

UNTERSUCHUNG VON VERFAHREN ZUR PSEUDO-MESSWERT-GENERIERUNG BEI DER ZUSTANDSSCHÄTZUNG VON NIEDERSPANNUNGSVERTEILUNGSNETZEN

Moritz CRAMER¹, Stephan HÄGER¹, Philipp GOERGENS¹,
Armin SCHNETTLER¹

Motivation

Im Zuge des Erneuerbare Energien Gesetzes (EEG) kommt es in Deutschland vermehrt zur dezentralen Einspeisung von Energie. Dabei sind vor allem private Photovoltaik-Anlagen (PV) an Niederspannungsnetze angeschlossen, welche zu neuen Herausforderungen hinsichtlich der Einhaltung von Spannungsgrenzen führen. Um mögliche Spannungsbandverletzungen zu umgehen und um weitere an das Niederspannungsnetz angeschlossene Anlagen optimal einzusetzen, kommen zunehmend Optimierungsprogramme zum Einsatz, die wiederum vollständige Information über den aktuellen Netzzustand benötigen [1].

Eine Möglichkeit die Netzzustandsinformation zu erlangen, ist der Einsatz von State-Estimation-Verfahren (SE) im Niederspannungsnetz. Der Einsatz von SE ist bereits seit vielen Jahren gängige Praxis auf der Übertragungsnetzebene. Dort greift die SE auf eine Vielzahl von Messwerten zurück, um vor allem den negativen Einfluss von Messrauschen und sogenannter Bad-Data auf den Systemzustand zu minimieren [2]. Hingegen sind im Niederspannungsnetz auch mittelfristig Messwerte nur vereinzelt durch Smart-Meter oder beobachtete PV-Anlagen gegeben. Dieser Unterbestimmtheit des Systems wird durch die Hinzunahme sogenannter Pseudo-Messwerte (PM) begegnet. Diese werden typischerweise als Knoten-Lasten und -Einspeisung unbeobachteter Haushalte und PV-Anlagen modelliert. Die Qualität der PM beeinflusst somit die Güte der Gesamtzustandsschätzung [3].

In diesem Beitrag wird eine Methodik vorgestellt und evaluiert, mit der durch Hinzunahme bisher unberücksichtigter Informationen zur PM-Generierung die Genauigkeit der SE verbessert wird. Die im Folgenden skizzierte Methodik zur Erzeugung von PM wird anhand der Anforderungen einer Zustandsschätzung in realen Niederspannungsnetzen entwickelt.

Methodik

Entsprechend der asymmetrischen Lastverteilung im Niederspannungsnetz ist das Ziel dieses Verfahrens, dreiphasige und komplexwertige PM zu erzeugen. Darüber hinaus ist diese Methode auf Anwendungen in hohen zeitlichen Auflösungen ausgelegt. Beide Punkte tragen dazu bei, dass sich die hier vorgestellte Methodik deutlich von bisherigen Veröffentlichungen unterscheidet (vgl. [4], [5]).

Die Generierung der PM richtet sich nach der Verfügbarkeit von Informationen. Dabei wird generell untersucht, welche Informationen sich eignen, um die PM-Generierung zu verbessern und inwiefern dies Auswirkungen auf die Minimierung des Fehlers der Zustandsschätzung hat. Eine dieser Informationen ist zum Beispiel der Leistungsfluss am Ortsnetztransformator. Dieser ermöglicht es die Generierung von PM für unbeobachtete Haushalte auf das Aufteilen des Ergebnisses einer Leistungsbilanz zu reduzieren. Hierzu werden zu dem Leistungsfluss die gemessenen und geschätzten Einspeisungen beobachteter und unbeobachteter PV-Anlagen sowie die negativen Verbräuche beobachteter Haushalte addiert. Ist der Leistungsfluss am Ortsnetztransformator unbekannt, wird ein Teil dieser Bilanz durch eine Schätzung des Verbrauchs aller Haushalte ersetzt. Für das Aufstellen der Leistungsbilanz werden insgesamt die folgenden drei Teilschritte betrachtet: Die Schätzung des Gesamtverbrauchs, die auf Basis künstlicher neuronaler Netze durchgeführt wird (falls notwendig), die Einspeiseschätzung für unbeobachtete PV-Anlagen und die Schätzung eines Verteilungsschlüssels für die aufzuteilende Last auf unbeobachtete Haushalte.

