

Wärmebedarf komplexer Liegenschaften

Prognosen mit künstlichen neuronalen Netzen – Teil 2



Bei KWK-Anlagen ergibt sich häufig die Situation, dass die Stromerzeugung vorhergesagt werden soll, aber die Anlagen wärmegeführt betrieben werden. Dafür ist in erster Linie eine akkurate Kenntnis des Wärmebedarfs erforderlich. Dieser kann bei komplexen Standorten von sehr unterschiedlichen Einflüssen abhängen. Auf die Grundlagen in Teil 1 aufbauend wird im Folgenden eine Methode zur jährlichen Wärmebedarfsprognose mittels künstlicher neuronaler Netze (KNN) entwickelt. Zusätzlich werden auf Basis von Wetterprognosen und aufgezeichneten Verbrauchsdaten kurzfristige Wärmebedarfsprognosen für den Day-Ahead-Handel erstellt. Es zeigt sich für das Anwendungsbeispiel, dass eine zuverlässige Wärmebedarfsprognose bereits mit einer stündlichen Wetterprognose der Temperatur und der relativen Feuchte möglich ist.

**Dr. Jörg Hermsmeier¹,
Christoph Kausch²,
Gregor Koletzke³,
Dr. Stella Schraps⁴**

¹EWE AG, D-26122 Oldenburg,

²perpendo Energie- und
Verfahrenstechnik GmbH,
D-52066 Aachen,

³EWE AG, D-26122 Oldenburg,

⁴perpendo Energie- und
Verfahrenstechnik GmbH,
D-52066 Aachen

Jahresprognose Wärmebedarf

Der stündliche Wärmebedarf über ein mittleres Jahr soll als Basis für die Bewertung von Betriebsoptimierungen und zur Unterstützung der Bewertung von langfristigen Investitionsentscheidungen heran gezogen werden.

Zur Entwicklung einer allgemeinen Systematik werden die ausgewählten Netzarchitekturen mit den Datensätzen von 2010 bis 2011 in unterschiedlichen Varianten trainiert und mit den Daten aus 2012 validiert. In der ersten Variante wird mit dem 2010 Datensatz trainiert und mit 2012 validiert. In der nächsten Variante wird zuerst mit 2010, dann mit 2011 trainiert und schließlich wird, obwohl es scheinbar keinen systematischen Anstieg im Wärmebedarf über die Jahre gibt, überprüft, ob die Trainingsreihenfolge einen Einfluss hat. Hierbei zeigt sich deutlich, dass es empfehlenswert ist, mit den zeitlich nächsten Daten als erstes zu trainieren.

In Tabelle 1 sind die Ergebnisse des Trainings und der Validierung der drei KNN anhand von historischen jährlichen Wärmebedarfs- und Wetterdaten dargestellt. Die Ergebnisse der umgekehrten Trainingsreihenfolge werden hier nicht dargestellt, da diese durchgängig schlechter ausfallen. Es wird deutlich, dass das Trainieren mit mehreren Jahren sich nicht unbedingt vorteilhaft auf die Prognose auswirkt. Darüber hinaus erweist sich ein Training mit nur dem zeitlich am nächsten liegenden Jahr als beste Variante.

Es kann anhand der beiden festgelegten Kriterien nicht eindeutig bestimmt werden, welches Netz am besten ist. Zur eindeutigen Auswahl wird der prozentuale Anteil am realen Wärmebedarf als gewichtiger eingestuft.

Das beste erzeugte KNN (6HD-6DLY mit Mittelwerte d, 2d, w, m – Training 2011) wird anschließend zur Prognose auf Basis des mittleren Wetterdatensatzes herangezogen. Der mittlere Wetterdatensatz (ohne Niederschlag) wird mit einer Standardanwendung für die Generierung von Wetterdaten zur Gebäudesimulation erzeugt.

