

Bauhaus-Universität Weimar
Professur Bauphysik

Studienarbeit:

Methode zur Darstellung von Heizenergiebedarf

mittels stochastischer Simulation.

Von Christian Knecht

christian.xaver.knecht@uni-weimar.de

Veröffentlichung am 21. März, 2025

Abstract

As part of Germany's transition to a power-only energy system, where industry, heating, and mobility shift from fossil fuels to renewable electricity, an accurate forecast of energy demand is crucial. This work presents an approach for forecasting heating energy demand at the neighborhood level without the need for user profiles. To determine the demand, a base function is used, combined with stochastic simulations to account for uncertainties and variabilities. The base function describes heating energy demand per square meter as a function of outdoor temperature and building age. The performance of the stochastic simulation is compared with the underlying data, which is generated using the "City Energy Analyst" tool.

Im Rahmen der Umstellung der deutschen Energieversorgung auf ein Power-Only-System, bei dem die Industrie, die Wärmeversorgung und die Mobilität von fossilen Brennstoffen auf erneuerbaren Strom umsteigen, ist eine präzise Prognose des Energiebedarfs von entscheidender Bedeutung. Diese Arbeit stellt einen Ansatz vor, mit dem der Wärmeenergiebedarf auf Quartiersebene prognostiziert werden kann, ohne dass Nutzerprofile berücksichtigt werden müssen. Zur Bestimmung des Bedarfs wird eine Basisfunktion verwendet, die mit stochastischen Simulationen kombiniert wird, um Unsicherheiten und Variabilitäten zu berücksichtigen. Die Basisfunktion beschreibt den Wärmeenergiebedarf pro Quadratmeter in Abhängigkeit von der Außentemperatur und dem Gebäudealter. Die Performance der stochastischen Simulation wird dabei mit den zugrunde liegenden Daten verglichen, die mit dem Tool City Energy Analyst generiert wurden.

Inhaltsverzeichnis

Kapitel 1: Einleitung

Kapitel 2: Methode

Kapitel 3: Ergebnisse

Kapitel 4: Diskussion

Kapitel 5: Fazit

Kapitel 6: Quellen

Einleitung

Im Rahmen der Energiewende, bei der von fossilen Energieträgern auf erneuerbare Energien gewechselt wird, spielt die energetische Versorgung von Gebäuden eine entscheidende Rolle. Die Energieträger, die für den Betrieb von Gebäuden verwendet werden, sind unter anderem Elektrizität, Gas und Öl. Der wesentliche Einflussfaktor auf den Stromverbrauch eines Gebäudes ist dessen Höhe und Verwendung [1]. Im Gegensatz dazu ist der Wärmeenergiebedarf eines Gebäudes von einer Vielzahl von Einflussfaktoren abhängig [1]. Mit dem Fortschreiten der Energiewende werden für die Wärmeerzeugung jedoch zunehmend die im Moment verwendeten fossilen Systeme durch Alternativen ersetzt, die Strom als Energieträger nutzen. Für die Transformation der Energieversorgung in Deutschland zu einem "Power-Only-System" ist es folglich aus technischer und ökonomischer Perspektive [2][3] von Vorteil den Energiebedarf präzise zu prognostizieren. Die Prognose des elektrischen Heizenergiebedarfs ist auch deswegen relevant, da der elektrische Heizenergiebedarf im Winter zusätzlich zum übrigen Energiebedarf auftritt und daher für die maximal benötigte Leistungsfähigkeit des Energieversorgungssystems maßgebend ist.

