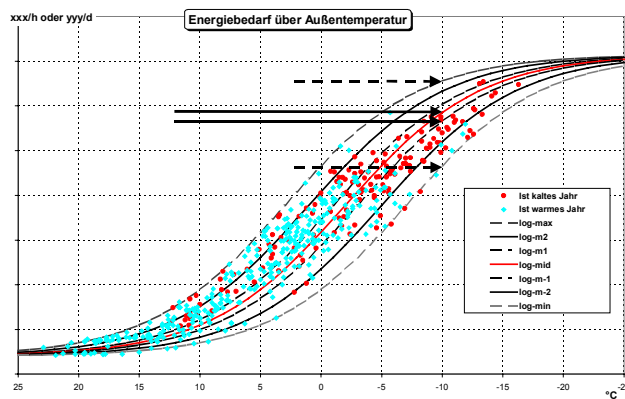
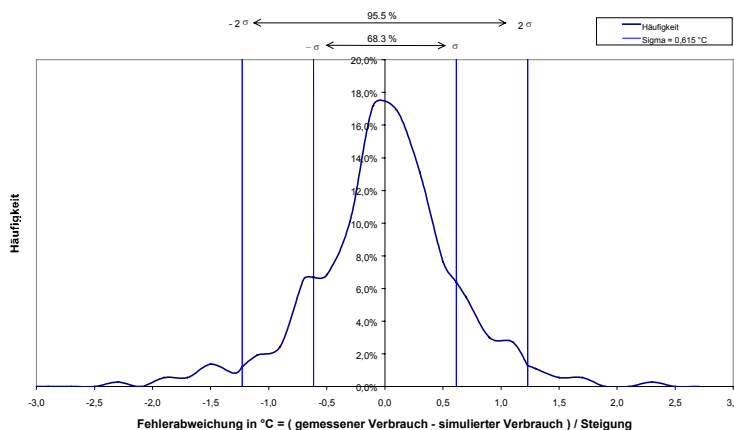
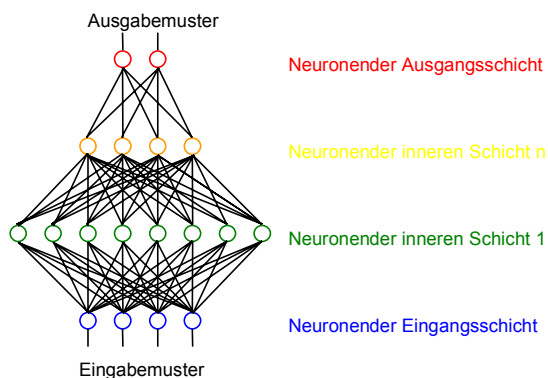




Vorhersage des Gasbedarfes (Gasbedarfsprognose)



H. Bauer, R.D. Brandt, J. Jäschke, V. Müller, M. Paulus

Vorhersage des Gasbedarfes (Gasbedarfsprognose)

Gliederung:

1	Einleitung.....	2
1.1	Prognose.....	2
1.2	Prognosefehler.....	3
1.3	Zeiträume.....	3
1.4	Verbrauchermerkmale	4
1.5	Anwendung.....	4
2	Einflussgrößen.....	5
3	Prognoseverfahren.....	5
3.1	Trendverfahren	5
3.2	Vergleichsverfahren	6
3.3	Hochrechnungsverfahren	6
3.4	Regressionsverfahren.....	7
3.5	Künstliche neuronale Netze	8
3.6	Zeitreihen, Extrapolation.....	9
3.7	Simulierter Verbrauch	10
3.8	Sonstige.....	12
4	Anpassungs-Algorithmen	13
4.1	Langfristige Anpassung	13
4.2	Kurzfristige Anpassung	13
5	Auswahl bei gleichzeitiger Anwendung	13
6	Automatisierung	14
7	Fachliteratur (Auszug).....	14

1 Einleitung

1.1 Prognose

Unter dem Begriff Prognose wird in diesem Beitrag die Vorhersage des Gasbedarfes für einen in der Zukunft liegenden Zeitraum verstanden. Den gängigen Prognoseverfahren liegen in der Regel Modelle zugrunde, die die zu prognostizierenden Bedarfswerte in Beziehung zu den im Modell festgelegten Eingangsgrößen setzen wie beispielsweise zu Wetterdaten und -vorhersagen oder Kenntnisse über das erwartete Verbrauchsverhalten bestimmter Kunden.

