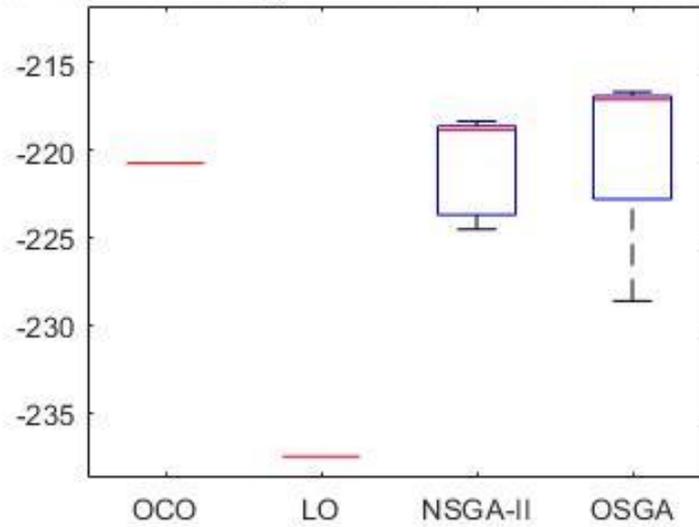


ERGEBNISSE – UNTERSTÜTZUNG DER NETZSTABILITÄT

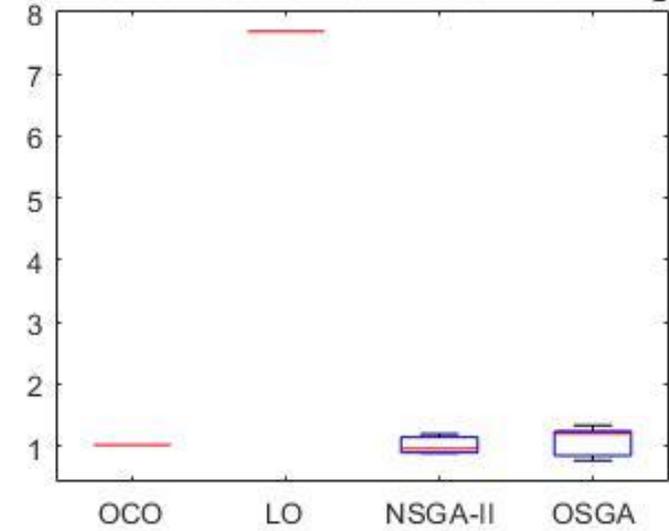


ERGEBNISSE - ENERGIEKOSTEN

Saldo nach dem gesamten Simulationszeitraum [€]



Mittlere Dauer der Simulation von 1 Tag



ZUSAMMENFASSUNG

- / Training von insgesamt 10 heuristischen Reglern, die die Energiekosten in einem Einfamilienhaus optimieren sollen
- / Vergleich zu zwei bestehenden Algorithmen hinsichtlich Unterstützung der Netzstabilität: Regel-basierte Eigenverbrauchsoptimierung von Fronius, linearer MPC von Kirchsteiger et al. [19]

	Heuristische Regler vs. Eigenverbrauchsoptimierung	Heuristische Regler vs. Linearer MPC
Einspeiseleistung Gesamt	-19.00% bis -27.12%	-54.22% bis -64.75%
Bezugsleistung Gesamt	-3.11% bis +4.58%	-9.14% bis -17.33%
Max. Einspeiseleistung	+0.26%	-53.13%
Max. Bezugsleistung	+/- 0% (ausg. Ausnahmen)	+/- 0% (ausg. Ausnahmen)

/ Perfect Welding / Solar Energy / Perfect Charging



All information is without guarantee in spite of careful editing - liability excluded.

Intellectual property and copyright: all rights reserved. Copyright law and other laws protecting intellectual property apply to the content of this presentation and the documentation enclosed (including texts, pictures, graphics, animations etc.) unless expressly indicated otherwise. It is not permitted to use, copy or alter the content of this presentation for private or commercial purposes without explicit consent of Fronius.

