Untersuchung des Potentials KI-basierter kurzfristiger Zeitreihenprognosen am Beispiel der elektrischen Last der Hochschule Emden/Leer

Johannes Rolink, Sarah Fayed

Hochschule Emden/Leer, Constantiaplatz 4, 26723 Emden

ZDIN Zentrum für digitale Innovationen Niedersachsen – ZUKUNFTSLABOR ENERGIE

1. Motivation

Durch die Digitalisierung der Stromnetze entstehen neue Möglichkeiten für einen sichereren und effizienteren Betrieb, insbesondere in Niederspannungsnetzen, wo der Bedarf an einer effizienteren Verwaltung dezentraler Energieversorgungsflexibilitäten immer größer wird. Day-Ahead Lastprognosen werden beispielsweise in fahrplanbasierten Energiemanagementsystemen verwendet und ihre Genauigkeit spielt deswegen eine wichtige Rolle bei der täglichen Flexibilitätsplanung und Betriebsentscheidungen in Smart Grids. Da die Lastzeitreihen mit einem hohen Maß an Unsicherheiten behaftet sind, was die Erstellung genauer kurzfristiger Lastprognosen erschwert, ist es zu empfehlen, die theoretischen Modelle anhand eines realen Anwendungsfalls zu validieren, um ihre Zuverlässigkeit und Funktionalität zu überprüfen und somit eine adaptive Optimierung der Versorgungsfahrpläne zu ermöglichen.

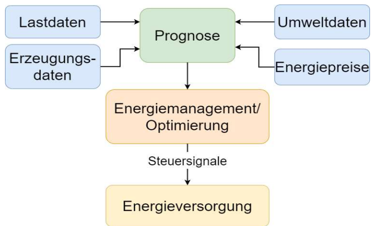


Abb. 1: Anwendung der elektrischen Lastprognose bei der Optimierung der Energieversorgung

2. Anwendungsfall

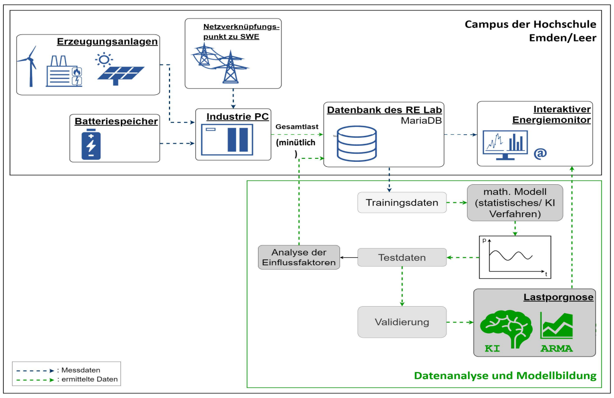


Abb. 2: Erfassung und Auswertung von Energiedaten der Hochschule Emden/Leer am Emder Campus

Rahmenbedingungen

- **Datensatz:** gemessener Lastprofil, zeitliche Auflösung: 1h
  Trainingszeitraum: 67 Tage
- **Prognosehorizont:** 24 h
- **Spezialfälle:** Übergang zu den Feiertagen, Messausfall, Semesterferien

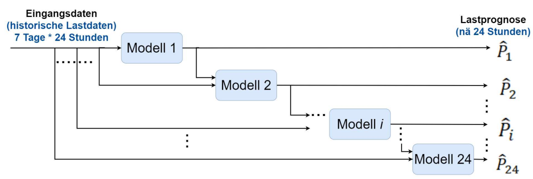
3. Methoden

- **Last-Prognosemodell 1:** $ARMA(p,q)$ [1]

$$X_t + \sum_{\nu=1}^{p} a_\nu X_{t-\nu} = \sum_{\mu=1}^{q} b_\mu e_{t-\mu} + e_t\,, \qquad \forall t \in \mathbb{Z} \qquad [1]$$

Für eine Zeitreihe mit den Ordnungen $p, q \in N$ und Koeffizienten $a_1, \ldots, a_p$ und $b_1, \ldots, b_q$ mit $a_p \neq 0$ und $b_q \neq 0$, falls für ein weißes Rauschen $e = (et : t \in \mathbb{Z})$

- **Last-Prognosemodell 2:** KNN (Künstliches neuronales Netz)