Grundsätzlich gilt, dass die Vorhersagegenauigkeit dieser Eingangsgrößen die Genauigkeit der Prognose in erheblichen Maße beeinflusst, d.h. je besser die zur Verfügung stehenden Vorhersagen der Eingangsgrößen (z.B. die Wettervorhersage), desto geringer ist der Prognosefehler. In räumlich ausgedehnten Versorgungsgebieten führt eine Aufteilung dieses Gebietes in einzelne, separat (mit eigenen Eingangsgrößen) prognostizierte Regionen im allgemeinen zu einer verbesserten Prognose des Gesamtbedarfes.

1.2 Prognosefehler

Als Prognosefehler ΔQ wird der Betrag der Abweichung des prognostizierten (Q_{Soll}) vom tatsächlich eingetroffenen Wert (Q_{Ist}) definiert: $\Delta Q = |(Q_{\text{Soll}}) - (Q_{\text{Ist}})|$.

Der Prognosefehler setzt sich zusammen aus dem Modellfehler und dem Fehler, der sich aus der Verwendung fehlerbehafteter Eingangsgrößen (z.B. der Wettervorhersage) ergibt. Der Modellfehler kann dadurch bestimmt werden, dass als Eingangsgrößen tatsächliche (als fehlerfrei angenommene) Messwerte an Stelle von Vorhersagewerten verwendet werden und damit nachträglich eine Prognose erstellt wird, die mit den tatsächlich eingetretenen Werten verglichen werden kann. Mit dem Modellfehler ist ein Vergleich unterschiedlicher Prognoseverfahren möglich. Soll die Tauglichkeit des gewählten Modells für Bedarfsprognosen beurteilt werden, so ist zusätzlich die Vorhersageunsicherheit der Eingangsgrößen in Betracht zu ziehen.

Häufig werden relative Fehler der Form $\frac{\Delta Q}{Q_0}$ angegeben, wobei die Wahl der Bezugsgröße

Q_0 von entscheidender Bedeutung ist:

Üblicherweise gilt als Bezugsgröße Q_0 der tatsächlich erreichte Bedarf, womit die Qualität aktueller Prognosen beurteilt werden kann. Je nach Anwendungsfall werden auch andere Bezugsgrößen verwendet, die aber ausdrücklich genannt werden müssen. Wird beispielsweise als Q_0 der Maximalbedarf (z.B. bei -12°C) gewählt, so ergeben sich relative Fehler in der Größenordnung von 3-5%.

Eine weitere Möglichkeit der Darstellung ist eine Normierung auf die Steigung einer geeigneten Geraden:

$$\Delta T: \quad \frac{\Delta Q}{m} \quad (\text{vergleiche auch Abbildung 5}).$$

Durch diese Methode wird die Mengenunsicherheit in eine Temperaturunsicherheit umgerechnet. Umgekehrt kann mit dieser Beziehung auch eine bekannte Temperaturunsicherheit z.B. der Wettervorhersage in eine Mengenunsicherheit umgerechnet werden. Siehe auch Abbildung 6.

1.3 Zeiträume

Je nach dem zu prognostizierenden Zeitbereich unterscheidet man:

- kurzfristige Prognosen Stundenwerte für bis zu 72 Stunden in die Zukunft
 - mittelfristige Prognosen Stunden-/Tageswerte für bis zu 7 Tage in die Zukunft
 - langfristige Prognosen Tages-/Monats-/Jahreswerte ab 7 Tage in die Zukunft
- (Die angegebenen Zeitstufen sind beispielhaft.)

Für die einzelnen Zeitstufen können unterschiedliche Verfahren eingesetzt werden. Einige Verfahren sind prinzipiell für alle betrachteten Zeitstufen geeignet, wobei die gleichen Eingangsgrößen, jedoch in unterschiedlicher Zeitaufösung verwendet werden.

1.4 Verbrauchermerkmale

Das künftige Verbrauchsverhalten wird bestimmt durch:

- Die Verbrauchsstruktur wie z.B.
 - Haushalte und Kleinabnehmer (HuK)
 - Gewerbe
 - Industrie mit Produktions- und/oder Heizgasanteil
- Die Infrastruktur (technische und vertragliche Bedingungen) wie z.B.
 - Speicher (Röhren-, Netz-, Untergrundspeicher bzw. Speicherverträge)
 - peak shaving Anlagen
 - bi- oder multivalente Versorgung
 - mehrere Vorlieferanten
 - unterbrechbare Abgabeverträge

Für langfristige Prognosen ist der Einfluss von wirtschaftlichen, technologischen und politischen Aspekten wie beispielsweise das Kaufverhalten oder die Preispolitik bezüglich des Wettbewerbes zwischen Erdgas und anderen Energieträgern nicht vorhersehbar und kann deshalb nicht in vollem Umfang mit den nachfolgenden Prognoseverfahren ermittelt werden.

