

online | Vortrag-2 der Gesundheitstechnischen Gesellschaft am 16. Februar 2023.

Heizleistungsprognosen mit Hilfe von maschinellem Lernen

Alexander Neubauer, Berlin

Einleitung

Im Anschluss an das Referat von Felix Oestreich M.Sc. *Große Heißwasserspeicher – Untersuchung der Beladung mit und ohne Drallerzeugung* stellte Alexander Neubauer M.Sc., Hermann-Rietschel-Institut, TU Berlin, ein Themengebiet seiner angestrebten Dissertation vor: *Heizleistungsprognosen mit Hilfe von maschinellem Lernen*. Der Vortrag beleuchtet die Möglichkeiten von maschinellem Lernen in der Gebäudetechnik, erläutert vor dem Hintergrund eines zunehmenden Einsatzes Erneuerbarer Energien im Wärmesektor die Notwendigkeit guter Heizleistungsprognosen, vermittelt die Funktionsprinzipien von Maschinellern, erklärt den Einfluss der Trainingsdaten und erläutert Transfer-Lernen basierend auf Daten verschiedener Gebäude.

Der Themenbeitrag fasst wichtige Aspekte des Vortrags zusammen.

Abstract

Der von Lastprognosen abzudeckende Zeitraum umfasst typischerweise 12 bis 48 Stunden. Das Prognosemodell erhält unterschiedliche Eingangsdaten, die die Zielgröße *Heizleistung* beeinflussen wie die Außentemperatur, die solare Einstrahlung und die Belegung mit Personen. Weitere Informationen wie Windgeschwindigkeit im Außenbereich oder vergangene Leistungswerte können hinzukommen, um die Dynamik des Gebäudes gut abbilden zu können. Heizleistungsprognosen mit Hilfe von maschinellem Lernen erzielen bessere Vorhersagen als solche mit Regressionsmodellen.

Heizleistung – Definition und Einflussgrößen

Die Größe, die zu prognostizieren ist, ist die aktiv in den Raum einzubringende benötigte Heizleistung. Dies kann durch Heizen oder raumlufttechnische Anlagen erfolgen. Die Heizleistung ist abhängig von zahlreichen Faktoren, darunter Wettereinflüsse und personelle Belegung. Die Heizleistung setzt sich zusammen aus Verlusten und Gewinnen. Die Verluste teilen sich in Transmissions- und Lüftungswärmeverluste auf. Bei den Gewinnen wird zwischen solaren und internen Gewinnen unterschieden.

$$\dot{Q}_{\text{Heizung}} = \underbrace{\dot{Q}_{\text{Transmission}} + \dot{Q}_{\text{Lüftung}}}_{\text{Verluste}} + \underbrace{\dot{Q}_{\text{solare Gewinne}} + \dot{Q}_{\text{interne Gewinne}}}_{\text{Gewinne}} \quad (1)$$

Warum Heizleistungsprognosen notwendig sind und warum diese in Zukunft noch viel wichtiger werden zeigt Tabelle 1.

Tabelle 1: Strombedarf für Raumwärme 1996 bis 2045

Kenngröße	1996	Aktuell	2045
Anteil Gas & Öl an RW	80,7% [2]	70,3% [2]	0% [5]
Anteil EE an RW	-	17,8% [2]	43,5% [5]
Anteil Strom an RW	4,3% [2]	2,3% [2]	36,8% [5]
Anzahl WP in Mio.	-	1,2 [1]	14,3 [1]
Strombedarf WP TWh/a	-	7,0 ¹ [3]	67,6-91,1 [1]
Strombedarf E-PKW TWh/a	-	0,3 ¹ [3]	67,7-81,7 [1]

