

Ansprechpartner:



Armin Gießler, M.Sc.
IRS, Raum 202
Tel.: 0721/608-43179
armin.giessler@kit.edu

Beginn: ab sofort

Dauer: 6 Monate

experimentell anwendungsorientiert theorieorientiert

Ihre Interessen:

Energiesysteme
 Reinforcement Learning

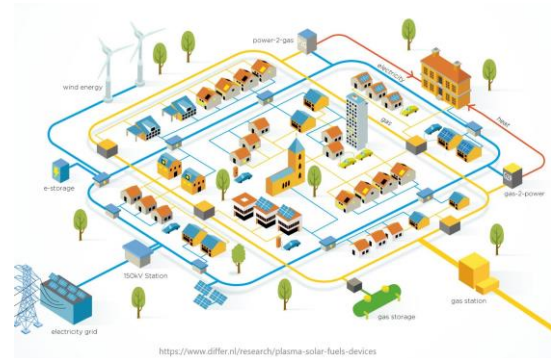


Masterarbeit

Reinforcement Learning für die zentrale Regelung von DC Microgrids

Motivation:

Durch die Integration von immer mehr erneuerbaren Energien in das elektrische Netz, werden die konventionellen Kraftwerke durch eine Vielzahl an verteilten Erzeugern abgelöst. Die optimale Koordinierung der dezentralen Einspeiser ist eine große Herausforderung. Üblicherweise wird für die Koordinierung das Netz in kleinere Teilgebiete, z.B. Microgrids, unterteilt. In der Regel werden anschließend ökonomische optimale Sollwerte berechnet, welche von der primären Regelung eingeregelt werden.



Aufgabenstellung:

Ziel der Arbeit ist das Lernen einer zentralen technoökonomischen Regelung für ein DC Microgrids mit Hilfe von Reinforcement Learning (RL). Das konventionelle hierarchische Regelungskonzept, welches ökonomische Kosten minimiert und physikalische Stabilität garantiert, soll durch einen RL-basierten Ansatz ersetzt werden. Dabei wird entweder die Q-Funktion oder die Policy (Regelungsgesetz) mit Hilfe eines neuronalen Netzes approximiert und mit geeigneten Algorithmen trainiert [1],[2].

Am Anfang der Arbeit findet eine Einarbeitung in die Modellierung von DC Microgrids und in das RL mit Fokus auf die Regelungstechnik statt. Anschließend soll ein geeignetes Framework für das Lernen entworfen und implementiert werden. Gegebenenfalls soll das Framework auf zeitkontinuierliche Systeme sowie einen Prädiktionshorizont angepasst werden. Am Ende soll der erlernte zentrale Regler mittels einer Simulationsstudie demonstriert und plausibilisiert werden. Optional kann der erlernte Regler mit einer bestehenden hierarchischen Regelungsarchitektur in einer Simulation verglichen werden.

[1] [L. Buşoniu et al. „Reinforcement learning for control: Performance, stability, and deep approximators“, Annual Reviews in Control, 2018](#)

[2] [B. Recht „A Tour of Reinforcement Learning: The View from Continuous Control“, Annual Reviews of Control, Robotics, & Autonomous Systems, 2019](#)