1.5 Anwendung

Die Prognose dient als Grundlage für die Planung künftiger Versorgungszeiträume und ist darum die Basis für jede höhere Betriebsführungsfunktion (siehe Abbildung 1):

- Disposition (Bedarfsdeckung)
- Steuerfahrplan (Vorgaben für Netzführung)
- Simulation (technische und wirtschaftliche Betrachtungen für Transport, Verteilung und Speicher)
- Optimierung (Vertragsoptimierung, Betriebskostenoptimierung usw.)

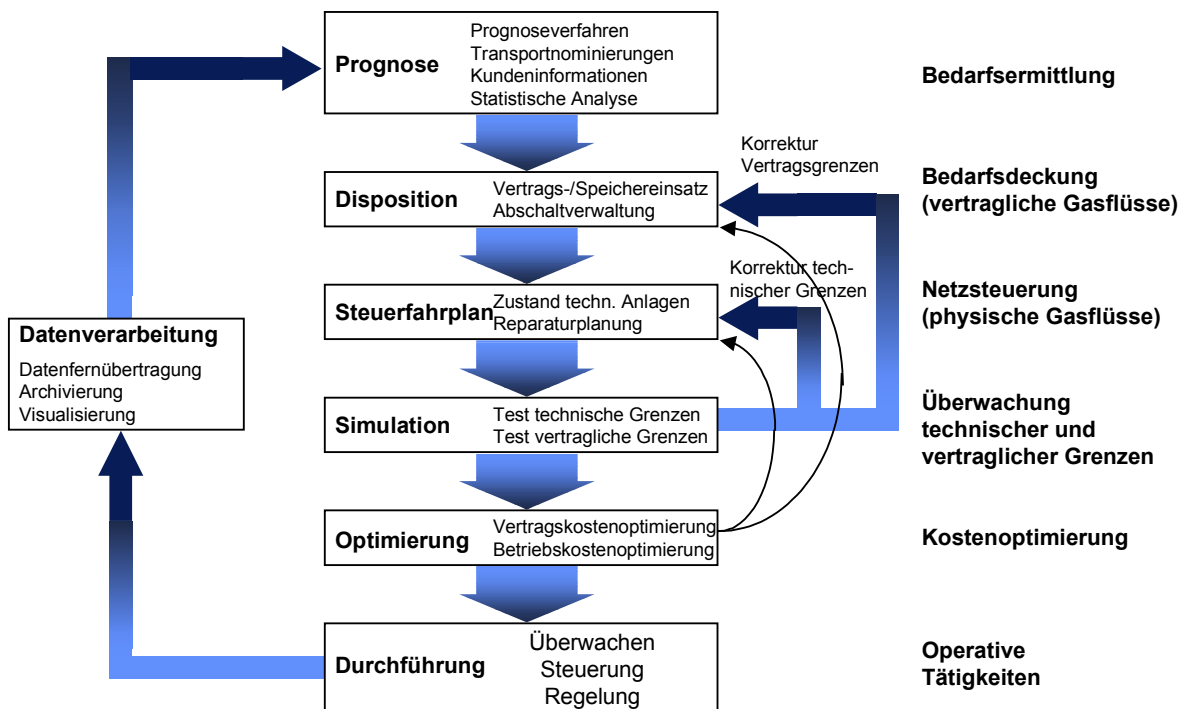


Abbildung 1

2 Einflussgrößen

Es gibt äußere Einflussgrößen und individuelles Kundenverhalten, die sich sowohl direkt als auch indirekt auf den künftigen Gasbedarf auswirken (siehe Tabelle 1).