EE: Erneuerbare Energien, RW: Raumwärme, WP Wärmepumpe; ¹: 2018

Aktuell beträgt der Anteil von Gas und Öl an der Raumwärme etwa 70%. Der Anteil der erneuerbaren Energien an der Raumwärme ist seit 1996 stark gestiegen. Der Anteil von Strom an der Raumwärme ist trotz des Ausbaus der Wärmepumpen zurückgegangen. Grund hierfür sind die 1996 noch häufiger eingesetzten Nachtspeicherheizungen. Um die Klimaschutzziele einzuhalten, muss der Anteil von Öl und Gas von derzeit 70% auf 0% in 2045 sinken. Wird kein Gas und Öl mehr für Raumwärme verwendet, muss der Anteil der erneuerbaren Energien und auch der Anteil an Strom stark steigen. Der starke Anstieg von Strom zur Bereitstellung von Raumwärme ist größtenteils auf den massiven Ausbau von Wärmepumpen zurückzuführen. So steigt die Anzahl der Wärmepumpen in den nächsten 22 Jahren um mehr als den Faktor 10. Der Stromverbrauch dieser Wärmepumpen für Raumwärme wird im Jahr 2045 für 5,5-9,1 % des Gesamtstromverbrauchs in Deutschland verantwortlich sein und höher sein als der von E-PKWs.

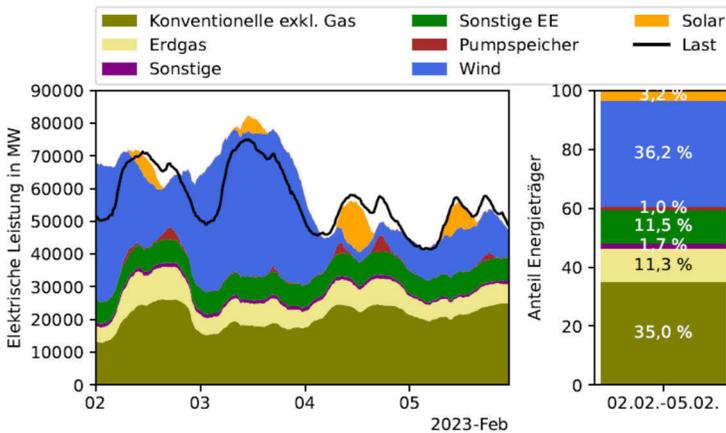


Bild 1: Stromerzeugung und Last im Zeitraum 02.02.23 bis 05.02.23 [7]

Fast 40 Prozent der elektrischen Energie im ausgewählten Zeitraum werden von den zwei größten erneuerbaren Energiequellen gedeckt: Wind und Sonne.

Dieser Anteil wird zukünftig stark steigen. Da sich fluktuierende Energieträger nicht regeln lassen, kommt es in der Praxis zu Über- und Unterdeckungen. Ziel ist es, Stromüberschüsse sinnvoll zu nutzen. Sektorkopplung bietet die Möglichkeit, Strom in thermische Energie umzuwandeln und kostengünstig zwischenspeichern. Das Speichern von Wärme ist günstiger als das Speichern von Strom. Die Kosten für Warmwasserspeicher betragen 20 bis 50 EUR/kWh [6], die für Stromspeicher aus Lithium-Ionen-Batterien 150 bis 1.600 EUR/kWh [4]. Stromerzeugung wird in Zukunft immer fluktuierender, Raumwärme mit Hilfe von Strom aus erneuerbaren Energien bereitgestellt. Zur Last-Flexibilisierung sind gute Heizleistungsprognosen notwendig.

Maschinelles Lernen in der Gebäudetechnik

Bei maschinellem Lernen wird Wissen aus Daten generiert. Programme können Aufgaben durchführen, ohne explizit dafür programmiert worden zu sein. Es geht dabei um das Lernen von Mustern und Gesetzmäßigkeiten. Entscheidend für die Genauigkeit der Prognose sind die Anzahl und Qualität der Trainingsdaten. Das neuronale Netz ist das Kernstück der Prognose. Bild 4 zeigt ein vereinfachtes neuronales Netz. Für die Heizleistungsprognose wurde ein Encoder-Decoder Modell verwendet.

