

Exposé

Parameterüberprüfung in Niederspannungsnetzen mithilfe von Smartmeter-Daten

Bearbeiter: Matthias Bodensteiner
22997864

Betreuer: Timon Conrad

Abgabedatum: 24.06.2025



Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung.....	1
2	Forschungsfrage und Forschungsziel.....	2
3	Forschungsstand.....	3
4	Konzept.....	4
5	Gliederung.....	6
6	Zeitplan.....	7
	Literaturverzeichnis.....	8

1 Einleitung

Die Digitalisierung und Dezentralisierung der Energieversorgung führen zu tiefgreifenden Veränderungen im Betrieb elektrischer Verteilnetze. Durch die zunehmende Einspeisung erneuerbarer Energien, die Elektrifizierung des Verkehrs sowie den Einsatz von Batteriespeichern und Wärmepumpen entstehen neue Herausforderungen für Netzbetreiber. Die ursprünglich passiv ausgelegten Netze müssen zunehmend aktiv überwacht und geregelt werden, um Spannungshaltung, Versorgungssicherheit und effizienten Ressourceneinsatz zu gewährleisten.

Ein zentrales Element dieser Entwicklung ist der Zugang zu detaillierten Betriebsdaten. Moderne Messsysteme, insbesondere auf der Niederspannungsebene, ermöglichen erstmals eine kontinuierliche Erfassung elektrischer Größen wie Spannung, Strom sowie Wirk- und Blindleistung an zahlreichen Netzknoten. Diese Daten bilden die Grundlage für neue Konzepte der Netzzustandsschätzung, -analyse und -regelung.

Gleichzeitig zeigt sich in der Praxis, dass viele Netzdaten nur lückenhaft digitalisiert oder mit Unsicherheiten behaftet sind, insbesondere technische Leitungsparameter wie der ohmsche Widerstand oder die Reaktanz einzelner Netzabschnitte. Daraus ergibt sich die Frage, inwieweit solche Informationen aus vorhandenen Betriebsdaten abgeleitet oder geschätzt werden können. Die vorliegende Arbeit greift diesen Aspekt auf und beschäftigt sich mit der datenbasierten Rekonstruktion elektrischer Leitungsparameter auf Grundlage öffentlich zugänglicher Netzmodelle.

2 Forschungsfrage und Forschungsziel

Kernfrage dieser Arbeit ist: In welchem Maß lassen sich die Leitungsparameter R und X in elektrischen Verteilnetzen aus Knotenmessdaten rekonstruieren, und wie robust ist dieses Verfahren gegenüber Netztopologie, Messgenauigkeit und Skalierungsanforderungen?

Ziel dieser Arbeit ist es, die Möglichkeiten und Grenzen der datenbasierten Schätzung von Leitungsparametern in elektrischen Verteilnetzen systematisch zu analysieren. Im Mittelpunkt steht dabei die praktische Umsetzung eines linearen Regressionsverfahrens, mit dem die elektrischen Kenngrößen R und X einer Leitung aus vorhandenen Knotenmessdaten (Spannung, Wirkleistung, Blindleistung) geschätzt werden sollen. Die Methode wird auf Basis öffentlich zugänglicher SimBench-Daten entwickelt und zunächst anhand eines IEEE 5-Bus Netzes validiert, das eine kontrollierte Bewertung der Schätzgenauigkeit unter idealisierten Bedingungen ermöglicht. In einem zweiten Schritt soll untersucht werden, inwieweit sich das Verfahren auf größere und realitätsnähere Netzmodelle übertragen lässt. Dabei wird insbesondere die Robustheit der Methode gegenüber unterschiedlichen Netztopologien, eingeschränkter Messgenauigkeit und wachsender Netzgröße im Hinblick auf Schätzqualität und Rechenaufwand evaluiert. Damit soll die Anwendbarkeit der Methode auch unter realitätsnahen Rahmenbedingungen bewertet werden.

3 Forschungsstand

Um dieses Problem zu lösen, gibt es verschiedene algorithmische Ansätze. Bei den Methoden werden Spannungs-, Wirk- und Blindleistungsmesswerte von intelligenten Smart Metern benutzt und mithilfe dieser Daten Regressionsmodelle oder neuronale Netze zur Schätzung der Parameter eingesetzt.