	direkt, sofort		indirekt, langsam
Äußerer Einfluss	Meteorologie	<ul style="list-style-type: none"> - Temperatur (Luft- und Erdboden) - Globalstrahlung - Windgeschwindigkeit - Niederschlag 	<ul style="list-style-type: none"> - Gebäude- und Gerätetechnik - Neubauten
Kunden-Verhalten	Lebensweise, individuelles Verhalten	<ul style="list-style-type: none"> - Tagestyp - Jahreszeit - Ferienzeit - Ereignisse (Veranstaltungen usw.) - Spezielle Vorhersagen des Bedarfes 	<ul style="list-style-type: none"> - Energiesubstitution - Neuanschlüsse - Abgänge - Preisentwicklungen
	Produktionsweise	<ul style="list-style-type: none"> - Tagestyp - Jahreszeit - Ferienzeit - Ereignisse (Veranstaltungen usw.) - Spezielle Vorhersagen des Bedarfes - auftragsabhängig - alternative Energiedeckung 	<ul style="list-style-type: none"> - wirtschaftliche und technische Neuerungen - Vertragsänderungen - Preisentwicklungen

Tabelle 1: Einflussgrößen auf den Gasbedarf

Begrenzend für die Güte der Bedarfsprognose ist die Vorhersagegenauigkeit der im Prognosemodell verwendeten Einflussgrößen. Für ein Prognosemodell sind daher nur die Einflussgrößen zu verwenden, die mit hinreichender Genauigkeit vorhergesagt werden können, was in der Regel zu einem einfacheren Modell führt. Neben den Anforderungen an die Vorhersagbarkeit der benutzten Einflussgrößen müssen diese messbar (bzw. quantitativ erfassbar) sein und dem Prognoseverfahren unmittelbar zur Verfügung stehen.

3 Prognoseverfahren

3.1 Trendverfahren

Unter Trendverfahren werden ganz allgemein Algorithmen verstanden, die lediglich auf bereits vorhandene Istwerte zurückgreifen, d. h. für die Zukunft bereits „vorprognostizierte“ Werte (z. B. Wetterdaten) werden nicht berücksichtigt. Klassische Beispiele für Trendverfahren sind gleitender Mittelwert, Mittelwert eines festliegenden rückwärtigen Intervalls (z. B. Durchschnitt der letzten 7 Tage) usw.; es gibt aber auch noch wesentlich kompliziertere Konstruktionen.

In der Energiewirtschaft tauchen im allgemeinen lediglich die erst genannten Beispiele auf, wozu natürlich auch die simple Fortschreibung des zuletzt aktuellen Wertes gehört. Zu den komplizierteren Lösungen gehören in diesem Zusammenhang auch einfaches Weiterschreiben von kompletten Tages- oder Stundenprofilen.

3.2 Vergleichsverfahren

Für kurz- und mittelfristige Prognosen ist das Vergleichsverfahren geeignet, bei dem z.B. die Abgabewerte des aktuellen Tages mit denen eines Referenztages verglichen werden. Die Grundlage dieses Prognosemodells bilden Referenztage aus der Vergangenheit mit folgenden Daten:

- 24 Stundenwerte der Abgabe
- Tagesabgabe
- Datum
- Tagesklasse (z.B. Tagesklasse 2 ⇒ Montag; Tagesklasse 1 ⇒ Di, Mi, Don)
- mittlere Tagestemperatur
- Abschaltung unterbrechbar beliefener Kunden (J/N)
- Windgeschwindigkeit (optional)
- Luftfeuchte (optional)

Die Daten werden in einer Datenbank abgelegt und können über entsprechende Funktionen selektiert werden. Die Prognose mit Hilfe eines Referenztages lässt sich über folgende Formel relativ einfach durchführen:

$$Q_{ADP(i)} = \frac{\sum_{n=1}^i Q_{ADTn}}{\sum_{n=1}^i X_n}$$

i ist die aktuelle Stunde

$Q_{ADP(i)}$ Prognose der Tagesabgabe zur Stunde i

Q_{ADTn} Stundenabgabe der Stunde n (Istwerte bis zur aktuellen Stunde i)

X_n relativer Anteil der Stundenabgabe an der Tagesabgabe des Referenztages zur Stunde n

Beispiel $n=1$:
$$X_1 = \frac{\text{Stundenabgabe}(06:00 - 07:00 \text{ Uhr})}{\text{Tagesabgabe}}$$

Über diese Aufteilung lassen sich aus der prognostizierten Tagesabgabe die erwarteten Stundenwerte ($Q_{STD(k)}$) unter der Annahme, dass sich der laufende Tag wie der ausgewählte Vergleichstag verhält, errechnen:

$$Q_{STD(k)} = Q_{ADP(i)} \cdot X_k \quad (1 \leq k \leq 24)$$

Die Vergleichstagsprognose wird in unterschiedlichen Varianten angewandt. So ist es möglich, nicht nur einen Referenztag für die Prognose heranzuziehen, sondern z.B. den arithmetischen oder gewichteten Mittelwert aus mehreren Tagen.

