

Monitoring in der Mittelspannungsebene mit künstlichen neuronalen Netzen – Eine Validierung der Methodik auf Basis von gemessenen Ortsnetzstationen

Marcel Dipp¹, Jan-Hendrik Menke¹, Sebastian Wende - von Berg^{1,2},
Andrea Maurus³, Tobias Kerber⁴, Martin Braun^{1,2}

¹ Universität Kassel, Fachgebiet Energiemanagement und Betrieb elektrischer Netze, Wilhelmshöher Allee 71-73, D-34121 Kassel, +49 561 8046432, marcel.dipp@uni-kassel.de

² Fraunhofer IEE, Bereich Netzplanung und Netzbetrieb, Königstor 59, D-34121 Kassel

³ AllgäuNetz GmbH & Co. KG, Netzplanung, Illerstraße 18, D-87435 Kempten

⁴ LEW Verteilnetz GmbH, Assetmanagement HS/MS, Schälzlerstraße 3, D-86150 Augsburg

Diese Veröffentlichung basiert auf Erkenntnissen aus dem Forschungsprojekt Netzbetreiberübergreifendes Blindleistungsmanagement in Verteilnetzen (RPC2), welches durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie gefördert wird (Förderkennzeichen: 0350003C). Die Verantwortung für die Inhalte liegt bei den Autoren.

Gefördert durch:



aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

Kurzfassung:

Mittelspannungsnetze verfügen aufgrund ihrer historisch bedingten Auslegung über eine geringe Anzahl an Messeinrichtungen. Systemgrößen wie Leitungsstrom, Spannungsbetrag, Wirk-, und Blindleistung werden an den HS/MS-Umspannstationen sowie an vereinzelt MS/NS-Ortsnetzstationen erfasst. Mit Ausnahme der gemessenen Werte ist der Zustand des Stromnetzes unbekannt. In Kombination mit dem voranschreitenden Ausbau dezentraler Erzeugungsanlagen führt dieser Umstand dazu, dass eine vollständige Identifikation und Lokalisierung von Grenzwertverletzungen nicht gewährleistet werden kann. Um der Forderung nach Sichtbarkeit und Transparenz in der Mittelspannungsebene zu begegnen, arbeiten wir an einer Methodik [1], die elektrische Variablen mittels künstlicher neuronaler Netze (KNN) schätzt. Dieser Beitrag fokussiert eine Validierung der Methodik, wobei elektrische Variablen eines realen Mittelspannungsnetzes des Verteilnetzbetreibers LEW Verteilnetz GmbH geschätzt werden. Für den historischen Testzeitraum vom 01.01.2017 bis 01.05.2017 findet ein Vergleich zwischen den Schätzungen des Monitorings und realer Messzeitreihen von MS/NS-Ortsnetzstationen statt. Die Ergebnisse der Validierung zeigen, dass das Monitoring-Verfahren in der Lage ist, elektrische Variablen für den überwiegenden Teil des Testzeitraums bei niedriger Abweichung von den historischen Messwerten zu schätzen.

Keywords: Mittelspannungsebene, Künstliche Neuronale Netze, Monitoring, Zeitreihen

1 Einleitung

Durch den stetigen Zubau dezentraler Erzeugungsanlagen (DEA) und der künftigen Elektrifizierung des Verkehrssektors befindet sich das deutsche Stromnetz in einer Phase der

Transformation. Bei fortschreitender Erhöhung der eingespeisten Leistung durch DEA und dem Zubau von Ladesäulen für E-Kfz reichen lokal konzentrierte geringe Leistungsmengen aus, um technische Randbedingungen zu verletzen. Dieser Wandel trifft die Mittelspannungsebene im besonderen Maße [4]. Aufgrund der historisch gewachsenen Struktur existieren in Mittelspannungsnetzen nur wenige Messeinrichtungen, die sicherheitsrelevante Variablen erfassen. In der Regel sind nur die HS/MS-Umspannstationen vollständig ausgemessen. Weitere Messungen finden sich vereinzelt an MS/NS-Ortsnetzstationen. Der aktuelle Zustand über sicherheitsrelevante Systemgrößen ist mit Ausnahme der wenigen verfügbaren Messwerte unbekannt. Dieser Umstand führt dazu, dass mögliche Unter- oder Überschreitungen des zulässigen Spannungsbandes sowie Betriebsmittelüberlastungen durch unzulässig hohe Ströme nicht detektiert werden können. Wir verwenden ein Monitoring Verfahren auf Basis von KNN, um die fehlende Sichtbarkeit von elektrischen Variablen innerhalb der Mittelspannungsebene herzustellen. Umfassende Vorarbeiten zu diesem Verfahren haben gezeigt, dass KNN in der Lage sind, Netzzustände bei geringem Schätzfehler abzubilden [1]. Diese Untersuchungsstudie nimmt eine Teilvalidierung vor. Dafür wurden die Methoden aus [1] auf ein reales Stromnetz angewendet. Anschließend dienen die realen historischen Zeitreihen der MS/NS-Ortsnetzstationen für einen Vergleich mit den Schätzergebnissen des Monitoring Verfahrens auf Basis von KNN.