Aktuelle Modelle für die Gebäudeenergieprognose stellen hohe Anforderungen an die Genauigkeit der Daten, während für die kommunale Wärmeplanung häufig nur eine eher rudimentäre Datengrundlage vorhanden ist [4]. So sind beispielsweise für die Energiebilanzierung nach DIN V 18599 bis zu zehn separate Teilmodelle erforderlich [5]. In dem Tool CityEnergyAnalyst wird ein reduced-order-RC-Modell mit acht Teilmodellen verwendet [6]. Beide Modelle werden als Bottom-up-Modelle bezeichnet. In dieser Art von Modell versucht man, die physikalischen Gegebenheiten möglichst genau darzustellen. Sie eignen sich besonders gut zur Bewertung von baulichen Veränderungen auf Quartiersebene, da Änderungen im

Energiebedarf bei Veränderung von Eingangsparametern direkt nachvollziehbar sind [7]. Bei der Anwendung von CityEnergyAnalyst sind die zu modellierenden Gebäude auf einer Karte auszuwählen. Die Eingangsparameter der Gebäude werden anschließend automatisiert aus einer Datenbank abgerufen. Unter anderem umfassen in CityEnergyAnalyst verwendete Eingangsparameter Wetterdaten (wie z. B. Temperatur, relative Luftfeuchtigkeit, solare Transmissivität), sowie Gebäudegeometriedaten (wie z. B. Grundfläche, Höhe und Fenster-Wand-Verhältnis). Sie sind jedoch nicht vollständig und können Fehler aufweisen, weshalb es die Möglichkeit gibt, Gebäuden standardisierte Nutzungsprofile zuzuordnen und die Parameter manuell zu belegen. Um Korrekturen an den Parametern der einzelnen Gebäude vornehmen zu können, sind jedoch Erhebungen zu den Gebäudeeigenschaften notwendig. Gebäudeeigenschaften unterscheiden sich dabei in der Einfachheit der Erhebung. Relativ einfach zu erhebende Parameter sind beispielsweise Wetterdaten, da diese oft sowohl kommerziell als auch kostenlos verfügbar sind. Gebäudedaten hingegen können zwar durch vorhandene Informationen wie Satellitenbilder, Liegenschaftskarten und Begehungen im Quartier erfasst werden, erfordern jedoch einen deutlich höheren Aufwand. Nutzerverhalten und Belegungspläne, als am schwierigsten zu ermittelnde Daten, können nur durch Befragungen und Kooperation der Bürger ermittelt werden. Aus diesem Grund werden sowohl die schwer als auch die einfach ermittelbaren Daten mit stochastischen Methoden untersucht [8][9].

Ziel dieser Arbeit ist es, einen stochastischen Simulationsansatz zu entwickeln, mit dem der Heizenergiebedarf auf Quartiersebene vereinfacht prognostiziert werden kann. Die Gründe für den Versuch einer stochastischen Simulation sind nachfolgend nochmal zusammengefasst. Zum einen ermöglicht sie die Berücksichtigung von Unsicherheiten in den Eingangsparametern. Ein weiterer Grund liegt in der Vermeidung des fehleranfälligen und aufwändigen Prozesses

der Zuordnung von Nutzungsprofilen, Wärmedurchgangskoeffizienten und Geometrieparametern zu den einzelnen Gebäuden im Quartier. Schließlich ermöglicht dieser Ansatz auch den Verzicht auf schwer ermittelbare Parameter, die einen erheblichen Einfluss auf den Heizenergiebedarf haben, sodass diese nicht explizit ermittelt werden müssen.

Methode

Um den stochastischen Simulationsansatz zu entwickeln wird nach einer Methode vorgegangen, die sich in der Vergangenheit bewährt hat, um mathematische Modelle zu bauen. Die Grundlage für dieses Vorgehen stammt aus den Vorlesungen von Prof. Lahmer an der Bauhaus Universität Weimar.

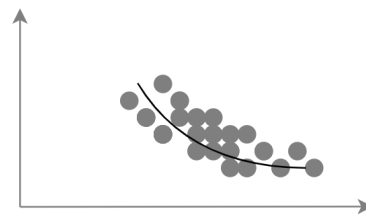
Diskrete Modelle:

Ein diskretes Modell stellt ein System mit einer endlichen oder zählbaren Anzahl von Zuständen oder Ereignissen dar. Es hat einen bestimmten Zustand und für nicht jeden möglichen Eingabewert einen Ausgangswert. Messdaten sind immer zunächst diskret, da sie in festen, klar abgegrenzten Schritten oder Intervallen erfasst werden.