¹ RWTH Aachen University, Schinkelstraße 2, 52056 Aachen, Tel.: +49 241 80 49352, Fax: +49 241 80 92135, cramer@ifht.rwth-aachen.de, www.ifht.rwth-aachen.de

Dieser Betrag beruht auf realen Haushaltslastprofilen, die aus zwei unterschiedlichen, dennoch strukturell ähnlichen Gebieten stammen, wodurch methodisch eine strikte Trennung zwischen Trainings- und Evaluierungsdaten auf der einen Seite und Testdaten auf der anderen Seite ermöglicht wird. So werden zum Beispiel für die Schätzung des Gesamtverbrauchs die Struktur des Niederspannungsnetzes sowie vorhandene Messpunkte eines Zielgebietes kopiert und dessen Haushaltslastdaten durch Lastdaten aus der Datenbank des Trainings- und Evaluierungsgebietes ausgetauscht. Die zugehörigen Spannungen und Ströme werden mittels dreiphasiger asymmetrischer Leistungsflussrechnung generiert. Das so entstandene Szenario wird anschließend beispielsweise zum Training neuronaler Netze herangezogen, um den Gesamtverbrauch des Trainingsszenarios zu trainieren. Eingangsdaten für die neuronalen Netze sind dabei sowohl allgemeine Informationen wie Wetter- und Zeitangaben als auch netzspezifische Informationen wie Spannungen an vorhandenen Messknoten. Verschiedene Parameterkombinationen als Eingangsvektoren werden anhand gängiger Fehlermaße, wie dem Absolute Mean Error (AME), dem Mean Absolute Percentage Error (MAPE) oder dem Symmetric Mean Absolute Percentage Error (sMAPE), bewertet [6]. Ebenso findet ein Vergleich der Fehlerindizes bei Variation des Eingangsvektors statt, um allgemein Aussagen über zu erzielende Schätzgenauigkeiten treffen zu können.

Da die einzig verfügbare Information über unbeobachtete PV-Anlagen der Wert ihrer installierten Leistung ist, beruht die Erzeugung von PM auf linearer Skalierung. Für den Fall, dass in dem betrachteten Niederspannungsnetz mindestens eine PV-Anlage beobachtet ist, kann ihre Leistung entsprechend einem Quotienten aus den jeweils nominalen Leistungen dieser Anlagen auf die unbeobachtete PV-Anlagen übertragen werden. Falls mehr als eine Anlage beobachtet ist, entspricht der zu gewichtende Wert der durchschnittlichen Einspeisung gewichtet mit der durchschnittlichen nominalen Leistung aller beobachteten PV-Anlagen. Für den Fall, dass keine Anlage beobachtet ist, dient der Wert der Einstrahlung als Ausgangspunkt für eine lineare Skalierung.

Bezüglich der PM für unbeobachtete Haushalte werden mehrere Verteilungsschlüssel betrachtet. Diese reichen von der Gleichverteilung der gemessenen, beziehungsweise geschätzten, aufzuteilenden Last über eine Verteilung anhand des Jahresenergiebedarfs, bis hin zur Vorhersage von Lastverbräuchen in Teilabschnitten von Niederspannungsnetzen oder der direkten anteiligen Schätzung durch neuronale Netze. Die Bewertung der unterschiedlichen Methoden bezieht sich dabei auf die Qualität der Zustandsschätzung in modifizierten und strukturell vereinfachten Szenarien. Diese Szenarien ermöglichen es, den charakteristischen Einfluss einzelner Haushalte, durch zum Beispiel bestimmte Phasenanschlüsse von Lasten hoher Leistung an einzelnen Knotenpunkten des Netzwerkes, auf das Abschneiden einzelner Methoden zu minimieren. Nur so lässt sich sicherstellen, dass eine Methode aufgrund echter Überlegenheit und nicht aufgrund von lokalen Besonderheiten besser abschneidet.

Ergebnisse

Die durchgeführten Simulationen zeigen, dass die Hinzunahme weiterer Informationen in die PM-Generierung im Allgemeinen die Güte der Zustandsschätzung verbessert. Dabei zeigt sich besonders, dass komplexwertige Lastflüsse am Ortsnetztransformator auch in hoher zeitlicher Auflösung durch neuronale Netze ausreichend genau abgebildet werden können, wenn Netzinformationen im Eingangsvektor mitberücksichtigt werden. Hinsichtlich der Generierung von PM für unbeobachtete Haushalte stellt sich heraus, dass die Gleichverteilung der aufzuteilenden Leistung die besten Ergebnisse liefert. Dieses Ergebnis ist speziell den Anforderungen realer Niederspannungsnetze geschuldet. Bezüglich der PM-Generierung für unbeobachtete PV-Anlagen zeigt sich, dass die fehlende Information über den Phasenanschluss für Anlagen mit geringer Leistung zu einem erheblichen Teil den beobachtbaren Fehler der Zustandsschätzung bedingt.

Die erzielten Ergebnisse zeigen weiterhin, dass insbesondere das Training von neuronalen Netzen und die Anwendung der so trainierten Netze auf „unbekannten“ Niederspannungsnetzen große Sensibilität für Themen der Datenverfügbarkeit und Datenzuverlässigkeit bedürfen.