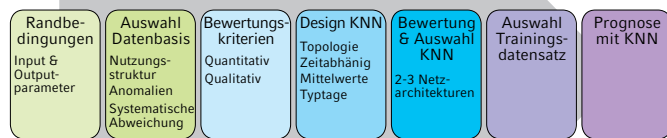
Dabei handelt es sich nicht um ein langjähriges Mittel, sondern um einen Wetterdatensatz mit repräsentativen Monaten, so dass Maxima und Minima der Wetterparameter enthalten sind und nicht heraus gemittelt werden.

In Bild 3 ist die erarbeitete Methodik mit den bereits beschriebenen Schritten noch einmal schematisch dargestellt. Sie muss für jeden Anwendungsfall im Prinzip komplett durchlaufen werden, wobei Erkenntnisse aus vorangegangenen Anwendungen insbesondere in Hinblick auf die Netzarchitektur den Prozess deutlich vereinfachen können.

Tabelle 1: Ergebnisse des Trainings und der Validierung mit unterschiedlichen Netzarchitekturen

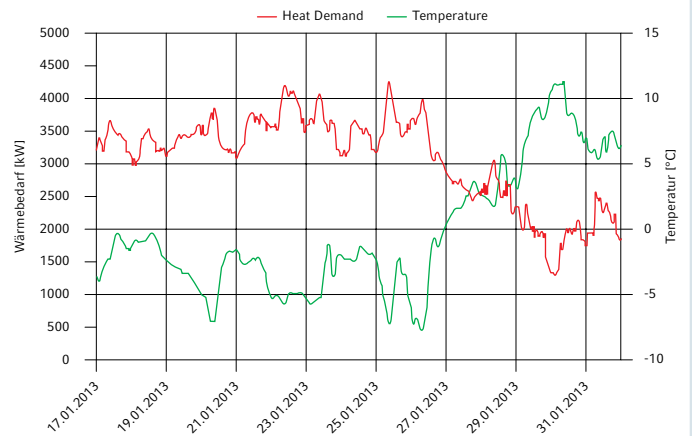
Wärmebedarf [%]	σ [kW]	Trainingsdaten	Netzbezeichnung
100,2	464,5	2011 GLT	6HD-6DLYd-2d-w-m Mittelwerte
99,0	478,8	2011-2010 GLT	6HD-6DLYd-2d-w-m Mittelwerte
98,4	458,2	2011 GLT	6HD-12DLY
98,1	463,2	2011-2010 GLT	6HD-12DLY
98,4	498,7	2011 GLT	6HD-6DLY
98,3	498,4	2011-2010 GLT	6HD-6DLY

3 Schematische Darstellung



Mit KNN entwickelte Methodik zur Wärmebedarfsprognose

4 Wärmebedarf und Temperatur



Darstellung der ausgewählten Testperiode vom 17. Januar 2013 bis 1. Februar 2013

Kurzfristprognose Wärmebedarf

In diesem Schritt wird die Methode erweitert, um auf Basis von Wetterprognosen und aufgezeichneten Verbrauchsdaten kurzfristige Wärmebedarfsprognosen zeitnah erstellen zu können. Diese kurzfristige Wärmebedarfsprognose soll anschließend unter Berücksichtigung der optimalen Betriebsstrategie als Grundlage für die Direktvermarktung dienen. Im Zuge der Erweiterung muss allerdings das bereits beschriebene Verfahren (vgl. Bild 3) neu durchlaufen werden:

Das Training wurde mit den Bedarfs- und Wetterdaten des Jahres 2012 durchgeführt, die Validierung dann mit den Daten des ersten Halbjahres 2013. Neben der mittleren quadratischen Abweichung und der Gesamtsumme des Wärmebedarfs wurden als zusätzliche qualitative Kriterien die Übereinstimmung mit dem gemittelten Wochenlastgang sowie eine explizite Testperiode vom 17. Januar 2013 bis 1. Februar 2013 ausgewählt. Die Testperiode zeichnet sich durch starke Temperaturschwankungen zwischen $-7,9^{\circ}\text{C}$ und $11,2^{\circ}\text{C}$ aus. Der gemittelte Wochenlastgang zeigt, wie gut der typische Tagesverlauf abgebildet wird, während die explizite Testperiode zeigen soll, ob Wetterschwankungen ebenfalls abgebildet werden. In Bild 4 ist ein direkter Zusammenhang zwischen der Temperatur und dem Wärmebedarf zu erkennen, allerdings wird auch deutlich (z. B. am Verhalten 21. und 22.02.), dass es darüber hinaus andere Einflussfaktoren gibt.