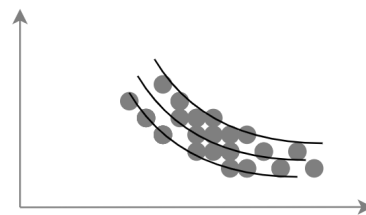
Kontinuierliche Modelle:

Ein kontinuierliches Modell stellt ein System dar, bei dem für jeden Eingabewert ein korrespondierender Ausgangswert existiert. Diese Modelle sind oft durch Funktionen beschrieben. Es ist zu empfehlen, ein kontinuierliches Modell aus einem diskreten Modell abzuleiten, da kontinuierliche Modelle leichter an andere Menschen weitergegeben werden können. Methoden, die dabei helfen können, ein kontinuierliches Modell zu erstellen, sind beispielsweise Regressionen, Splines, Bezierkurven, Fourier-Reihen und Taylor-Polynome.



Stochastische Modelle:

Stochastische Modelle berücksichtigen Zufallseinflüsse und Unsicherheiten, indem sie Wahrscheinlichkeiten verwenden, um den Ergebnisbereich zu vergrößern und verschiedene Szenarien abzubilden. Fuzzy-Logik und Rao-Blackwellisation sind zwei exemplarische Konzepte, die in stochastischen Modellen Anwendung finden.



Agenten Modelle:

Agentenmodelle setzen sich aus einzelnen Teilmodellen zusammen, den sogenannten Agenten, die den Ausgangswert eines Modells beeinflussen. Bottom-up-Modelle und neuronale Netze können ebenfalls als Agentenmodelle klassifiziert werden, da beide auf der Idee basieren, dass das Endergebnis durch dezentrale Signale entsteht.

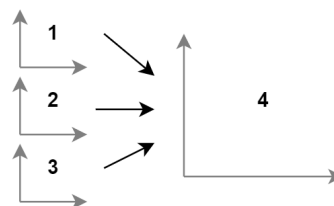


Abb. 1: Vorgehen zur Erstellung von Modellen.

In Abbildung 1 sind vier verschiedene Modelltypen dargestellt, von denen die ersten drei in dieser Arbeit Anwendung finden. Im Folgenden wird erläutert, wie das CityEnergyAnalyst-Tool verwendet wird, um eine diskrete Datengrundlage zu erzeugen. Anschließend wird kurz beschrieben, wie aus dieser Datengrundlage ein kontinuierliches Modell abgeleitet wird. Daraufhin wird der stochastische Simulationsansatz vorgestellt. Abschließend wird erläutert, wie die Ergebnisse der stochastischen Simulation mit den zu Beginn in CityEnergyAnalyst generierten Daten verglichen werden.

Generieren diskreter Datenpunkte

Zuerst werden mit Hilfe des CityEnergyAnalyst-Tool diskrete Datenpunkte generiert. Hierfür werden vier Häuserblöcke in Zürich ausgewählt (s. Abb. 2). Zürich wird als Stadt ausgewählt, da das Tool CityEnergyAnalyst an der ETH Zürich betreut wird und die Eingangsdaten für die energetische Berechnung demzufolge hier am zuverlässigsten sind. Bei der Auswahl der Blöcke wird darauf geachtet, dass die Blöcke vollständig von Straßen umschlossen sind, alle Blöcke ähnlich groß sind und unterschiedliche Gebäudegeometrien gewählt werden. Mit jedem der Blöcke werden fünf energetische Simulationen durchgeführt, bei welchen das Baujahr der Gebäude variiert wird. Mit der Veränderung des Gebäudealters im CityEnergyAnalyst wird auch der entsprechende Gebäudestandart aus diesem Jahrzehnt gewählt. Es werden folgende fünf Simulationen durchgeführt: 1900 und "Standard 1", 1950 und "Standard 2", 1970 und "Standard 3", 1990 und "Standard 4", 2000 und "Standard 5". Mit der Auswahl des Gebäudestandarts werden alle Parameter vorbelegt. Des Weiteren wird für alle Simulationen das Wetterprofil "Zürich Kloten 2030" aus dem mit dem City Energy Analyst gelieferten Wetterdatensatz verwendet. Abschließend werden alle Gebäude im Reiter "Topology" unter der Kategorie "Occupancy" auf den Typ "Multi Residential" gesetzt. Diese Auswahl wurde getroffen, weil Gebäude in dieser