Ein klassischer Ansatz basiert auf numerischen Verfahren, bei denen zunächst eine lineare Regression zur groben Schätzung von Netzstruktur und Leitungsparametern erfolgt. Darauf aufbauend wird eine erweiterte Newton-Raphson-Iteration genutzt, um sowohl die Parameter R und X als auch die Netztopologie iterativ zu optimieren. Die Methode wird im Mittelspannungsbereich evaluiert, sodass eine direkte Übertragbarkeit auf Niederspannungsnetze nicht gegeben ist. [1]

Eine weitere Methode verfolgt optimierungsbasierte Ansätze. Hier wird eine Kostenfunktion aus nichtlinearen Gleichungen definiert und mithilfe von Partikelschwarm-Optimierung minimiert. Allerdings wurden dabei reale Messwerte eines einzelnen Netzes verwendet. Somit kann kein allgemein gültiger Ansatz für andere Netztopologien aufgestellt werden. [2]

Ein dritter Forschungszweig nutzt neuronale Netze zur Ermittlung der Parameter. Hierbei werden anfänglich Parameter des Netzes geschätzt, mithilfe des neuronalen Netzes optimiert und abschließend mit den realen Parametern verglichen. Diese Methode berücksichtigt Messungenauigkeiten, wird allerdings nur auf der Mittelspannungsebene in IEEE-13 und IEEE-17 Bus Netzen validiert und kann somit nicht auf die Niederspannungsebene übertragen werden. [3]

Ein praxistauglicher Ansatz ist die Verwendung eines linearen Regressionsmodell, das auf einer linearen Näherung des Spannungsabfalls entlang einer Leitung basiert. Die Methode zeigt gute Ergebnisse sowohl für Mittel- als auch für Niederspannungsnetze und erlaubt die Berücksichtigung von Messungenauigkeiten. Dieser Ansatz soll in dieser Arbeit weiterverfolgt werden. [4]

Im Unterschied zu den meisten genannten Studien stützt sich die vorliegende Arbeit auf eine öffentlich verfügbare Datenbasis, welche typische Netztopologien der Niederspannungsebene abbildet. Dadurch wird sowohl die Reproduzierbarkeit als auch die Relevanz für reale Anwendungsfälle erhöht.

4 Konzept

Wie schon erwähnt, wird für die Umsetzung der verfolgten Methodik, auf die öffentlich verfügbare SimBench-Datenbank zurückgegriffen. [5]

SimBench stellt synthetisch generierte, jedoch realitätsnahe Netzmodelle bereit, die sowohl Struktur- als auch Zeitreihendaten elektrischer Verteilnetze enthalten. Die Netze weisen hinsichtlich Größe, Spannungsebene, Urbanisierungsgrad und Zukunftsszenarien Unterschiede auf, was eine skalierbare und vielseitige Analyse ermöglicht. Im Rahmen der initialen Validierung der Simulation werden zunächst einzelne Niederspannungsnetze aus der Datenbank ausgewählt. Sie liefern Informationen über Leitungslängen, Knotenpositionen sowie Messwerte wie Spannung, Wirk- und Blindleistung an jedem Netzknoten über verschiedene Zeitpunkte.

Im ersten Schritt werden aus den bereitgestellten CSV-Dateien die strukturellen Netzdaten extrahiert. Dazu zählen die Knotenliste, sowie die zeitlich aufgelösten Messwerte für Spannung, Wirkleistung und Blindleistung. Diese Daten werden mithilfe eines Python-Skripts eingelesen, verknüpft und pro Leitung für alle Zeitschritte aufbereitet. Aus den Knotenmesswerten wird anschließend der Spannungsabfall entlang jeder Leitung berechnet, welcher als Eingangswert für das Regressionsmodell dient. Dieses Modell basiert auf einer linearen Näherung des Spannungsabfalls in Abhängigkeit von Widerstand R und Reaktanz X . Ziel ist es, aus den zeitlich aufgelösten Messgrößen eine möglichst präzise Schätzung der Leitungsparameter durchzuführen. Zur Validierung wird die Methode zunächst auf ein kleines, standardisiertes IEEE 5-Bus-Netz angewendet, um das grundsätzliche Funktionsprinzip unter idealisierten Bedingungen zu überprüfen. Anschließend wird das Verfahren auf größere und komplexere Niederspannungsnetze aus SimBench übertragen, um dessen Skalierbarkeit und Robustheit unter realitätsnahen Bedingungen zu analysieren. Zusätzlich werden gezielt Messunsicherheiten simuliert, um deren Einfluss auf die Schätzgüte zu untersuchen. Der Vergleich der geschätzten Parameter mit den in SimBench hinterlegten Referenzwerten ermöglicht schließlich eine systematische Bewertung der Genauigkeit und der praktischen Anwendbarkeit der Methode.