Das Verfahren wird mit historischen Wetterdaten entwickelt und erprobt, soll aber in der Praxis auf Wetterprognosen angewendet werden. Neben der hier ermittelten Prognosegüte kommt es zu einer zusätzlichen Abweichung auf Grund der Unterschiede zwischen realen und prognostizierten Wetterdaten. Eine Abschätzung dieser Abweichung ist nicht möglich, da Anbieter von Wetterdatenprognosen keine Angaben zu der Genauigkeit der Prognosen der einzelnen Parameter machen.

Es werden bei der Entwicklung wiederum unterschiedliche Inputs, Topologien und Verknüpfungen betrachtet, um

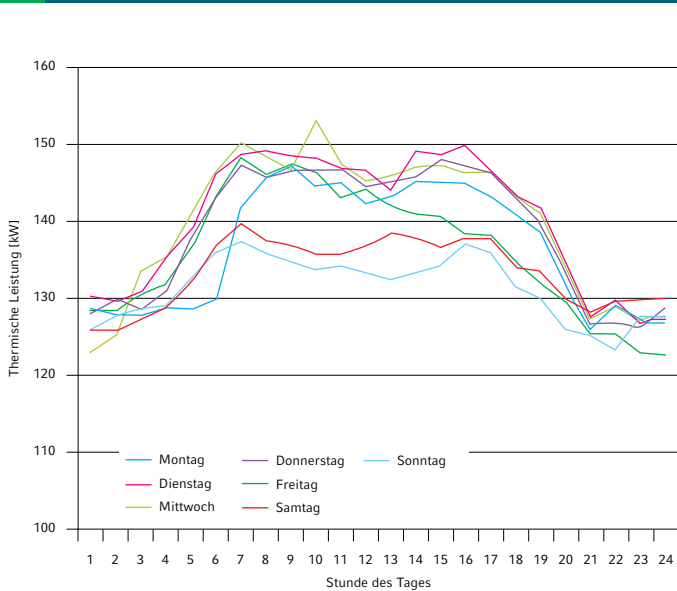
möglichst gute Netze für die 24-h-Wärmebedarfsprognose anhand von Wetterprognosen und historischen Verbrauchsdaten zu identifizieren. Im Gegensatz zum vorherigen Entwicklungsschritt stehen nun reale Wärmebedarfsdaten der nächsten Vergangenheit zur Verfügung. Betrachtet werden zunächst die Wetterprognosedaten, die Mittelwerte der Temperaturprognosen und des Wärmebedarfs als Inputparameter (mtemp, mheat) und die Zeitabhängigkeit des Wärmebedarfs (DLY).

Diese Variationen liefern im Falle von Temperaturschwankungen keine zufriedenstellende 24-h-Prognose. Die explizite Zwei-Wochen-Testperiode weist bei allen Ansätzen starke Schwankungen auf, obwohl die mittlere Woche eine gute Übereinstimmung zeigt und die Summe des Wärmebedarfs und die Standardabweichung in akzeptablen Bereichen liegen. Die Güte der 24-h-Prognose wird durch die untersuchten Faktoren und eine Änderung der Netztopologie nur geringfügig beeinflusst.