Die Güte der Vergleichstagsprognose hängt sehr stark von der Auswahl des Referenztages ab. Dabei wird vom Anwender ein hohes Maß an Erfahrung gefordert.

3.3 Hochrechnungsverfahren

Im klassischen Sinne benutzt man den Begriff Hochrechnung eigentlich eher dann, wenn eine repräsentative oder echte (d.h. zufällige) Stichprobe zugrunde liegt. In der Energiewirtschaft wird meistens die Berücksichtigung vorhandener Istwerte innerhalb eines Intervalls zur Hochrechnung auf den zugehörigen Wert des Gesamtintervalls verstanden (z. B. die abgelaufenen Stunden des aktuellen Tages zur Bestimmung der Tagesmenge). Als einfaches Verfahren sei hier die Adjustierung des momentanen Tages- (oder Monats-) planwertes genannt, indem die bereits vorliegenden Istwerte (Stunden bzw. Tage) den Planwert nach

oben oder unten korrigieren. In den Begriff Hochrechnungsverfahren lässt sich aber ziemlich viel hinein interpretieren, da im Grunde genommen jede Prognose eine Hochrechnung ist.

3.4 Regressionsverfahren

Statistische Zusammenhänge zwischen Gasbedarf und meteorologischen Einflüssen sind seit langem bekannt [1]. So hängt beispielsweise der tägliche Gasbedarf näherungsweise linear von der jeweiligen Tagesmitteltemperatur ab:

$$Q = Q_0 + m \times T_m$$

wobei T_m meist auf Temperaturen unterhalb von 16°C beschränkt wird.

Für eine Bedarfsprognose ist dieses sehr einfache Modell jedoch zu ungenau, so dass es Verfeinerungen bedarf. Deutliche Verbesserungen sind erreichbar durch die Berücksichtigung weiterer Einflussgrößen wie des Wochentages, der Tagesmitteltemperatur des Vortages, der Globalstrahlung, der Windgeschwindigkeit usw.

Die Gasbedarfsermittlung für Kunden mit besonderem Verbrauchsverhalten wie Industriekunden oder Kunden, die unterbrechbar beliefert werden, kann mit dem Regressionsverfahren zu falschen Ergebnissen führen. Diese Liefermengen müssen gesondert betrachtet werden, um Verfälschungen bei der Regressionsanalyse zu vermeiden.

In allgemeiner Form kann damit folgende Regressionsgleichung formuliert werden:

$$Q = \sum_i f(E_i), \quad \text{wobei } f(E_i) \text{ eine Funktion der jeweiligen Einflussgröße } E_i \text{ ist.}$$

In den meisten Fällen genügt ein linearer Ansatz der Form

$$Q = \sum_i [q_{0i} + m_i \times E_i], \text{ der vereinfacht werden kann zu}$$

$$Q = Q'_0 + M' \times E' \quad \text{mit } Q'_0 = \sum_i q_{0i} \text{ und } M' \times E' = \sum_i [m_i \times E_i].$$

Welche Einflussgrößen zur Bestimmung der Regressionsgleichung verwendet werden, hängt neben der Verfügbarkeit und Güte der Daten auch von der Aufgabenstellung ab. Je mehr Einflussgrößen verwendet werden, um so genauer werden die Regressionsergebnisse. Aus pragmatischen Gründen wird im allgemeinen ein einfacheres Modell mit hinreichend genauen Ergebnissen verwendet. In Abbildung 2 wurden nur Werkstage (Mo - Fr) und die Temperatur des Vortages zur Verkleinerung der Streuung einbezogen.