Kategorie die ganze Woche über und den ganzen Tag beheizt werden. Andere Gebäudetypen wie z.B. das Restaurant haben hinterlegte Betriebszeiten von 10 bis 14 und von 17 bis 22 Uhr an sechs Tagen der Woche, was eine schwächere Annahme ist. Bei einer Multiplikation von Fläche, Betriebszeit und minimalem bzw. maximalem Energiebedarf pro Fläche ergibt die Differenz dieser beiden Produkte bei geringerer Betriebszeit einen geringeren Variationsbereich. Folglich reicht es aus nur das Profil "Multi Residential" zu betrachten. Die alleinige Betrachtung dieses Nutzungsprofils ist insbesondere in urbanen Gebieten der Fall, in denen alle Gebäude durchgehend genutzt werden und eine mindest Soll-Temperatur von 16°C haben. Das Risiko eines übermäßigen Lehrstands wird mit dieser Annahme nicht berücksichtigt.

blub blub blub

blub blub blub

Ergebnisse

In Abbildung 4 sind die mit CityEnergyAnalyst generierten Datenpunkte dargestellt. Die Datenpunkte, bei denen der Heizenergiebedarf Null beträgt, entsprechen den Wochen in den Sommermonaten, in denen die Heizungen ausgeschaltet sind. Die restlichen Datenpunkte sind überwiegend gleichmäßig über die Außentemperatur (x-Achse) verteilt. Eine Ausnahme bildet die Lücke im Bereich von 16 °C bis 18 °C, sowie eine Ansammlung von Datenpunkten bei Außentemperaturen zwischen 1 °C und 4 °C. Bei der Lücke im Bereich von 16 °C bis 18 °C handelt es sich um eine Woche in den Sommermonaten, während es sich bei der Ansammlung der Datenpunkte bei 1 °C und 4 °C um mehrere Wochen in Wintermonaten handelt. Diese Punkteverteilung resultiert aus dem verwendeten Wetterdatensatz, der viele Wochen mit Durchschnittstemperaturen zwischen 1 °C und 5 °C enthält.