Aus diesem Grund werden zwei Ansätze basierend auf Typtagen verfolgt. Im ersten Ansatz wird der relative Wärmebedarf als Input hinzugefügt. Der durchschnittliche Wärmebedarf des Vortages bzw. der Sieben-Tage-Periode ab dem Vortag wird vom Wärmebedarf abgezogen. Der resultierende relative Wärmebedarf wird dann bzgl. charakteristischer wochentagesspezifischer oder jahreszeitlicher Verläufe untersucht. Im zweiten Ansatz wird der normierte Wärmebedarf für Typtage als Input (nHeat) verwendet. Die Idee dieses Ansatzes besteht darin, dass neben dem Wärmebedarf zu Heizzwecken gerade bei wärmeren Außentemperaturen ein Wärmebedarf aus der Entfeuchtung bei Klimatisierung (z. B. Laborgebäude) entsteht. Der normierte Wärmebedarf wurde wie folgt berechnet:

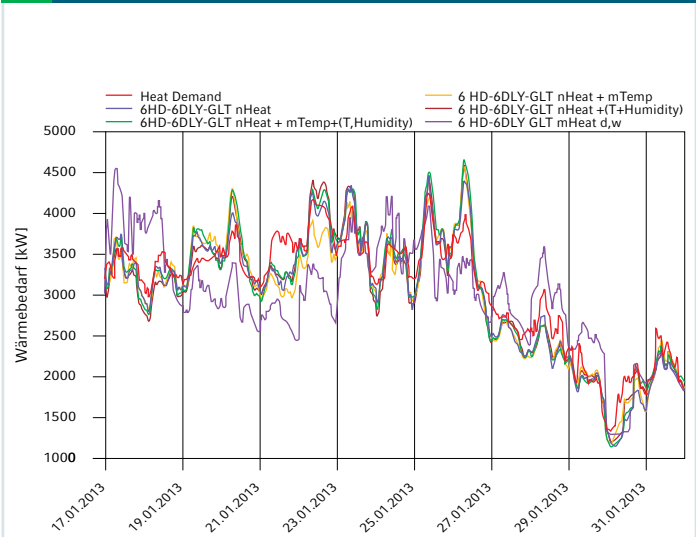
■ Wenn $T < 18^{\circ}\text{C}$ dann $Q_N = Q / (21^{\circ}\text{C} - T)$,
sonst $T \geq 18^{\circ}\text{C}$; dann $Q_N = Q / (H(T, \phi=100\%) - H(T, \phi=0\%))$
wobei ϕ die relative Feuchte und H die Enthalpie sind.

5 Normierter Tageslastgang der Wochentage



Darstellung am Beispiel des Winters 2012: Die Ergebnisse der Analyse verschiedener Netztopologien unter Berücksichtigung der normierten Typtage als Input sind in Tabelle 2 dargestellt.

6 Explizite Testperiode



Vom 17. Januar 2013 bis 1. Februar 2013 erfolgte eine Testperiode mit unterschiedlichen Ansätzen und Input-Parametern

Trotz der überwiegend akzeptablen Ergebnisse bezogen auf die Summe des Wärmebedarfs und die Standardabweichung weist die explizite Zwei-Wochen-Testperiode jedoch auch bei den Ansätzen mit Typtagen basierend auf dem relativen Wärmebedarf starke Schwankungen auf.

Bei dem Ansatz der Typtaggenerierung auf Basis des normierten Wärmebedarfs ergeben sich Typtagesverläufe je Wochentag, die im Winter einen sehr einheitlichen Verlauf aufweisen und zum Sommer hin, wo die Entfeuchtung eine gewichtigere Rolle spielt, undeutlicher werden. Zur weiteren Verwendung in den KNN wird für die Sommermonate (6, 7, 8) ein Normierter Typtag gebildet (Mittelwert aus allen Wochentagen). Für den Winter (Monate 12, 1, 2) sind drei Typtage erkennbar (Montag, Dienstag - Freitag, Samstag + Sonntag jeweils gemittelt) und für die Übergangszeit (Monate 3, 4, 5 und 9, 10, 11) gibt es zwei Typtage (Mon-

tag - Freitag, Samstag + Sonntag jeweils gemittelt). In Bild 5 sind beispielhaft die normierten Tageslastgänge der verschiedenen Wochentage im Winter für das Jahr 2012 gezeigt. Die drei unterschiedenen Typtage (Montag, Dienstag - Freitag, Samstag + Sonntag) sind klar erkennbar. Auf eine weitergehende Differenzierung durch die Hinzunahme von zusätzlichen Typtagen (z. B. Freitag) wurde aus Komplexitätsgründen verzichtet.