Geplante methodische Schritte im Überblick:

- Auswahl geeigneter Niederspannungsnetze aus der SimBench Datenbank
- Extraktion struktureller Netzdaten (Knoten, Leitungen, Leitungslängen)
- Aufbereitung zeitlicher Messdaten (Spannung, Wirkleistung, Blindleistung)
- Berechnung des Spannungsabfalls je Leitung und Zeitschritt
- Anwendung eines multiplen linearen Regressionsmodells zur Schätzung von Widerstand R und Reaktanz X
- Erste Validierung am standardisierten IEEE 5-Bus-Netz
- Simulation von Messunsicherheiten zur Bewertung der Schätzgüte
- Vergleich geschätzter mit bekannten Netzparametern zur Evaluierung der Genauigkeit
- Erweiterung auf komplexere SimBench-Netze zur Prüfung der Skalierbarkeit

5 Gliederung

1.0 Einleitung

1.1 Hintergrund und Motivation

1.2 Forschungsziel

1.3 Aufbau der Arbeit

2.0 Theoretischer Hintergrund

2.1 Elektrische Verteilnetze und ihre Modellierung

2.2 Bedeutung der Leitungsparameter R und X

2.3 Lastflussrechnung und Spannungsabfall in Netzen

2.4 Regressionsverfahren zur Parameterbestimmung

3.0 Datenbasis und Vorverarbeitung

3.1 Vorstellung der SimBench – Datensätze

3.2 Auswahl geeigneter Netzmodelle

3.3 Struktur und Aufbau der relevanten Dateien

3.4 Extraktion und Aufbereitung der Zeitreihendaten

3.5 Berechnung des Spannungsabfalls

4.0 Umsetzung der Regressionsmethode

4.1 Aufbau des Regressionsmodells

4.2 Implementierung in Python

4.3 Simulation mit IEEE-5-Bus-Netz

4.4 Erweiterung auf größere SimBench Netze

5.0 Analyse und Auswertung

5.1 Validierung der geschätzten Parameter gegenüber SimBench Originaldaten

5.2 Einfluss von Messrauschen und Rundungsfehlern

5.3 Bewertung der Schätzgenauigkeit

5.4 Skalierbarkeit der Methode: Rechenaufwand und Modellverhalten bei wachsenden Netzen

6.0 Zusammenfassung und Ausblick

6 Zeitplan

Recherche

- Thema final eingrenzen, Ziel und Forschungsfrage formulieren: KW 26
- Einleitung schreiben (Motivation, Problemstellung, Aufbau): KW 27
- Kapitel "Theoretischer Hintergrund": KW 27 – KW 29

1. Milestone: Theorieteil abgeschlossen KW 30

Simulation

- SimBench Datenstruktur durcharbeiten: KW 30
- Relevante CSV Daten mit Python Skript auslesen: KW31 – KW 32
- Zeitreihen für die Rechnung vorbereiten: KW 33
- Spannungsabfälle berechnen: KW 34
- Regressionsmodell aufbauen und IEEE-5-Bus-Netz implementieren: KW35 - KW36

Validierung:

- Validierung der Simulation mit bekannten R/X Werten: KW 37
- #### **2. Milestone: Zwischenstand der Simulation: KW 38**
- Messrauschen und Rundungsfehler einfügen: KW 38 – KW 39
 - Bewertung der Schätzgenauigkeit: KW 40
 - Skalierbarkeit der Methode testen: KW 41 – KW 42

Finalisierung

- Schlussfolgerung und Ausblick: KW 43
 - Finalisierung der schriftlichen Arbeit: KW 44
- #### **3. Milestone: Abschluss der Arbeit: KW 44**
- Abgabe schriftliche Arbeit: KW 45 – KW 46
 - Präsentationserstellung: KW 45- KW 46
 - Bereit für Vortrag BA: KW 47

Literaturverzeichnis

- [1] Y. W. Y. W. N. Z. Jiawei Zhang, „Topology Identification and Line Parameter Estimation for Non-PMU Distribution Network: A Numerical Method“.
- [2] N. Y. Wenyu Wang, „Estimate Three-Phase Distribution Line Parameters With Physics-Informed Graphical Learning Method“.
- [3] M. J. R. R. J. B. S. G. Jouni Peppanen, „Distribution System Model Calibration With Big Data From AMI and PV Inverters“.
- [4] L. F. v. F. L. B. A. U. Franziska Tischbein, „Determination of the Line Parameters of Electrical Distribution Grids based on Smart Meter Data“.
- [5] SimBench, „SimBench Datasets“.
- [6] A. M. Traupmann, „Anwendbarkeit der Methodik der Netzreduktion für den zellularen Ansatz,“ 2018.
- [7] X. L. Z. Y. D. X. J. C. K. Z. Wenqian Jiang, „Line Parameters Identification in LV Distribution Stations Based on Non-linear Least Squares“.
- [8] Y. Y. Z. W. Yifei Guo, „Distribution Grid Modeling Using Smart Meter Data“.