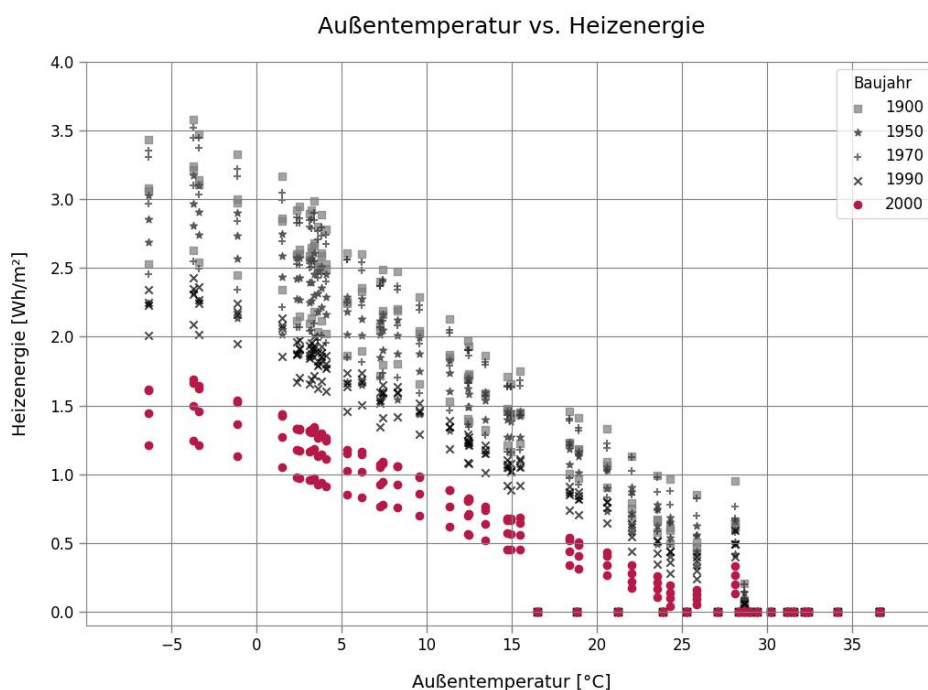


Abb. 4: Zusammenhang zwischen Außentemperatur und Heizenergiebedarf in Abhängigkeit vom Baujahr.

Darüber hinaus fällt auf, dass der Heizenergiebedarf mit steigender Außentemperatur sinkt. Der höchste Energiebedarf tritt jedoch nicht bei der niedrigsten Außentemperatur von $-6\text{ }^{\circ}\text{C}$, sondern bei $-4\text{ }^{\circ}\text{C}$ auf. Dies könnte daran liegen, dass bei sehr niedrigen Außentemperaturen häufig auch die Sonne scheint. Dadurch könnte der geringere Energieverbrauch durch solare Gewinne erklärt werden. Es könnte aber auch ein Fehler im CityEnergyAnalyst-Tool vorliegen. Die Lage der Datenpunkte bei $27\text{--}28\text{ }^{\circ}\text{C}$ lassen sich dadurch erklären, dass in einer Woche im Frühjahr laut CityEnergyAnalyst die Heizungen noch nicht abgeschaltet waren und es laut Wetterdatensatz sowohl kalte als auch warme Tage gab. Dadurch war der mittlere Energiebedarf in dieser Woche hoch während die mittlere Außentemperatur aufgrund der Jahreszeit ebenfalls hoch war. Ein weiterer Punkt ist, dass in Abbildung 4 zwei Gruppen von Gebäuden in Bezug auf ihren Energiebedarf erkennbar sind. Die erste Gruppe besteht aus Gebäuden, die im Jahr 2000 erbaut wurden, während die zweite Gruppe Gebäude umfasst, deren Baujahre zwischen 1900 und 1990 liegen. Um die Lage der Punktegruppierungen zu beschreiben, werden Funktionen aufgestellt. Die Anordnung der Punkte lässt einen linearen Zusammenhang zwischen der Außentemperatur und dem Heizenergiebedarf vermuten, wobei das Baujahr der Gebäude einen Einfluss auf die Steigung hat. Da jedoch in den Daten bei $-4\text{ }^{\circ}\text{C}$ ein Hochpunkt und bei $26\text{ }^{\circ}\text{C}$ ein Tiefpunkt zu erkennen sind, wird auch der Cosinus als Basisfunktion untersucht. Der Cosinus wird auch deshalb in Betracht gezogen, weil er bei den Extrema eine geringe Steigung aufweist. Diese geringe Steigung hilft, die Übergangsphasen im Herbst und Winter zu modellieren, in denen unklar ist, wann welcher Haushalt die Heizung einschaltet. Zudem hilft der Cosinus dabei, die potenziellen solaren Gewinne im Winter abzubilden. Im Folgenden wird zuerst auf den Cosinus als Basisfunktion eingegangen. Die verwendete Funktion ist nachfolgend notiert. Für die stochastische Simulation wird sie jeweils separat für die Gebäude mit Baujahr vor 2000 und nach 2000 aufgestellt.