Die Gesamtsumme des Wärmebedarfs wird in allen vier betrachteten Varianten um ca. 4 bis 5 % unterschätzt. Die mittlere quadratische Ab-

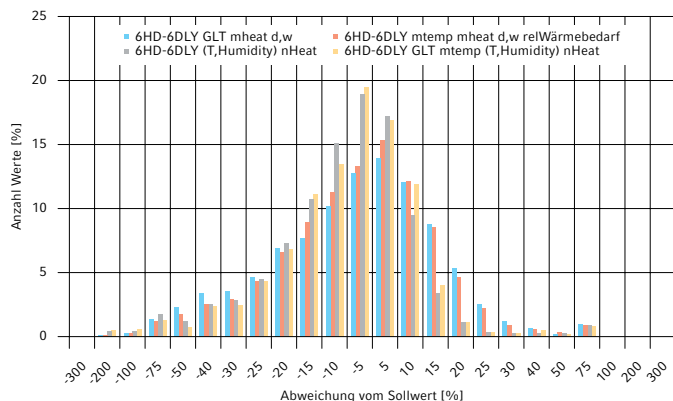
weichung ist bei dem Ansatz mit normiertem Wärmebedarf deutlich geringer als bei anderen Ansätzen, was sich auch in der qualitativen Bewertung bzgl. der Testperiode widerspiegelt (vgl. Bild 6). Die Varianten, bei denen lediglich die Temperatur und die relative Feuchte an Wetterdaten benötigt werden, sind gleichwertig mit den Varianten, an denen die kompletten Wetterdaten zum Einsatz kommen und daher auf Grund der weniger benötigten Wetterprognosedaten und geringeren Komplexität zu bevorzugen.

Die Bilder 6 und 7 verdeutlichen die erheblich bessere Prognose mit dem Typtagesansatz basierend auf dem normierten Wärmebedarf im Vergleich zu den vorherigen Ansätzen. In Bild 6 ist die Zwei-Wochen-Testperiode für die Prognose mittels der vier Varianten mit normiertem Wärmebedarfen sowie dem besten Netz ohne Typtagesansatz dargestellt. Der tatsächliche Wärmelastgang wird viel besser nachgebildet als vorher. In Bild 7 ist ein Histogramm der stündlichen relativen Abweichungen für das beste Netz ohne Typtagesansatz, einem Netz basierend auf Typtagen aus dem relativen Wärmebedarf und den zwei besten Varianten des Ansatzes mit normiertem

Tabelle 2: Ergebnisse des Trainings und der Validierung für die 24 h Wärmebedarfsprognose

Wärmebedarf [%]	σ [kW]	Trainingsdaten	Netzbezeichnung
95,7	232,7	2012 GLT	6 HD-6DLY mtemp nHeat
95,0	249,7	2012 GLT	6 HD-6DLY nHeat
95,4	230,0	2012 GLT	6 HD-6DLY (T, Humidity) nHeat
95,9	228,9	2012 GLT	6 HD-6DLY mtemp (T, Humidity) nHeat

7 Histogramm



Darstellung der stündlichen relativen Abweichungen für unterschiedliche Ansätze über den Validierungszeitraum

Wärmebedarf dargestellt. Es ist klar erkennbar, dass die beiden KNN mit normiertem Wärmebedarf ein deutlich schärferes Profil verursachen, was sich letztlich in der besseren Prognose widerspiegelt.

Der Ansatz mit normiertem Wärmebedarf liefert also mit nur sechs unterschiedlichen Typtagen eine geeignete Möglichkeit, 24-h-Wärmebedarfsprognosen für den Wärmebedarf der Uni Oldenburg zu erstellen.

Fazit und Schlussfolgerungen

Es wurde ein Verfahren zur jährlichen Wärmebedarfsprognose mittels KNN anhand des Beispiels der Uni Oldenburg erarbeitet. Der Wärmebedarf für 2012 konnte auf 99 % genau mit einer Standardabweichung von 620 kW vorhergesagt werden.