REFERENZEN

- [1] De Coninck, R., Baetens, R., Saelens, D., Woyte, A., Helsen, L. (2014). Rule-based demand-side management of domestic hot water production with heat pumps in zero energy neighbourhoods. *Journal of Building Performance Simulation*, 7(4), S. 271-288.
- [2] Salpakari, J., Lund, P. (2016). Optimal and rule-based control strategies for energy flexibility in buildings with PV. *Applied Energy*, 161, S. 425-436.
- [3] Alimohammadisagvand, B., Jokisalo, J., Sirén, K. (2018). Comparison of four rule-based demand response control algorithms in an electrically and heat pump-heated residential building. *Applied Energy*, 209, S. 167-179.
- [4] Chen, C., Wang, J., Heo, Y., Kishore, S. (2013). MPC-Based Appliance Scheduling for Residential Building Energy Management Controller. *IEEE Transactions on Smart Grid* 4.3, S. 1401–1410
- [5] Figueiredo, J., Sá da Costa, J. (2012). A SCADA system for energy management in intelligent buildings. *Energy and Buildings* 49.Suppement C, S. 85–98.
- [6] Kennel, F., Görges, D., Liu, S. (2013). Energy Management for Smart Grids With Electric Vehicles Based on Hierarchical MPC. *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 9.3, S. 1528–1537
- [7] Hubert, T., Grijalva, S. (2012). Modeling for Residential Electricity Optimization in Dynamic Pricing Environments. *IEEE Transactions on Smart Grid* 3.4, S. 2224–2231
- [8] Chen, Z., Wu, L., Fu, Y. (2012). Real-Time Price-Based Demand Response Management for Residential Appliances via Stochastic Optimization and Robust Optimization. *IEEE Transactions on Smart Grid* 3.4, S. 1822–1831
- [9] De Angelis, F., Boaro, M., Fuselli, D., Squartini, S., Piazza, F., Wei, Q. (2013). Optimal Home Energy Management Under Dynamic Electrical and Thermal Constraints. *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 9.3, S. 1518–1527
- [10] Pedrasa, M. A. A., Spooner, T. D., MacGill, I. F. (2010) Coordinated Scheduling of Residential Distributed Energy Resources to Optimize Smart Home Energy Services. *IEEE Transactions on Smart Grid* 1.2, S. 134–143
- [11] Wang, Z., Yang, R., Wang, L. (2010). Multi-agent control system with intelligent optimization for smart and energy-efficient buildings. *IECON 2010 - 36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, S. 1144–1149

REFERENZEN

- [12] Morganti, G., Perdon, A. M., Conte, G., Scaradozzi, D., Brintrup, A. (2009) Optimising Home Automation Systems: A comparative study on Tabu Search and Evolutionary Algorithms. 17th Mediterranean Conference on Control and Automation, S. 1044–1049
- [13] Soares, A., Gomes, A., Antunes, C. H., Oliveira, C. (2017) A Customized Evolutionary Algorithm for Multiobjective Management of Residential Energy Resources. IEEE Transactions on Industrial Informatics 13.2, S. 492–501
- [15] Kefer, K., Hanghofer, R., Kefer, P., Stöger, M., Affenzeller, M., Winkler, S., Wagner, S., Hofer, B. (2019). A Model-Based Learning Approach for Controlling the Energy Flows of a Residential Household Using Genetic Programming to Perform Symbolic Regression. Computer Aided Systems Theory – EUROCAST 2019, S. 110-111
- [15] Wagner, S., Beham, A., Kronberger, G., Kommenda, M., Pitzer, E., Kofler, M., Affenzeller, M. (2013) HeuristicLab 3.3: A unified approach to metaheuristic optimization. Actas del séptimo congreso español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados, S. 8
- [16] Riolo, Rick. (2013) Genetic programming theory and practice X. Springer
- [17] Affenzeller, M., Wagner, S., Winkler, S., Beham, A. (2009) Genetic Algorithms and Genetic Programming: Modern Concepts and Practical Applications. New York: Chapman and Hall/CRC
- [18] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T. A. M. T. (2002) A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II, IEEE transactions on evolutionary computation, 6(2), S. 182-197
- [19] Kirchsteiger, H., Rechberger, P., Steinmaurer, G. (2016) Cost-optimal Control of Photovoltaic Systems with Battery Storage under Variable Electricity Tariffs. Elektrotech. Inftech 133/8, S. 371-380