$$\frac{H \cdot \cos\left(a \cdot \pi \frac{(t - t_0)}{b \cdot T}\right) + H}{2}$$

wobei:

- H: mittlere Heizenergie bei t₀,
- t₀: Außentemperatur bei maximaler Heizenergie,
- T: Änderung der Außentemperatur
- t: Außentemperatur
- a: freier Parameter
- b: freier Parameter

In Abbildung 5 sind die Cosinus-Funktionen geplottet. Bei der oberen Kurve ist der Parameter a auf sieben und der Parameter b auf sechs gesetzt. Für die untere Kurve wurde ebenfalls der Cosinus verwendet. Hier werden die Gebäude mit Baujahr 2000 simuliert. Die freien Parameter sind beide auf zwei gesetzt.

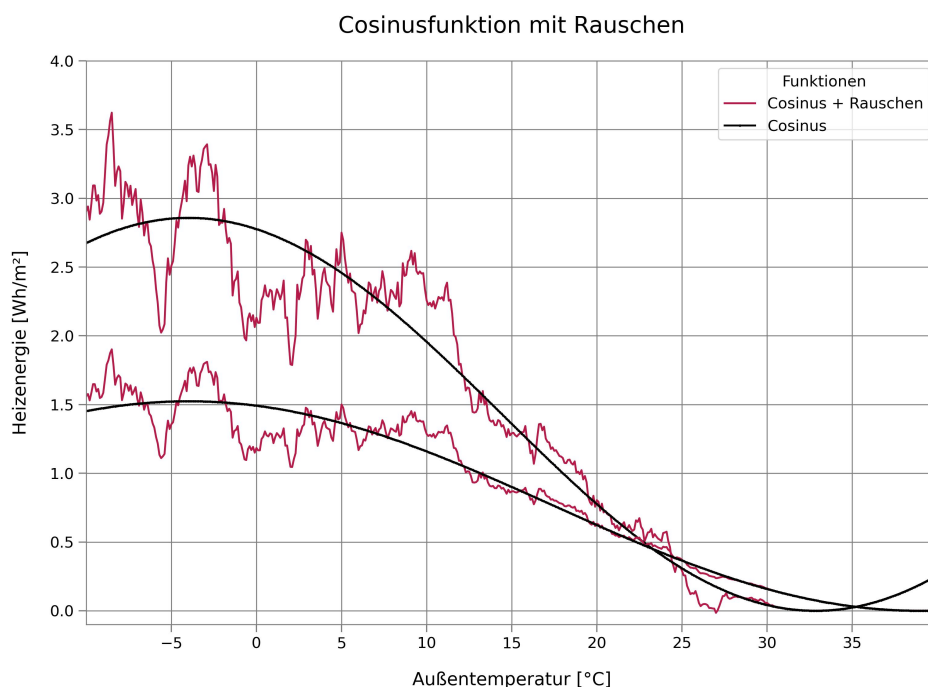


Abb. 5: Stochastischer Simulationsansatz basierend auf der Cosinus-Funktion.

Bei der linearen Funktion werden die Steigung des Heizenergiebedarfs bei -4°C und 26°C festgelegt. Für den y-Achsenabschnitt wird der Mittelwert aller Datenpunkte bei -1°C und 1°C aus Abbildung 4 berechnet. Sowohl die Steigung als auch der y-Achsenabschnitt werden für die lineare Basisfunktion, ebenso wie bei der Cosinus-Funktion, separat für die beiden Gruppierungen von Gebäuden ermittelt. Nachfolgend ist die lineare Funktion notiert. In Abbildung 6 ist der stochastische Simulationsansatz mit der linearen Funktion für bei Gebäudegruppen dargestellt.

blub blub ...