2 Mittelspannungsnetz

Das untersuchte Netzgebiet aus Abbildung 1 wurde für die Validierung herangezogen. Das 20 kV-Mittelspannungsnetz wird radial betrieben und ist über einen HS/MS-Transformator an die übergeordnete 110 kV-Ebene angeschlossen. Alle sieben MS-Leitungsabgänge des Netzgebietes sind mit einer MS-Sammelschiene verbunden, womit eine Berücksichtigung verschiedener Schalterstellungen am HS/MS-Umspannwerk nicht erforderlich ist. Im Stromnetz befindet sich eine MS/NS-Ortsnetzstation, bei der MS-seitig elektrische Variablen gemessen werden. An den Netzknoten sind insgesamt 111 Lasten angeschlossen, die sich in Industriekunden und aggregierte Niederspannungsverbraucher gliedern. Weiterhin befinden

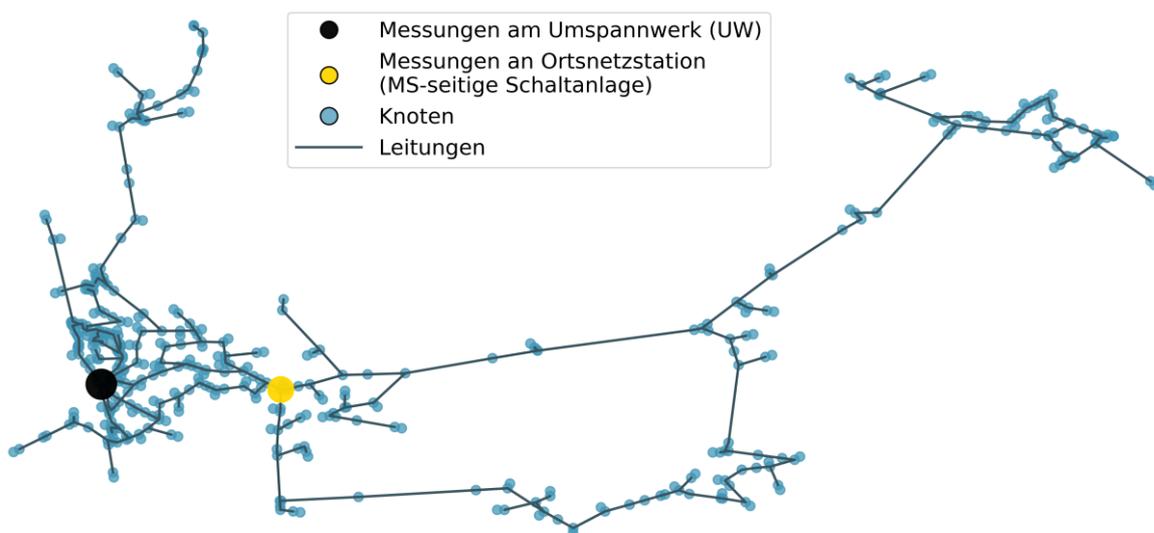


Abbildung 1: Untersuchtes Netzgebiet – Radialnetz mit sieben Leitungsabgängen von der MS-Sammelschiene

sich dezentrale Erzeugungsanlagen mit einer Anschlussleistung von ~19.5 MW im untersuchten Netzgebiet. Sie unterteilen sich in Biogas-, Wasserkraft-, Photovoltaikanlagen mit Anschluss an die Mittelspannungsebene, und aggregierte Photovoltaikanlagen aus der Niederspannungsebene.

2.1 Messzeitreihen des HS/MS-Umspannwerks und gemessener ONS

Zur Simulation dienen reale stündliche Messzeitreihen im Untersuchungszeitraum vom 01.01.2017 bis 01.05.2017. Es existieren Messverläufe der Stromstärke I, der Spannung U, und dem Wirkleistungsfluss P der sieben MS-Sammelschienenabgänge. Am HS/MS-Transformator wird zusätzlich die Blindleistung Q gemessen. Das Umspannwerk verfügt in Summe über $m_{\text{Trafo}_{I,V,P,Q}} + m_{\text{Abgang}_{I,V,P,1-7}} = 4 + 21 = 25$ Messwerte. Abbildung 2 zeigt exemplarisch die Messzeitreihen der Abgangsmessungen aller MS-Sammelschienen und des HS/MS-Transformators (MS-seitig) für die ersten vier Tage des Jahres 2017. Ein zeitlicher Verlauf der Messwerte der MS/NS-Ortsnetzstation ist in Abbildung 3 ersichtlich. Hierbei handelt es sich um eine Station, die MS-seitig eine Mittelspannungsschaltanlage mit Messeinrichtungen enthält. Neben den Spannungen werden Strom-, Wirkleistungs-, und Blindleistungsflüsse erfasst, die an der MS/NS-Ortsnetzstation vorbeifließen.