- **Persistenz-Prognosemodell**

$$P_{load,f}(d)_t = P_{load}\,(d-7)_t \qquad [2]$$

$P_{load,f}(d)$: Zeitreihe des zu prognostizierenden Tages, $P_{load}(d-7)$: gemessene Zeitreihe des gleichen Tages der vergangenen Woche, t: Tagesstunde

- **Fehlerrechnung:** $RMSE$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_i (M_i - P_i)^2}{n}} \qquad [3]$$

Pi : vorhergesagte Wert, Mi : beobachtete Wert für die i-te Beobachtung, n: Stichprobengröße

4. Ergebnisse und Auswertung

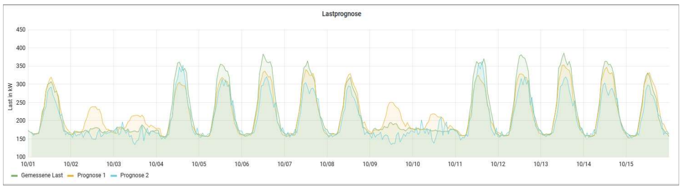


Abb. 3: Gemessener Lastverlauf vom 01.10. bis 15.10.2021 (grün) Lastprognose mit ARMA Prozess (gelb), mit KNN (blau)

Spezialfälle: Modellvergleich mittels 7-Tages-RMSE

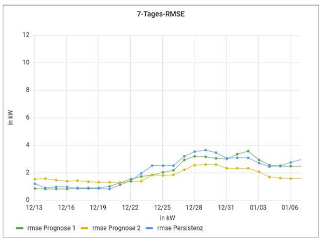


Abb. 4: 7-Tages-RMSE vom 13.12.2021 bis 06.01.2022 Spezialfall: Übergang zu den Feiertagen

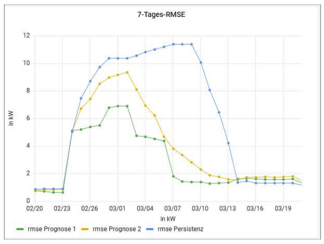


Abb. 5: 7-Tages-RMSE. Spezialfall: nach einem Messausfall von 24. bis 28.02.2022

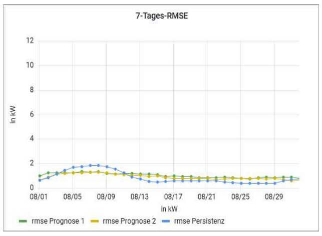


Abb. 6: 7-Tages-RMSE vom 01. bis 31.08.2021 Spezialfall: Semesterferien

Modellreaktionen auf Störungen:

Übergang zu den Feiertagen: KNN Modell reagiert am zuverlässigsten.

Messausfall: Auswirkung ist über eine Woche sichtbar, ARMA und KNN Modelle reagieren deutlich schneller

Semesterferien: Spezialfall wurde nicht speziell trainiert. Persistenz-Modell reagiert meistens zuverlässiger als KNN und ARMA.

5. Fazit und Ausblick

- Ein Vergleich verschiedener Prognosemodelle bei Störungen ist hilfreich, um die Lastprognose adaptiv zu optimieren.
- Persistenz-Modell: Tages-/ Wochenrhythmen berücksichtigt, was die Prognosequalität bei störungsfreie Lastgänge erhöht.
- Statistische und KI Ansätze: reagieren schneller auf Lastgangsstörungen. Beim Übergang zu den Feiertagen war das KI Modell am zuverlässigsten.
- Weitere Eingangsdaten (Einflussfaktoren) und ein regelmäßiges Nachtraining sind nötig um das KI Modell zu optimieren.
- Ein 7-Tages-RMSE kann als Entscheidungsgröße für die Zuverlässigkeit und das Nachtrainieren der Modelle dienen.

Quellen
1) J.-P. Kreiß und G. Neuhaus, Einführung in die Zeitreihenanalyse: mit 8 Tabellen. Berlin Heidelberg: Springer, 2006..

Das ZDIN wird gefördert durch: VolkswagenStiftung, Niedersächsisches Ministerium für Wissenschaft und Kultur

University of Applied Sciences HOCHSCHULE EMDEN•LEER