

EINSATZ NEURONALER NETZE ZUR KOMPENSATION VON KOMMUNIKATIONS-AUSFÄLLEN IM SPEICHERBETRIEB

Lorenz VIERNSTEIN¹, Rolf WITZMANN¹, Antonius VON PERGER¹

Inhalt

Der Einsatz von Batteriespeichern zur Netzstabilisierung gewinnt vor dem Hintergrund der steigenden Anteile erneuerbarer Erzeugung und sinkenden Speicherpreisen immer größere Bedeutung. Um das gesamte Potential von dezentralen Speichern vollständig nutzbar zu machen, ist eine zuverlässige Kommunikation zwischen Speichern und Leitsystemen notwendig. Da insbesondere in ländlichen Regionen eine Garantie für eine störungsfreie Kommunikation nicht gegeben ist, müssen Ansätze entwickelt werden, welche die auftretenden Kommunikationsausfälle sicher überbrücken können, ohne zu weit von der optimal gefahrenen Betriebsstrategie abzuweichen. In dieser Arbeit werden unterschiedliche Ansätze zur Überbrückung von Kommunikationsausfällen untersucht und miteinander verglichen.

Methodik

Den Rahmen dafür bildet die Zeitreihensimulation eines realen Mittelspannungsnetzes mit verteilten Speichern, das durch eine hohe Rückspeisung aus Photovoltaikanlagen (PV) gekennzeichnet ist. Die Betriebsstrategie der Speicher basiert auf dem Vorhandensein von Messpunkten aus dem Mittelspannungsnetz sowie aus den lokalen Niederspannungsnetzen, in welche die Speicher eingebunden sind. Ziel ist es, sowohl den jeweiligen Ortsnetztransformator als auch den überlagerten Hochspannungs-/Mittelspannungstransformator vor allem im Rückspeisefall zu entlasten [1].

Der Ausfall der dafür notwendigen Kommunikationsstrecke wird betrachtet und mögliche Lösungen verglichen. Dabei werden konventionelle Fall-Back-Lösungen basierend auf Prognosedaten als Benchmark verwendet, sowie verschiedene Realisierungen mittels neuronaler Netze implementiert und simuliert. Die Implementierung stützt sich dabei auf eine Day-Ahead Prognose mit viertelstündlicher Auflösung, welche am vorherigen Tag übermittelt wird. Im Bereich der neuronalen Netze werden reine Feed-Forward Netze mit Offline-Training sowie Autoregressive Netze untersucht. Als Bewertungsmetrik dient die maximale Transformatorauslastung s_{\max} im Vergleich zum Fall mit dauerhaft vorhandener Kommunikationsverbindung, sowie die absolute Höhe der Überlastung. Darüber hinaus wird der Unterschied im Ladezustand des Batteriespeichers bei vorhandener bzw. ausgefallener Kommunikationsstrecke als auch die zusätzlich aus dem Netz bezogene Energie ΔE berücksichtigt.

Ergebnisse

Konventionelle Fall-Back Strategien

Die implementierten konventionellen Fall-Back Regler greifen ausschließlich auf die bereitgestellten Prognosedaten der PV-Einstrahlung zurück, ohne jedoch eine Abschätzung für die im Netz auftretende Last zu treffen. Daraus resultiert in den meisten Zeitschritten eine Überschätzung des notwendigen Entlastungsbedarfs, was sich in einer unnötig hohen Entlastung des Transformators niederschlägt. Die sich so ergebenden Unterschiede führen zu einer starken Abweichung von der eigentlichen Betriebsstrategie mit einer gänzlich anderen Charakteristik.

Neuronale Netze

Unter der Voraussetzung, dass bereits ein solides Vorwissen über die Rahmenbedingungen, unter denen der Speicher eingesetzt werden soll, vorhanden ist (PV-Einspeisung, Transformator-Lastprofil) weisen bereits reine Feed-Forward Netze mit Offline-Training eine gute Performance auf. Um die neuronalen Netze zu trainieren und gleichzeitig einen ausreichend großen unbekanntem Datensatz zu Evaluierungszwecken zu behalten, wurden ausschließlich die ersten beiden Wochen jedes Monats in den Trainingsdatensatz übernommen, welcher im Verhältnis 70 % / 15 % / 15 % in Trainings-, Validierungs- und Testdatensatz aufgeteilt wird.