Diskussion

Um die Darstellung zu validieren, wird in einem ersten Schritt jeder von CityEnergyAnalyst generierte Datenpunkt nach dem beschriebenen Vorgehen simuliert. Für die nachfolgenden Temperaturbereiche ergeben sich dabei bei 500 Iterationen folgende gemittelte Abweichungen:

Tab. 1: Abweichungen der stochastischen Simulation von den berechneten Daten unter Verwendung der Cosinus-Funktion mit beiden freien Parametern gleich 2.

Temperatur [°C]	Abweichung andere J [%]	Abweichung 2000 [%]
-10°C bis -5°C	3,67	3,30
-5°C bis 0°C	3,14	3,57
0°C bis 5°C	15,32	19,33
5°C bis 10°C	22,76	30,86
-0°C bis 15°C	27,37	44,82
15°C bis 20°C	84,01	127,02
20°C bis 25°C	84,71	219,27
25°C bis 30°C	212,48	476,15
30°C bis 35°C	-unendlich	-unendlich
35°C bis 40°C	-unendlich	-unendlich
-10°C bis 40°C	56	115

Die Abweichung über den gesamten Temperaturbereich verbessert sich durch die Dämpfung. Der Ausschlag in der Abweichung bei 15 °C bis 20 °C bleibt jedoch bestehen. In den generierten Daten ist an dieser Stelle eine Lücke zu erkennen. Diese wird in der stochastischen Simulation nicht berücksichtigt. In der

nachfolgenden Abbildung 8 ist diese Abweichung deutlich zu erkennen.

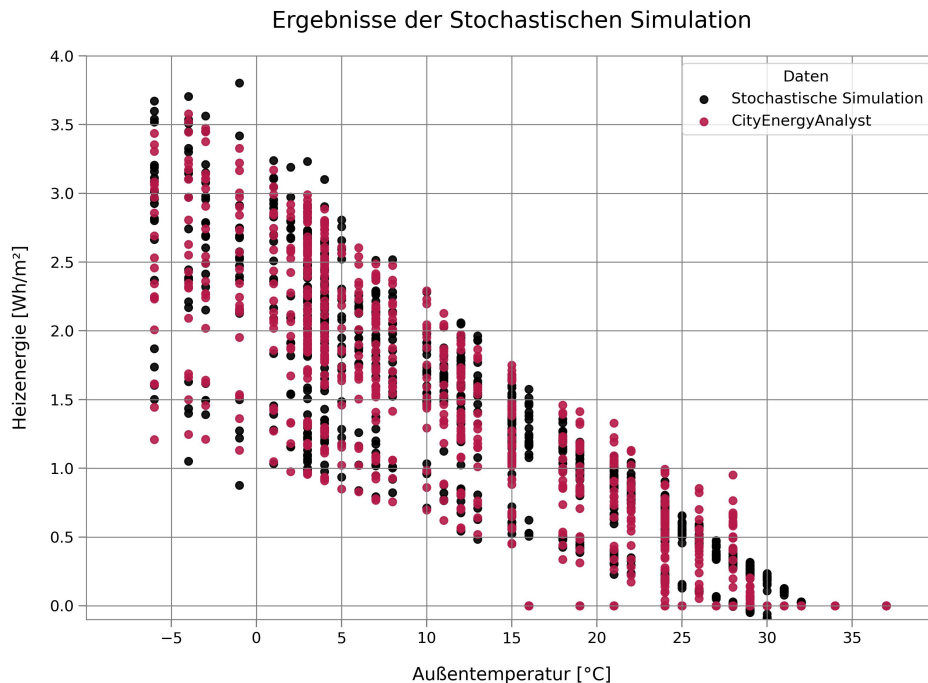


Abb. 8: Eine Iteration der stochastische Simulation des Heizenergiebedarfs bei Verwendung der linearen Funktion.