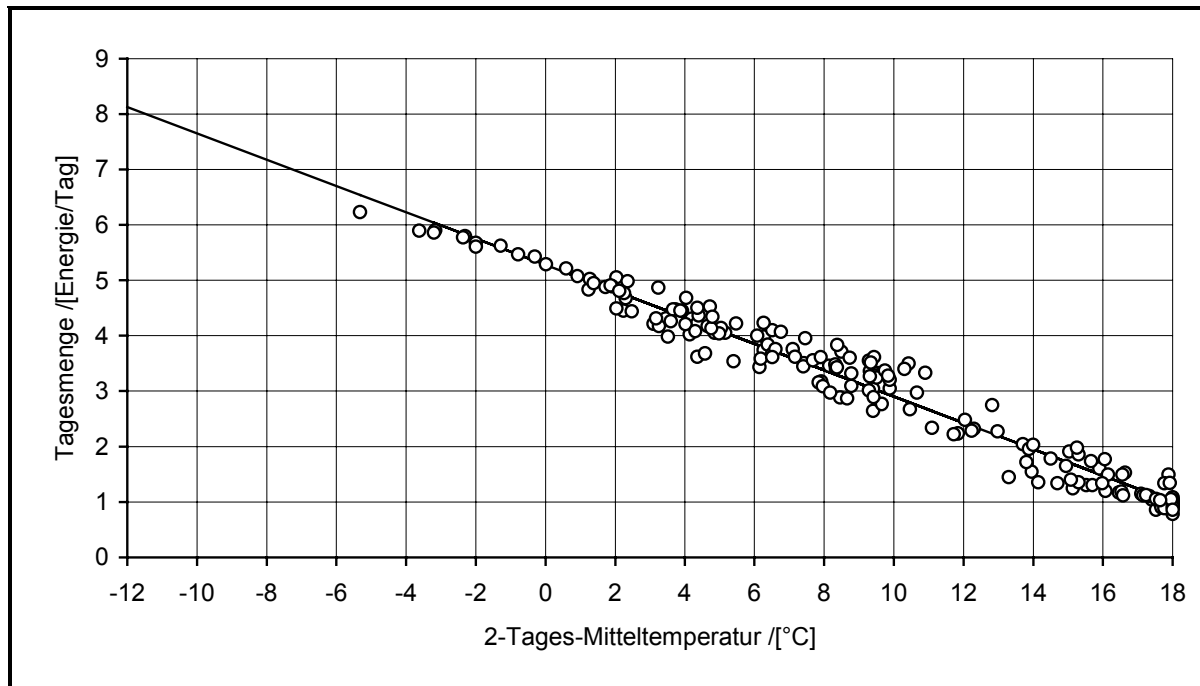


Abbildung 2: Regressionsgerade eines Gasversorgungsunternehmens

Der Korrelationskoeffizient r , gelegentlich fälschlicherweise als Maß für den Fehler verwendet, liefert ein Maß für die Qualität des verwendeten Modells. Bei einem Korrelationskoeffizienten von 1 ist das Modell ideal (siehe auch Abbildung 4).

3.5 Künstliche neuronale Netze

Mit Hilfe der Neuroinformatik wird versucht, die "biologische Intelligenz" durch künstliche "neuronale Netzwerke" nachzubilden. Aus einer Vielzahl von Modellansätzen für künstlich neuronale Netze sind mehrstufige Netzwerke für den Einsatz zur Gasbedarfsprognose die zur Zeit geeignetsten. Diese strukturierten Netzwerke besitzen mehrere hintereinandergeschaltete Neuronenschichten. Dabei bildet die erste Schicht die Eingangsschicht (Eingabemuster), von der jedes Neuron mit jedem Neuron der nächsten Schicht (Innere Schicht) verbunden ist. Diese Verbindungen werden bis zur Ausgangsschicht fortgesetzt (siehe Abbildung 3).