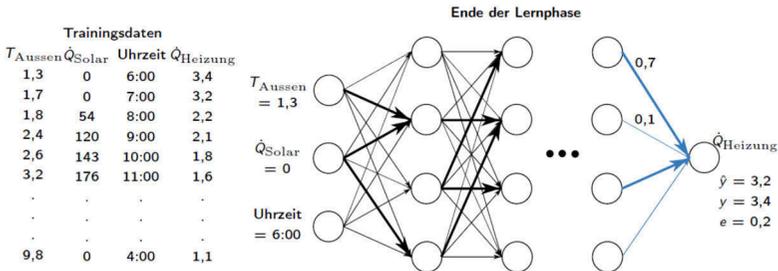


Bild 2: neuronale Netze lernen durch Anpassen der Neuronen-Verbindungen

Für die Prognosegüte ist es entscheidend, den Prognosefehler weitestgehend zu reduzieren. Das neuronale Netz wird deshalb durch Fehlerrückführung trainiert. Diese umfasst viele Durchläufe mit dem Ergebnis, dass sich die Neuronen-Verbindungen anpassen. Die ursprünglich gleich gewichteten Neuronen-Verbindungen werden unterschiedlich gewichtet. Der Prognose-Fehler wird reduziert. Neuronale Netze sind für den Menschen eine Black-Box mit geringerer Interpretierbarkeit. Bei einem Regressionsmodell ist ersichtlich, welche Anteile in die Prognose einfließen. Wesentlicher Vorteil der neuronalen Netze ist, dass sie eine bessere Prognosegüte im Vergleich zu den anderen Methoden erzielen. Für Lastprognosen sind neuronale Netze die beste Methode. Neuronale Netze benötigen gute und viele Trainingsdaten.

Ergebnisse der Heizleistungsprognose

Bild 3 zeigt eine Heizleistungsprognose für einen Büroraum im Zeitraum vom 16.12. bis 19.12. Die schwarze Linie ist die tatsächliche Heizleistung, die gelbe Linie die mit Hilfe des neuronalen Netzes prognostizierte Heizleistung.

Die Heizleistung, die aktiv in den Raum eingebracht werden muss, ist sehr stark von der solaren Einstrahlung und von internen Lasten abhängig. Durch diese Gewinne sinkt die Heizlast. Das neuronale Netz hat dies durch die Information der Belegung sehr gut erkannt und damit eine hohe Prognosegüte. Auf der rechten Seite sind für den gesamten Dezember die Abweichungen zwischen dem tatsächlichen Wert und dem prognostizierten Wert abgebildet. Trainingsdaten sollten den kompletten Bereich der späteren Prognosewerte haben. Entscheidenden Einfluss haben auch die Eingangsgrößen. Gibt es zu einer Eingangsgröße keine Informationen, resultieren dadurch wesentlich höhere Prognosefehler.

Jedes Gebäude ist stark individuell und benötigt ein eigenes Prognosemodell. Besondere Bedeutung hat deshalb das Transfer-Lernen. Ziel ist es, Informationen von jedem einzelnen Gebäude oder teilweise auch von Simulationsdaten, die künstlich erzeugt wurden, zu sammeln, zu evaluieren, charakteristische Muster zu ermitteln, daraus geeignete Daten auszuwählen und diese als Trainingsdaten für neue Gebäude oder für Gebäude mit wenig Informationen zu verwenden.

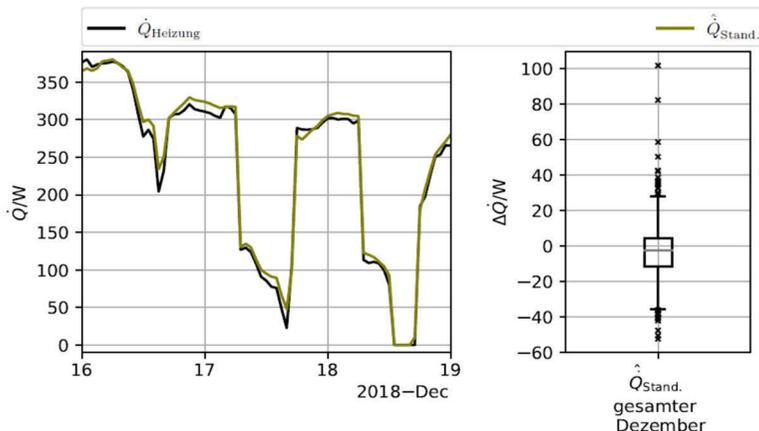


Bild 3: Standard-Prognose mit allen Eingangsgrößen.