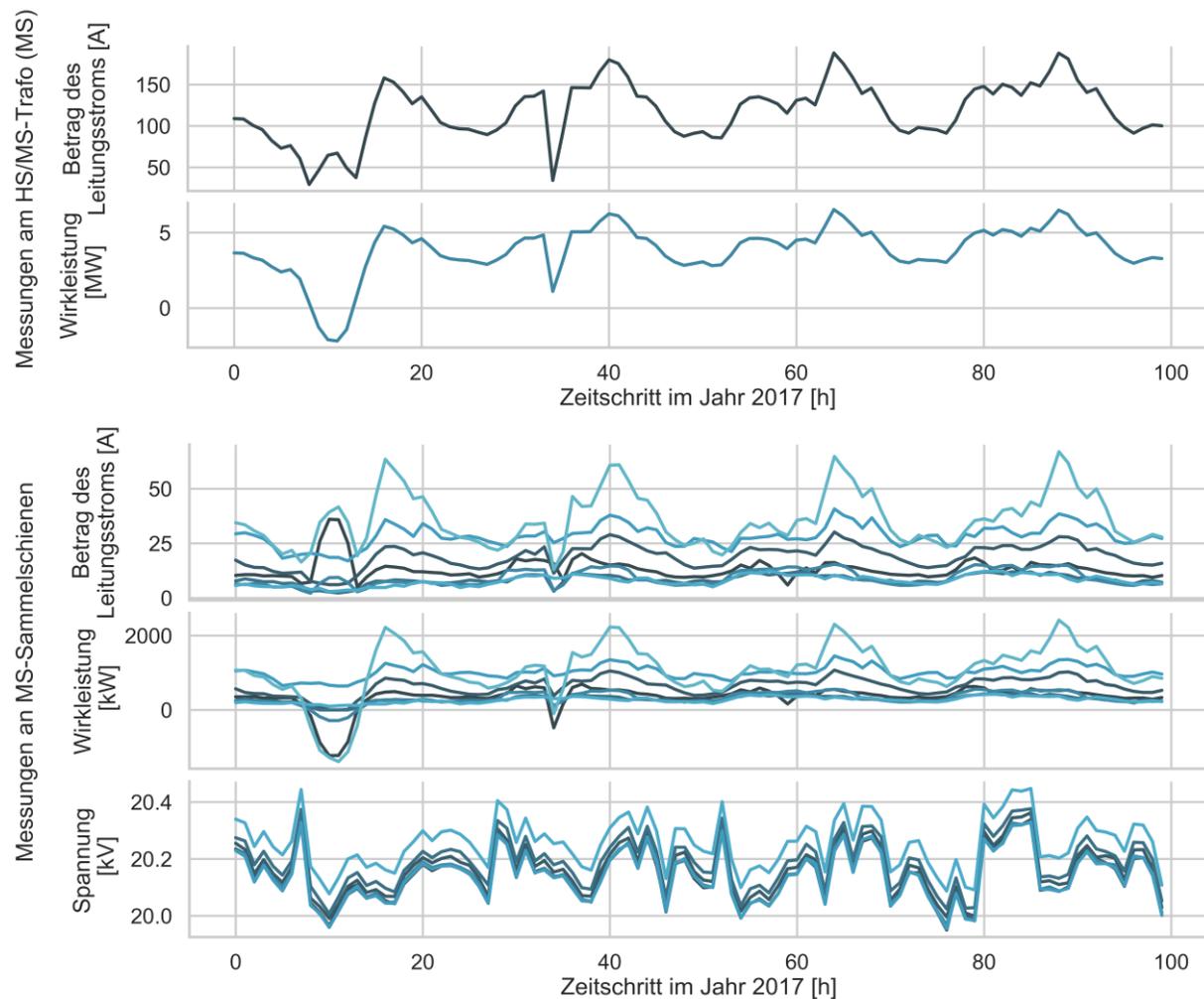


Abbildung 2: Exemplarische Messungen elektrischer Variablen des HS/MS-Transformators (MS-seitig) und den MS-Sammelschienenabgängen

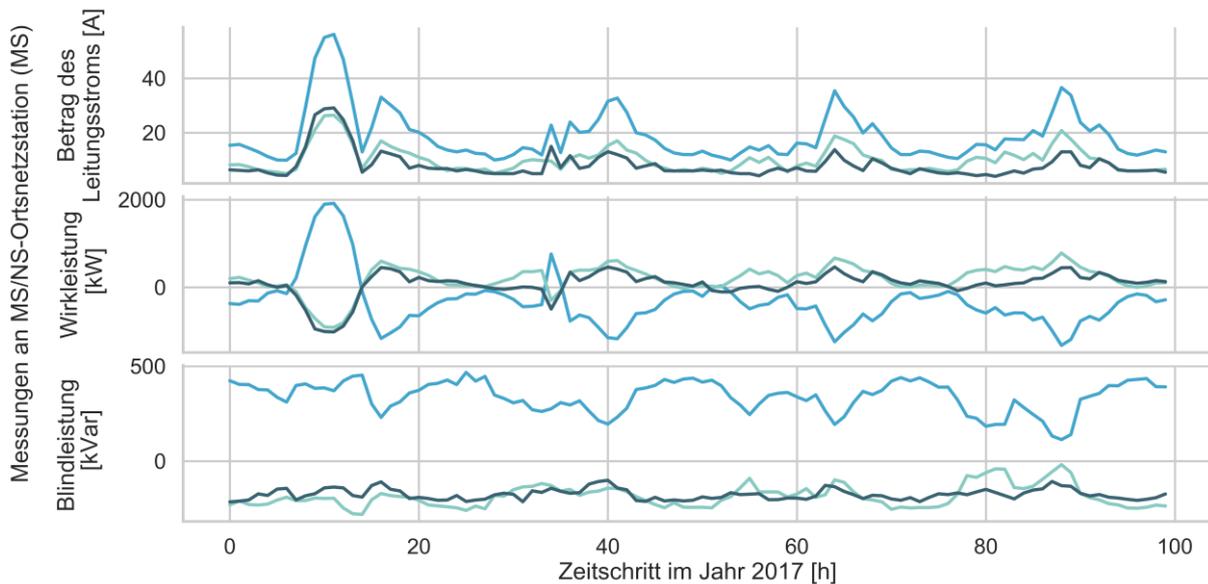


Abbildung 3: Exemplarische Messungen elektrischer Variablen der MS/NS-Ortsnetzstation (MS-seitige Schaltanlage)