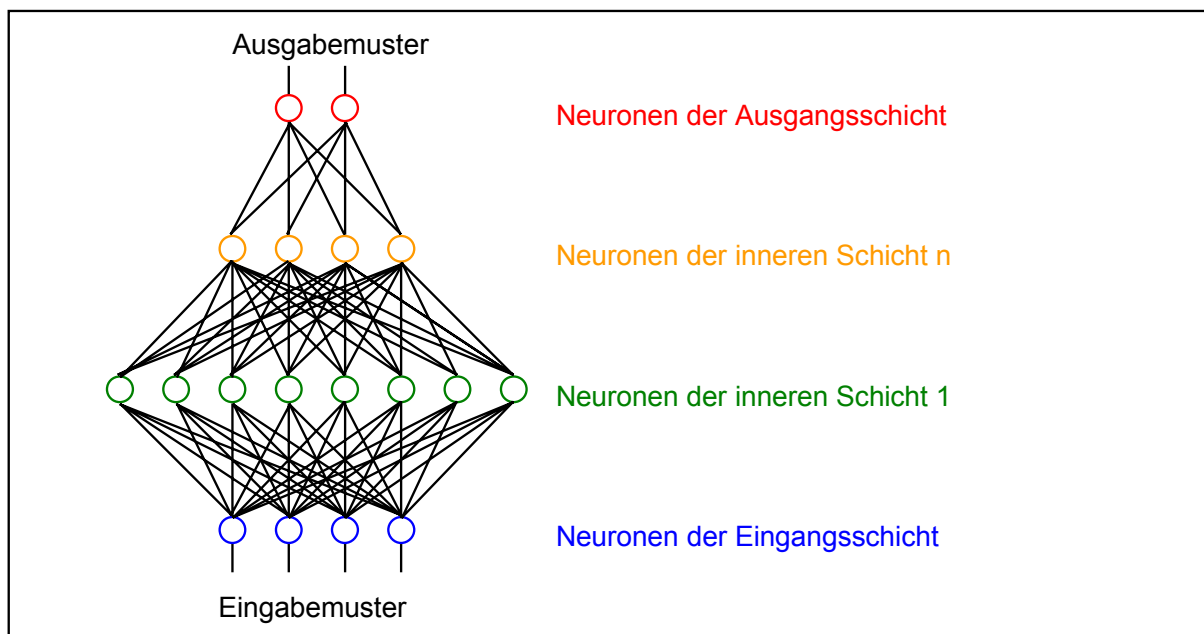


Abbildung 3: mehrstufiges Neuronales Netz

Das Netzwerk ist so geschaltet, dass die Informationen einer Neuronenschicht teilweise auf die jeweils nächste Neuronenschicht transformiert wird. Diese vorwärtsgekoppelten (feed-forward-) Netzwerke besitzen wegen der zwischengeschalteten inneren Schichten keine direkte Rückkopplung zwischen Eingang und Ausgang. Aus diesem Grund sind die Zustände der inneren Neuronenschichten nicht direkt von außen beeinflussbar. Zur Einstellung eines solchen Netzwerkes sind Lernprozesse erforderlich. Dabei werden zu unterschiedlichen Eingangsmustern die jeweils passenden Ausgangsmuster präsentiert, auch Training genannt.

Zum Trainieren für mehrstufige Netze ist der Backpropagation-Algorithmus (Fehlerrückführungs-Methode) die momentan meist eingesetzte Lernmethode. Günstig ist der mathematische Formalismus (Gradienten-Abstiegsmethode), der bei jedem gewählten Netz anwendbar ist. Nachteil ist die sehr hohe Anzahl von Lernschritten, die mit einer sehr großen Rechenzeit und damit mit einer hohen Hardwareperformance verbunden sind.

Vorteil des Verfahrens der Gasbedarfsprognose mittels künstlicher neuronaler Netze ist die Fähigkeit zum Lernen sowie die Fehlertoleranz. Nachteilig ist die nur mittelbare Beeinflussung durch empirische Veränderungen der internen Verschaltungen des neuronalen Netzwerkes. Darüber hinaus existieren bei Backpropagation keine theoretischen Anweisungen für Prognoseanwendungen, so dass die Lernphase nur durch experimentelle Verifikation bestimmt werden kann.

3.6 Zeitreihen, Extrapolation

Die meisten Prognoseverfahren sind Anwendungsbeispiele aus dem Gebiet der Zeitreihen (Zeitreihenanalyse). In der Energiewirtschaft – aber auch anderweitig – haben sich unter nicht ganz korrekter Bezeichnungsweise leider einige spezielle Verfahren dieses Gebiets unter dem Begriff "Zeitreihenverfahren" eingebürgert. Als Begriffe tauchen dann immer "Box-Jenkins-Verfahren" oder "ARMA-Prozess" auf (Auto Regressive Moving Average). Es handelt sich im wesentlichen um Kombination(-en) traditioneller Verfahren der Zeitreihenanalyse. Neben Grundlast-, Regressions- und Trendanteilen ist in den Modellen auch eine ständige Anpassung der Modellparameter möglich. Die einzelnen Prognosekomponenten selbst

sind im wesentlichen unter dem oben ausgeführten bereits beschrieben, die Kombination und Gewichtung für das Gesamtergebnis ist im allgemeinen ebenfalls frei parametrierbar. Auf die erwähnte Selbstanpassung der Modellparameter sowie des Modells selbst wird im nächsten Hauptteil Anpassungs-Algorithmen eingegangen.