Zusammenfassung

Wärme wird einen großen Anteil am zukünftigen Strombedarf haben. Fluktuierende Energieträger erfordern eine Lastverschiebung mit guten Heizleistungs-Prognosen. Für Lastprognosen erzielen neuronale Netze eine hohe Prognosegüte. Neuronale Netze benötigen viele und gute Trainingsdaten. Die Anwendung von Transfer-Lernen mit gesammelten Daten möglichst vieler geeigneter Gebäude führt zu besseren Prognosegüten und reduziert die Trainingsdauer.

Referent | Autor

Alexander Neubauer M.Sc., Technische Universität Berlin
Hermann-Rietschel-Institut; a.neubauer@tu-berlin.de



Quellen

- [1] Bundesnetzagentur. Genehmigung des Szenariorahmens 2023-2037/2045. https://www.netzentwicklungsplan.de/sites/default/files/paragraphs-files/Szenariorahmen_2037_Genehmigung.pdf. [Online; accessed 31.01.2023]. 2022.
- [2] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. Zahlen und Fakten: Energiedaten. <https://www.bmwk.de/Redaktion/DE/Artikel/Energie/energiedaten-gesamtausgabe.html>. [Online; accessed 31.01.2023]. 2021.
- [3] Fraunhofer ISI, Öko Institut und Prognos. Entwicklung des Bruttostromverbrauchs bis 2030. Berechnungsergebnisse aus dem Szenario 1. https://www.prognos.com/sites/default/files/2021-11/20211116_Kurzpapier_Bruttostromverbrauch2018-2030.pdf. [Online; accessed 01.02.2023]. 2021.
- [4] Cornelia Lichner. pv magazine Marktübersicht für Groß- und Gewerbespeicher aktualisiert: Preise sinken leicht. <https://www.pv-magazine.de/2021/03/18/pv-magazine-marktuebersicht-fuer-gross-und-gewerbespeicher-aktualisiert-preise-sinken-leicht/>. [Online; accessed 01.02.2023]. 2021.
- [5] Prognos, Öko Institut und Wuppertal-Institut. Klimaneutrales Deutschland 2045. Wie Deutschland seine Klimaziele schon vor 2050 erreichen kann. https://www.agora-verkehrswende.de/fileadmin/Projekte/2021/KNDE_2045_Langfassung/Klimaneutrales_Deutschland_2045_Langfassung.pdf. [Online; accessed 31.01.2023]. 2021.
- [6] A. Seitz, S. Zunft und C. Hoyer-Klick. Technologiebericht 3.3b Energiespeicher (thermisch, thermo-chemisch und mechanisch). In: Wuppertal Institut, ISI, IZES. https://epub.wupperinst.org/frontdoor/deliver/index/docId/7056/file/7056_Energiespeicher.pdf. [Online; accessed 01.02.2023]. 2018.
- [7] Fraunhofer-Institut für Solare Energiesysteme ISE. Energy-Charts Stromerzeugung. <https://www.energy-charts.info/charts/power/chart.htm?l=de&c=DE>. [Online; accessed 09.02.2023]. 2023.

Copyright © 2023

Gesundheitstechnische Gesellschaft (GG) – Technisch-wissenschaftliche Vereinigung

IMPRESSUM

Herausgeber	Gesundheitstechnische Gesellschaft (GG) – Technisch-wissenschaftliche Vereinigung
Vorsitzender	Univ.-Prof. Dr.-Ing. Martin Kriegel, Hermann-Rietschel-Institut, TU Berlin Geschäftsstelle: Lotzestraße 26, 12205 Berlin, Fon +49 812 945 27, ggberlin.de Geschäftsführerin: Angelika Bopp, Assessorin d. HLA
Bezug	Alle in den GG Nachrichten enthaltenen Beiträge und Abbildungen sind urheberrechtlich geschützt. Nachdruck und Vervielfältigung, auch auszugsweise, nur mit Genehmigung der GG.
V.i.S.d.P.	Prof. Dr.-Ing. Matthias Kloas, planungsteam energie + bauen Namentlich gekennzeichnete Beiträge geben nicht immer die Meinung der Redaktion wieder.