3 Grundlagen des KNN-Monitoring Verfahrens

Die grundlegende Methodik des Monitorings mittels KNN ist in zwei übergeordnete Bereiche unterteilt. In der Vorbereitungsphase wird eine möglichst hohe Anzahl an Netzzuständen mithilfe des Netzberechnungstools pandapower [3] erzeugt. Dabei werden Leistungsflussrechnungen auf Basis von Zeitreihen, unter Berücksichtigung der topologischen Netzdaten, sowie dem Typ und der Position von Messeinrichtungen, durchgeführt. Für jeden berechneten Zeitschritt werden die Ergebnisse gespeichert. Anschließend werden die KNNs mittels der erzeugten Daten trainiert und somit in die Lage versetzt, Ausgangsvariablen als Approximationsfunktionen einer geringen Anzahl von Eingangswerten zu beschreiben. In der Betriebsphase schätzen die KNNs mithilfe der Messungen in Echtzeit die elektrischen Zustandsgrößen wie Spannungsbetrag U_k , Wirkleistung P_i , Blindleistung Q_i und Leitungsstrom I_i für alle Netzknoten k , sowie für alle Leitungen i . Weiterhin können Schalterstellungen und Positionen des Transformatorstufenschalters als Eingangsvariablen berücksichtigt werden. Das Schema der Methodik ist in Abbildung 4 aufgezeigt.

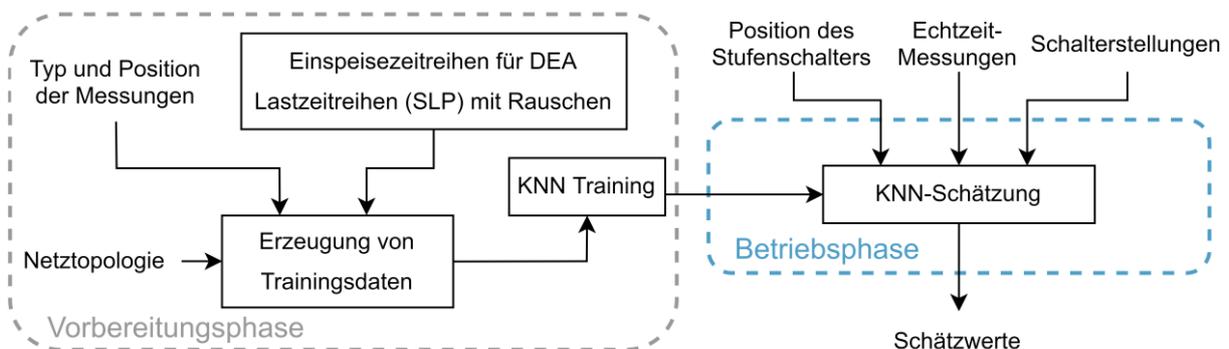


Abbildung 4: Schema des KNN-Monitorings mit der Vorbereitungsphase (links) und der Betriebsphase (rechts)

4 Methodik und Vorgehensweise

Die Vorgehensweise zur Validierung der Methodik lässt sich in drei Schritten zusammenfassen. Zuerst wird das in Abbildung 4 aufgezeigte Schema durchlaufen. Hierbei werden in der Vorbereitungsphase alle 25 Messstellen des HS/MS-Umspannwerks einbezogen. Die Messungen der MS/NS-Ortsnetzstation bleiben unberücksichtigt. Eine detaillierte Beschreibung zur Erzeugung von Trainingsdaten wird in den nächsten Abschnitten aufgezeigt. Im zweiten Schritt schätzen die KNN während der Betriebsphase die elektrischen Variablen aller Knoten k und Leitungen i des gesamten Netzgebiets. Dabei dienen die realen Messwerte der Zeitreihen des HS/MS-Umspannwerks als Eingangswerte für die KNN im Testzeitraum vom 01.01.2017 bis 01.05.2017. In Folge werden vom KNN auch Schätzwerte für die elektrischen Variablen der MS/NS-Ortsnetzstation ausgegeben. Im letzten Schritt erfolgt ein Vergleich zwischen den Schätzergebnisse der KNN mit den realen Messreihen der MS/NS-Ortsnetzstation für jeden stündlichen Wert. Ein KNN zur Schätzung der Blindleistung Q wird nicht berücksichtigt, da in den historischen Messdaten noch keine Blindleistungsmessungen erfasst wurden.

4.1 Einspeise- und Lastzeitreihen

Für die Erstellung eines Trainingssets auf Basis von Leistungsflussergebnissen müssen geeignete Zeitreihen aller dezentralen Erzeugungsanlagen sowie der im Netzgebiet vorhandenen Lasten generiert werden. Einspeisezeitreihen für Photovoltaikanlagen wurden über eine Python Schnittstelle zur Onlineplattform renewables.ninja [2] erzeugt. Diese kann durch Simulationen auf Basis von historischen Satellitenbeobachtungen und Reanalysen entsprechende Zeitreihen für Windkraft- und Photovoltaikanlagen bereitstellen. Die obere Graphik in Abbildung 5 zeigt den Verlauf, für eine der Nennleistung entsprechend skalierten Photovoltaikanlage, für drei Tage im Jahr 2016. Weiterhin wurde für Wasserkraftanlagen eine Skalierung von 100% angenommen. Die Biogasanlagen konnten mittels realer Messzeitreihen skaliert werden, wobei zu berücksichtigen ist, dass nur für einige Biogasanlagen entsprechende Einspeisezeitreihen vorlagen.