Es sollten möglichst viele der hier betrachteten Wetterparameter in das neuronale Netz einfließen. Die Gewichtung der Kanten durch das Training sollte das „Aussortieren“ von Parametern überflüssig machen.

Die Netztopologie lässt sich nicht a priori festlegen, und das Design einer geeigneten Netzarchitektur ist eher „Bauchsache“. Das ist einer der Hauptkritikpunkte zur Nutzung von KNN in diesem Verfahren, aber auch in der Literatur. Bei dem vorgestellten Verfahren müsste bei Anwendung auf ein anderes Beispiel ein geeignetes neues Netz entwickelt werden.

Eine Analyse des Wärmebedarfs (mit einer Witterungsbereinigung nach VDI 3807) wird im Vorfeld dringend empfohlen, da so mögliche Nutzungsänderungen und Anomalien deutlicher erkennbar werden. Bei der Kurzfristprognose empfiehlt sich ebenfalls eine periodische Überprüfung der zugrunde liegenden Bedarfsdaten. Bei wesentlichen Nutzungsänderungen oder Erweiterungen müsste das beschriebene Verfahren neu durchgeführt werden.

Die Auswahl der Trainings und Validierungsdaten sollte von der Analyse des Wärmebedarfs abhängig gemacht werden. Bei eventuellen Nutzungsänderungen ist ein Training mit den zeitlich am nächsten an dem Prognosezeitraum liegenden Daten als erstes zu empfehlen (Für die Prognose 2012, das Training mit 2011). Frühere Jahre als Trainingsdaten sind schrittweise hinzuzufügen und auf Verbesserung zu prüfen.

Es konnte darüber hinaus mittels normierten Wärmebedarfs ein Verfahren erarbeitet werden, das eine geeignete Möglichkeit liefert, 24-h-Wärmebedarfsprognosen für den Wärmebedarf der Uni Oldenburg zu erstellen.

Alternative Ansätze mittels gemittelten historischen Bedarfsdaten und Typtagen auf Basis von relativen Wärmebedarfsdaten konnten insbesondere hinsichtlich des Kriteriums der Zwei-Wochen-Testperiode nicht überzeugen.

Eine zuverlässige 24-h-Wärmebedarfsprognose ist bereits mit einer stündlichen Wetterprognose der Temperatur und der relativen Feuchte möglich. Der gewählte Ansatz benötigt allerdings in dem Fallbeispiel der Uni Oldenburg die relative Feuchte, da im Sommer und der Übergangszeit der Wärmebedarf teilweise durch die Entfeuchtung bestimmt wird.

Bei reinem Wärmebedarf wäre ein Ansatz rein auf Grund der Temperaturprognose denkbar.

Als Trainingsdatensatz wird mindestens ein vollständiges Jahr empfohlen, da nur so der jahreszeitliche Einfluss systematisch trainiert werden kann. Die Typtagbildung sowie die Berechnung der normierten Wärmebedarfsdaten benötigt ebenfalls eine aussagefähige Periode, um repräsentativ zu sein. Auch dafür erscheint es sinnvoll, ein volles Jahr zugrundezulegen.

Literatur

- [1] Hippert, H. S.; C. E. Pedreira; R. C. Souza: Neural networks for short term load forecasting: A review and evaluation. IEEE Trans. Power Syst., vol. 16, no. 1, pp. 44 - 55, 2001
- [2] Bakker, V.; A. Molderink; J. Hurink; G. Smit: Domestic heat demand prediction using neural networks. In 19th International Conference on System Engineering, IEEE, pp. 389 - 403, 2008
- [3] Scherer, A.: Neuronale Netze – Grundlagen und Anwendungen. Braunschweig, Wiesbaden, Vieweg, 1997
- [4] Russell, S.; P. Norvig: Artificial Intelligence – A modern approach. Englewood Cliffs, Prentice-Hall, 1995