Bei der Verwendung der linearen Funktion ergeben sich für Gebäude mit dem Baujahr vor dem Jahr 2000 durchschnittliche Abweichungen von 33,63% zwischen den mit CityEnergyAnalyst generierten Daten und der stochastischen Simulation. Die Simulationsergebnisse von Gebäuden aus dem Jahr 2000 haben eine durchschnittliche Abweichung von 20,86%. Wenn der Datensatz vor der Simulation um alle Nullwerte bereinigt wird, ergeben sich geringere Abweichungen auch im Bereich der Lücke (15°C - 20°C). Die Abweichungen bei der Verwendung des bereinigten Datensatzes sind der Tabelle 4 zu entnehmen.

...

blub blub blub

Fazit

In dieser Arbeit wird ein Ansatz zur stochastischen Simulation des Heizenergiebedarfs vorgestellt, der die Außentemperatur und das Baujahr der Gebäude berücksichtigt. Die lineare Basisfunktion stellt diesen Zusammenhang gut dar, allerdings nur dann, wenn keine Nullwerte in die Bewertung einbezogen werden. In der Praxis ist es jedoch oft unklar, wann die Heizungen in den einzelnen Gebäuden während des Übergangs der Jahreszeiten abgeschaltet bzw. eingeschaltet werden, wodurch es nicht ersichtlich ist, wann Nullwerte in den Daten zu erwarten sind. Mit dem Cosinus als Basisfunktion wird der Heizenergiebedarf im Vergleich zu den berechneten Daten aus dem CityEnergyAnalyst etwas höher errechnet. Er liefert jedoch bessere Ergebnisse, wenn der Datensatz nicht von Nullwerten bereinigt wird. Letztlich wäre es auch möglich, auf eine Basisfunktion zu verzichten und stattdessen nur die maximalen und minimalen Werte des Heizenergiebedarfs in der stochastischen Simulation zu verwenden. Eine funktionale Beschreibung ist jedoch besonders nützlich, wenn keine Daten verfügbar sind.

In dieser Arbeit wurden theoretisch berechnete Daten verwendet. Ob sich diese Ergebnisse mit realen Verbrauchsdaten bestätigen oder sogar verbessern lassen, bleibt zu überprüfen. Sollte dies der Fall sein, könnte diese Simulationsmethodik beispielsweise Kommunen bei ihrer Energie- und Wärmeplanung unterstützen.

Quellen

- [1] M.Geske M.Engels A.Benz C.Voelker, Impact of Different Input Data on Urban Building Energy Modelling for the German Building Stock, Proceedings of the 18th IBPSA Conference, September 2023
- [2] J.Machowski J.W.Bialek J.R.Bumby, POWERSYSTEM DYNAMICS: Stability and Control Second Edition, John Wiley & Sons, Ltd., 2008
- [3] A.Hoffrichter, Die Bereitstellung und Refinanzierung von Stromerzeugungskapazität, Dissertation TU-Berlin Fakultät VII Wirtschaft und Management, 2021
- [4] T.K.Lee J.U.Kim, A cost-effective and heuristic approach for building energy consumption prediction: BES model calibration and forecasting algorithm, Energy & Buildings, 2024 vol. 303 113800
- [5] Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena), Leitfaden Energetische Gebäudebilanzierung Nach DIN V 18599, Gebäudeforum Klimaneutral, August 2023
- [6] J.A.Fonseca A.Schlueter, Integrated model for characterization of spatiotemporal building energy consumption patterns in neighborhoods and city districts, Applied Energy, 2015 vol. 142 247-265
- [7] L.G.Swan V.I.Ugursal, Modeling of end-use Energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques, Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2009 vol. 13 1819-1835
- [8] J.N.B.Fonseca M.J.N.OliveiraPanão, Monte Carlo housing stock model to predict the energy performance indicators, Energy and Buildings, 2017 vol. 152 503-515
- [9] J.Cipriano G.Mora D.Chemisana D.Pérez G.Gamboa X.Cipriano, Evaluation of a multi-stage guided search approach for the calibration of building energy simulation models, Energy and Buildings, 2015 vol. 87 370-385