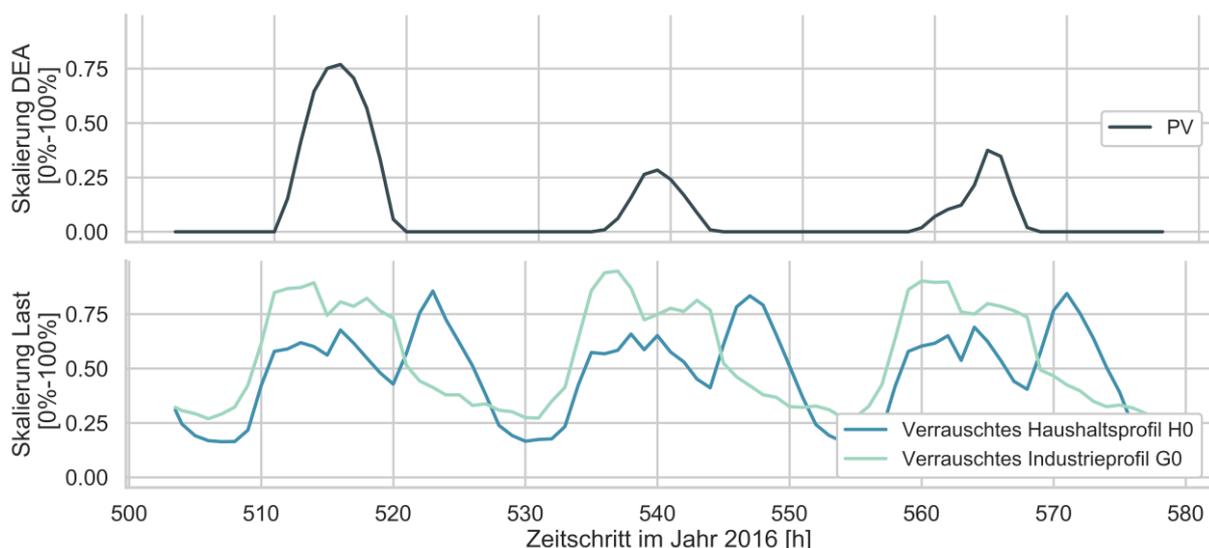


Abbildung 5: Beispielhafte Skalierungsverläufe von PV-Einspeisung und verrauschte H0/G0 Profile

Bei der Skalierung der Lasten (Abbildung 5 unten) wurde eine Unterteilung in Standardlastprofile [7] für Gewerbe (SLP-G0) und Standardlastprofile für Haushalte (SLP-H0) vorgenommen. Durch eine Gewichtung mit gleichverteiltem Rauschen einzelner Verbraucher soll individuelles Lastverhalten berücksichtigt werden. Zudem wurden Simulationen mit normalverteiltem Rauschen vorgenommen. Hierbei zeigten sich vergleichbare Ergebnisse. Weiterhin konnten für das untersuchte Netzgebiet reale Lastzeitreihen angeschlossener Industriekunden berücksichtigt werden.

4.2 Erzeugung von Trainingsdaten

Der gewählte Trainingszeitraum in stündlicher Auflösung erstreckt sich über die 8784 Zeitschritte des Jahres 2016. Die Netzstruktur, sowie Platzierung, Typ, und Messrauschen aller Messgeräte werden in pandapower abgebildet. Für die Spannungsmessungen wurde eine Genauigkeitsklasse von 0.5 angenommen. Dabei beträgt die Standardabweichung $\sigma = 0.167\%$. Strommessungen werden mit $\sigma = 0.5\%$, und Leistungsmessungen mit $\sigma = 2/3\%$ abgebildet. Die folgenden Punkte werden als iterativer Prozess ausgeführt, bis jeder Zeitschritt des Trainingssets durchlaufen ist:

1. Skalierung der Last- und Erzeugungsanlagen für jeden Zeitschritt entsprechend der Zeitreihen
2. Leistungsflussberechnung für den derzeitigen Zustand
3. Speichern der Ergebnisse P, Q, V, I, und der zugehörigen Messwerte

4.3 KNN Training und Hyperparameter

Die in der Untersuchungsstudie verwendeten KNN mit Basisarchitektur „multilayer perceptron“ (MLP) [5] werden unter Verwendung der Open-Source-Programmbibliothek PyTorch [6] erstellt. Sie verfügen über zwei Hidden Layer, deren Größe der zweifachen Anzahl an Ausgangsparametern entspricht. Als Aktivierungsfunktion der Hidden Layer wird die Rectified