¹ Technische Universität München, Professur für Elektrische Energieversorgungsnetze, Arcisstraße 21, 80333 München, Tel.: +49 89 289 25586, Fax: +49 89 289 25089, lorenz.viernstein@tum.de, www.een.ei.tum.de

Für die gewählten Eingangsparameter zeigt sich eine Architektur des neuronalen Netzes mit etwa 25 Neuronen als die geeignetste. Mit dieser Neuronenanzahl stehen genug Neuronen zur Informationsverarbeitung zur Verfügung, ein Overfitting wird jedoch vermieden (vgl. Abb. 1a). Somit ist, wie in Abb. 1a gezeigt, ein Abstraktionsvermögen auch zu nicht im Trainingsdatensatz enthaltenen Situationen gewährleistet. Durch den Einsatz des neuronalen Netzes kann der zusätzliche (unnötige) Energiebezug gegenüber dem heuristischen Ansatz maßgeblich reduziert werden (vgl. Abb. 1b unten), bei gleichzeitiger Einhaltung der vorgegebenen Grenzwerte (vgl. Abb. 1b oben).

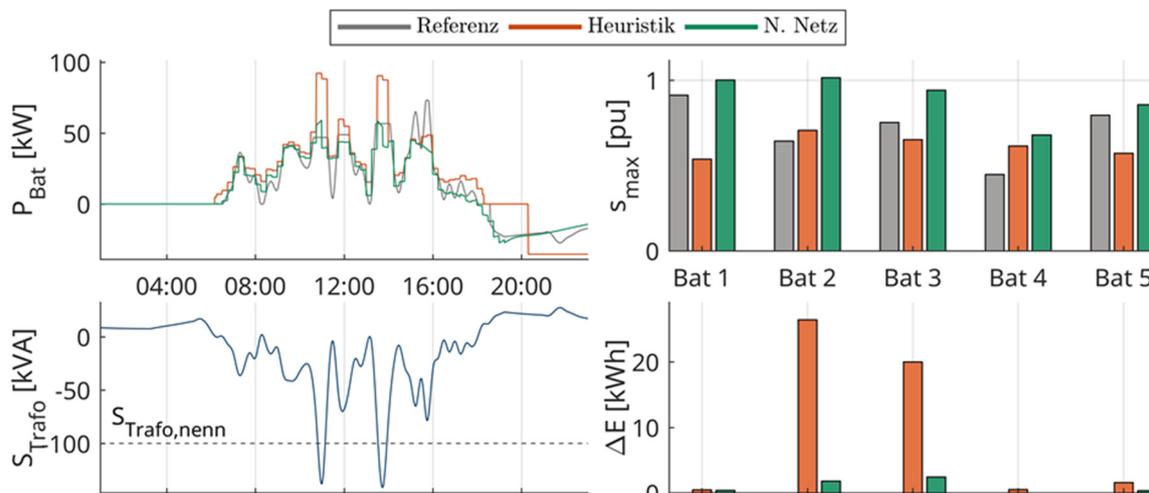


Abbildung 1: a) Tagesprofile für Zielstrategie bzw. Fall-Back-Lösung (links)
 b) Benchmark-Werte für Zielstrategie bzw. Fall-Back-Lösung (rechts)

Fazit

Die Auswirkungen von Kommunikationsausfällen können durch den Einsatz von geeigneten Fall-Back Strategien drastisch reduziert werden. Bereits einfache Ersatzimplementierungen auf Basis von Prognosedaten können Überlastungen wirksam vermeiden, weisen aber einen unnötig hohen Energiebezug auf. Es zeigt sich, dass der zusätzliche Aufwand, der für eine adaptierende Lösung mittels neuronaler Netze betrieben werden muss, das Ergebnis deutlich verbessert.

Die Performance der vorgestellten Lösungsansätze hängt direkt mit der Qualität der verfügbaren Eingangsdaten ab. Eine Verbesserung der PV-Prognose sowie die Einbindung von Informationen über die anliegende Last, beispielsweise aus Smart-Meter Daten, kann die Zuverlässigkeit der Fall-Back-Strategien wesentlich erhöhen.

Literatur

- [1] L. Viernstein, R. Witzmann, and J. Przibylla, "Grid voltage level spanning operational strategies for battery energy storage systems in distribution grids," in 2016 IEEE Electrical Power and Energy Conference (EPEC), Ottawa, ON, Canada, 2016, pp. 1–6.