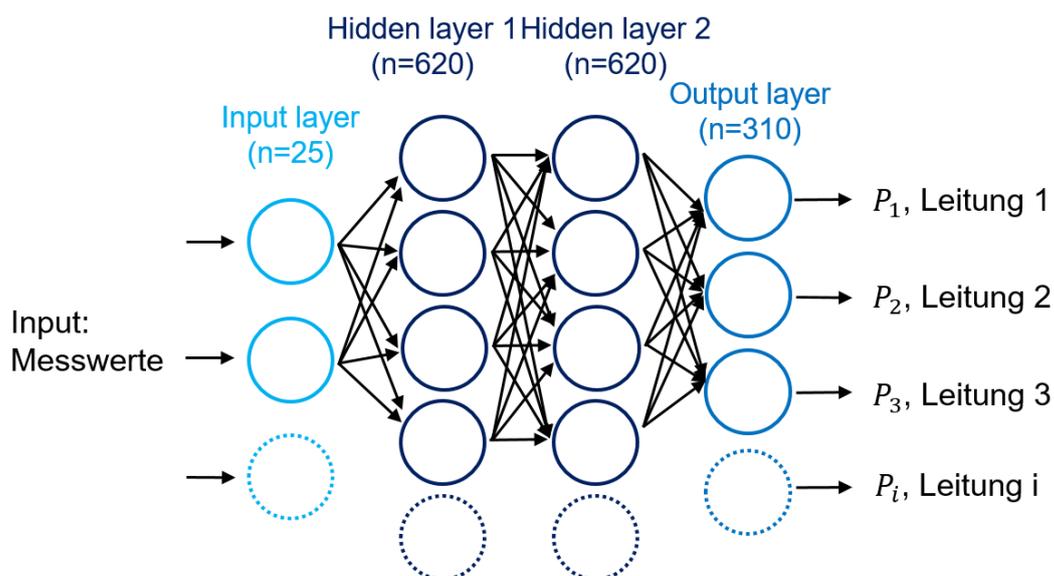


Abbildung 6: Schema eines KNN (Multilayer Perceptron) zur Schätzung der Leistungsflüsse

Linear Unit (ReLU) Funktion verwendet. Der letzte Layer besitzt eine lineare Aktivierungsfunktion. Die KNN werden über 500 Epochen mit einer Batch-Größe von 64 unter Verwendung des Adam Optimierers trainiert.

5 Ergebnisse der Simulation

Im Folgenden sind die Schätzergebnisse der KNN zusammen mit der historischen Zeitreihe für die gemessene elektrische Variable aufgetragen. Diese wurde in Richtung des Umspannwerks von der MS-seitigen Schaltanlage der MS/NS-Ortsnetzstation gemessen. Es werden die Variablen Wirkleistungsfluss P , Leitungsstrom I , und Spannung U abgebildet. Hierbei sind jeweils die Zeitverläufe der ersten 72 Stunden, sowie die individuellen Schätz- und Messwerte der ersten zwei Wochen des Testjahres dargestellt. Die in den Boxplots quantifizierten Fehler bilden den gesamten Testzeitraum vom 01.01.2017 bis 01.05.2017 ab. Die relativen Fehler beziehen sich bei Schätzungen des Leitungsstrom I auf den maximal zulässigen Leitungsstrom $I_{\max, \text{Leitung}}$ und für den Wirkleistungsfluss P auf die maximal umgesetzte Wirkleistungsmessung im Testzeitraum. Der prozentuale Fehler der Spannungsschätzung bezieht sich auf die Referenzspannung $U_{\text{ref}} = 20 \text{ kV}$. Der in Abbildung 7 aufgezeigte zeitliche Verlauf der Wirkleistung besitzt einen mittleren Fehler von 105.3 kW (3.62 % bezogen auf P_{\max}). Obwohl Mess- und Schätzergebnisse größtenteils nah beieinander liegen, ergeben sich für ausgewählte Zeitpunkte, wie in den Zeitschritten zwischen 150 h - 160 h, hohe absolute Fehler ($> 400 \text{ kW}$). Für diese Art von Netzzuständen wird der reale Wirkleistungsfluss P durch das KNN unzureichend approximiert. Die treibenden Faktoren für diese Abweichungen stellen unbekannte Last- und Einspeiseverhalten dar, die durch das verwendete Trainingsset nicht abgebildet werden. Die eingesetzten Standardlastprofile decken die spezifischen Lastgänge einzelner Zustände unzureichend ab. In Abbildung 8 ist der Mess- und Schätzverlauf für den Leitungsstrom I aufgetragen. Über den gesamten

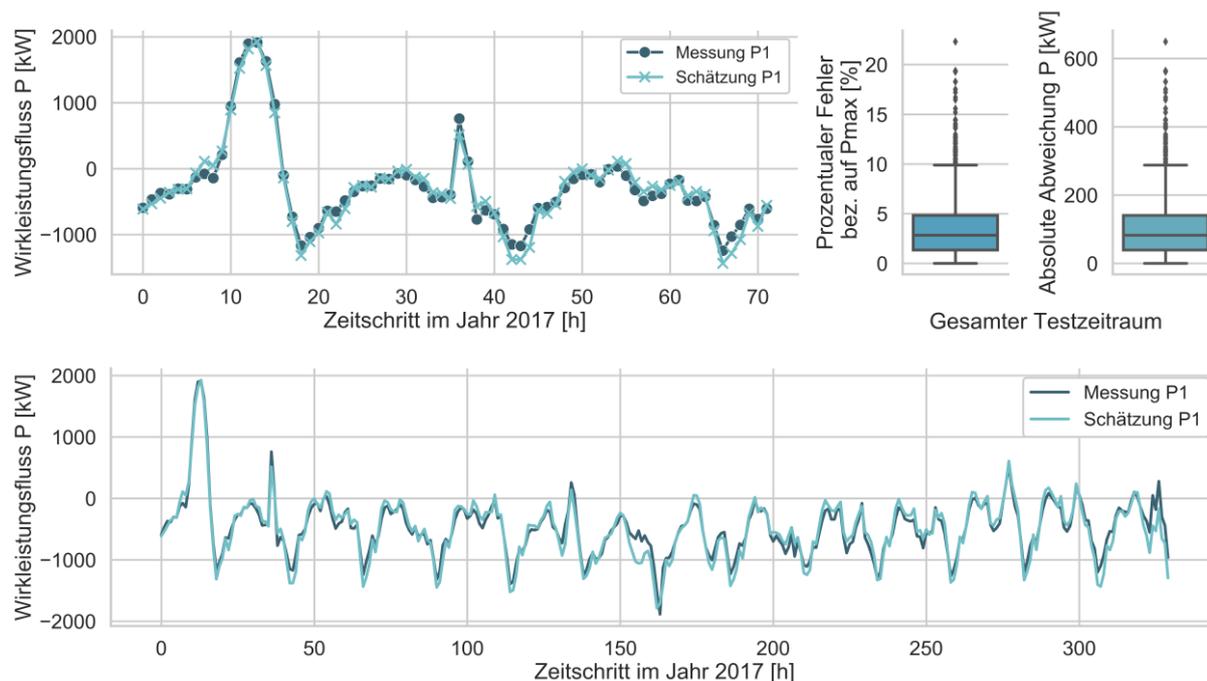


Abbildung 7: Schätz- und Messverlauf für den Wirkleistungsfluss P an der MS/NS-Ortsnetzstation (MS-seitige Schaltanlage)

Testzeitraum ergibt sich für I ein mittlerer absoluter Fehler von 2.18 A (0.68 % bezogen auf $I_{\max,Leitung} = 0.318 \text{ kA}$). Abbildung 9 zeigt die Ergebnisse für den Vergleich der Spannungswerte. Hierbei ergab sich ein mittlerer relativer Fehler von 0.56 % bezogen auf U_{ref} . Der Mittelwert des absoluten Fehlers beträgt 0.112 kV.

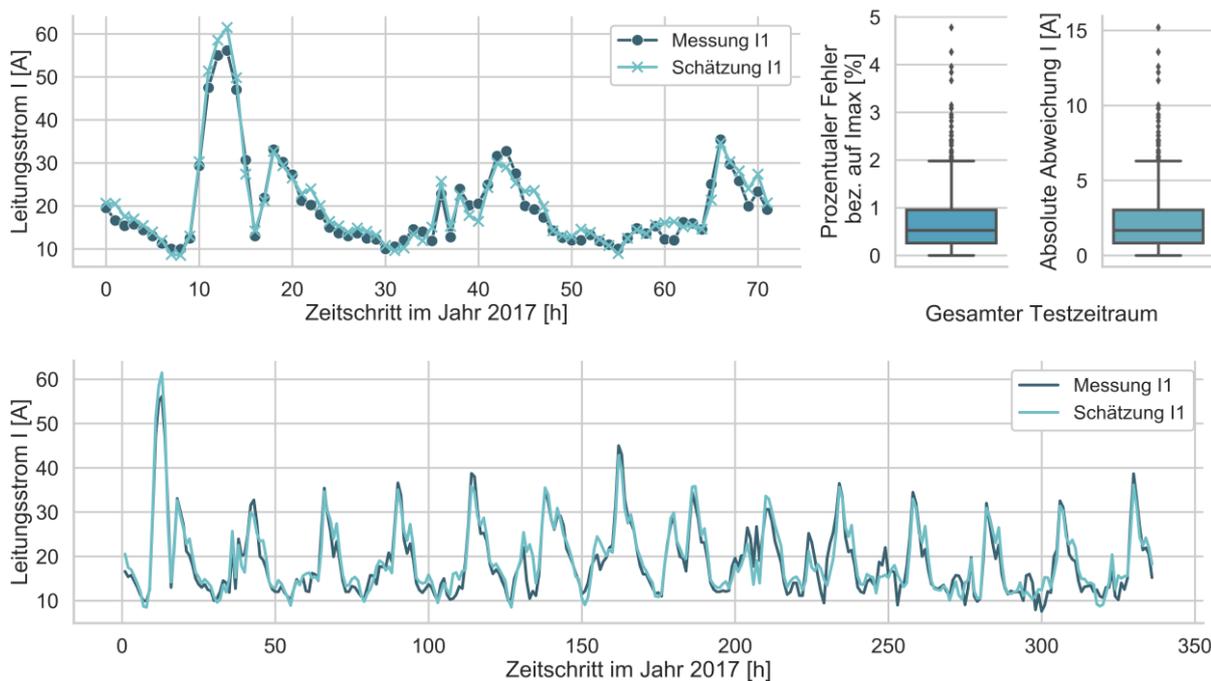


Abbildung 8: Schätz- und Messverlauf für den Leitungsstrom I an der MS/NS-Ortsnetzstation (MS-seitige Schaltanlage)

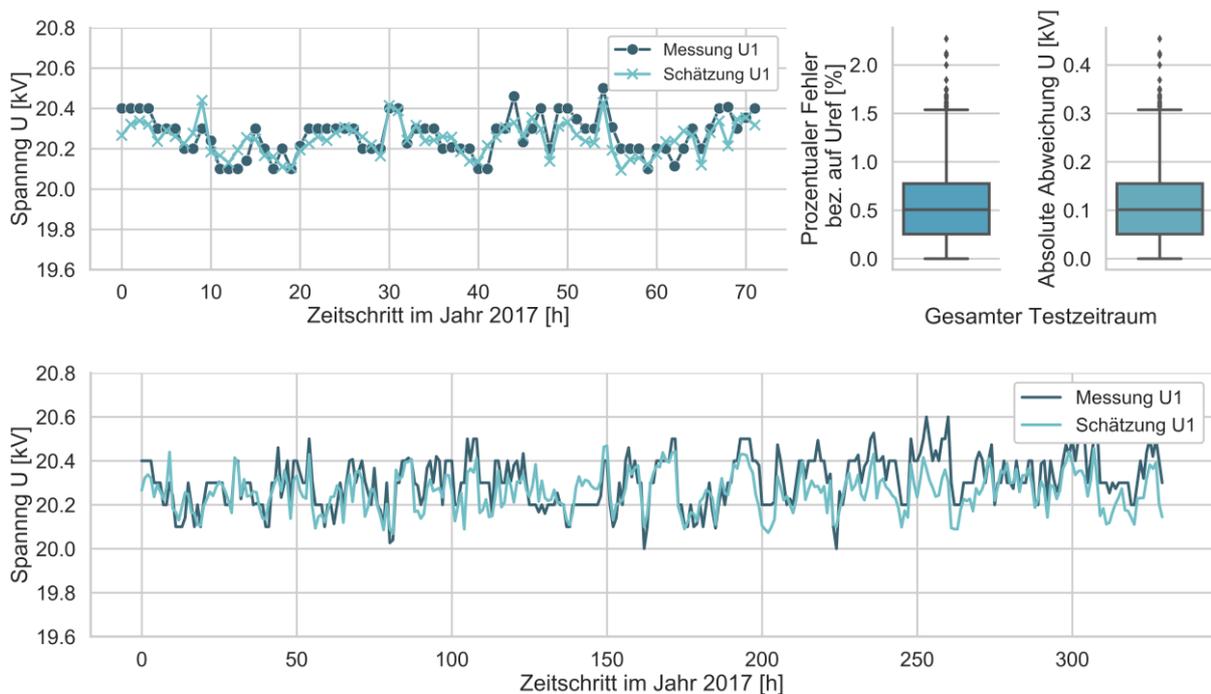


Abbildung 9: Schätz- und Messverlauf für die Knotenspannung U an der MS/NS-Ortsnetzstation (MS-seitige Schaltanlage)

6 Zusammenfassung und Ausblick

In der Untersuchungsstudie konnte eine Teilvalidierung des Monitoring Verfahrens von Mittelspannungsnetzen mittels KNN vorgenommen werden. Zu diesem Zweck wurden KNN auf Basis von Einspeise- und Lastzeitreihen trainiert, um elektrische Variablen im gesamten Stromnetz zu schätzen. Anschließend hat ein Vergleich zwischen den geschätzten Werten mit den historischen Messreihen stattgefunden. Hierbei wurden als Eingangsparameter ausschließlich die Messreihen der HS/MS-Umspannstation verwendet. Es wurde gezeigt, dass die Schätzungen der elektrischen Variablen Leitungsstrom I , Wirkleistungsfluss P , und Spannung U im überwiegenden Teil des Testzeitraums mit geringer Abweichung zu den realen Messreihen möglich ist. Die Methodik eignet sich vor allem für Mittelspannungsnetze mit einer hohen Durchdringung von dezentralen Erzeugungsanlagen, um eine Abschätzung von elektrischen Variablen zu erhalten, die sich bei geringer Messstellendichte nicht detektieren lassen.

An einigen Zeitschritten im Testzeitraum traten hohe Schätzfehler auf, die auf Netzzustände zurückzuführen sind, die während des Trainingsprozesses nicht berücksichtigt wurden. So muss bei der Erstellung geeigneter Trainingsdaten eine möglichst präzise Abbildung von Industrielasten und dezentraler Erzeugungsanlagen anhand ihrer individuellen Zeitreihen erfolgen. Obwohl die MS-seitig gemessenen Schaltanlagen der MS/NS-Ortsnetzstationen nur einen Ausschnitt des gesamten Mittelspannungsnetzes repräsentieren, so bilden die geschätzten Messwerte einen Indikator für die zu erwartende Schätzgüte im untersuchten Mittelspannungsnetz.

7 Literaturverzeichnis

- [1] Menke, Jan-Hendrik; Bornhorst, Nils; Braun, Martin: Distribution System Monitoring for Smart Power Grids with Distributed Generation Using Artificial Neural Networks. International Journal of Electrical Power and Energy, 113:472-480, December 2019.
- [2] Staffell, Iain; Pfenninger, Stefan: Using bias-corrected reanalysis to simulate current and future wind power output. Energy, 114:1224-1239, 2016.
- [3] Thurner, L.; Scheidler, A.; Schäfer, F.; Menke, J.; Dollichon, J.; Meier, F.; Meinecke, S.; Braun, M.: pandapower - An Open-Source Python Tool for Convenient Modeling, Analysis, and Optimization of Electric Power Systems. IEEE Transactions on Power Systems, 33(6):6510-6521, Nov 2018.
- [4] Deutsche-Energie-Agentur: dena Verteilnetzstudie. Ausbau- und Innovationsbedarf der Stromverteilnetze in Deutschland bis 2030, December 2013.
- [5] Buduma, Nikhil; Locascio, Nicholas: Fundamentals of Deep Learning: Designing Next-Generation Machine Intelligence Algorithms. O`Reilly Media, Inc., 1st edition, 2017.
- [6] Paszke, Adam; Gross, Sam; Chintala, Soumith; Chanan, Gregory; Yang, Edward; DeVito, Zachary; Lin, Zeming; Desmaison, Alban; Antiga, Luca; Lerer, Adam: Automatic differentiation in PyTorch. In: NIPS-W. 2017.
- [7] BDEW Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e.V.: 2019. (www.bdew.de, aufgerufen am 22.12.2019).