Viele der bisher genannten Werkzeuge lassen sich auch für Aussagen außerhalb der vorliegenden Erfahrungswerte verwenden, beispielsweise zur Abschätzung des Energiebedarfs bei -25°C Außentemperatur. In diesen oder ähnlich gearteten Fällen spricht man dann korrekterweise von Extrapolation. Letzere spielt bei der täglichen Disposition eher keine Rolle sondern wird im Zusammenhang mit Langfristprognosen (z.B. Energiebedarf der nächsten 10 Jahre) und Ausbauplanungen (z.B. Tagesmenge bei Extremtemperaturen) benötigt. In diesem Zusammenhang sei auch auf Abschnitt 3.8 sowie Abbildung 6 verwiesen.

3.7 Simulierter Verbrauch

Viele Verfahren, speziell den Energieverbrauch vorherzusagen, versuchen mit unterschiedlichen Methoden einen Zusammenhang zwischen dem gemessenen Energiebedarf und den vermuteten Einflussgrößen herauszufinden.

Ein völlig anderes Vorgehen zeigt das Verfahren des simulierten Wärmebedarfs /2/ für kurz- und langfristige Prognosen. Dort wird das Temperaturverhalten eines beliebig gestalteten Hauses mit beliebigen Flächen und bauphysikalischen Stoffen in Abhängigkeit der veränderlichen, gemessenen meteorologischen Einflussgrößen mit ihren Wirkungen auf das Haus simuliert. Das bedeutet, dass bei bekannten meteorologischen Bedingungen und einer gegebenen Baugeometrie und den gegebenen Stoffeigenschaften der Baumaterialien der Wärmebedarf eines Hauses berechnet werden kann. Damit ist ein deterministischer, physikalischer Zusammenhang zwischen meteorologischen Bedingungen, Baugeometrie, Baustoffeigenschaften und dem Wärmebedarf sowie seinem Zeitverhalten gefunden. Ein Differentialgleichungssystem erster Ordnung erlaubt für beliebige Zeitintervalle (Stunde, Tag, etc.) den Wärmebedarf nach- oder vorauszuberechnen, was sowohl zum Dimensionieren der Heizungsanlage wie auch der Berechnung des Wärmebedarfs zur Einhaltung gesetzlicher Auflagen dient. Übergangsvorgänge, insbesondere an Tagen, wo Heizung und Kühlung gleichzeitig auftreten, lassen sich genau ermitteln.

Darüber hinaus zeigt /2/, dass für den Fall einer konstanten Innentemperatur eines Gebäudes die Koeffizienten der Matrizen des Differentialgleichungssystems den Koeffizienten eines Regressionsansatzes mit den gleichen meteorologischen Einflussgrößen entsprechen. Das bedeutet umgekehrt, dass sich lediglich durch einen einfachen, linearen, mehrdimensionalen Regressionsansatz die Matrixkoeffizienten des Differentialgleichungssystems zur Simulation des Wärmebedarfs ermitteln lassen.

Aufgrund der Kenntnis der physikalischen Zusammenhänge lassen sich die K-Zahlen für die Fenster-, Wand- und Bodenwärmeübertragungskoeffizienten ermitteln, so dass bei veränderlicher Bausubstanz durch Neubauten und Abriss von Altbauten sowie durch Veränderungen der Bauverordnungen über den zulässigen Wärmebedarf Aussagen über den langfristigen Wärmebedarf der nächsten Jahre getroffen werden können.

Eine ungleichmäßige Änderung der Koeffizienten der Matrizen des Differentialgleichungssystems deutet auf eine Veränderung der Bausubstanz hin, eine gleichmäßige Änderung auf eine Zu- bzw. Abnahme gleichartiger Bausubstanz.

Dieses Verfahren zeigt recht gute Übereinstimmung im kurzfristigen wie auch im langfristigen Bereich, weshalb hiermit auch die Berücksichtigung von Speicherbewegungen möglich ist, und zwar unabhängig davon, ob als meteorologische Einflussgrößen der Jahresgang

oder die entsprechenden Mittelwerte und Streuungen für die gewählte Zeitperiode Dekade, Monat oder Jahr Eingang findet. Abbildung 4 zeigt den Gleichlauf eines Jahresganges auf Tagesbasis des gemessenen und simulierten Verbrauchs bei gleichen meteorologischen Bedingungen.

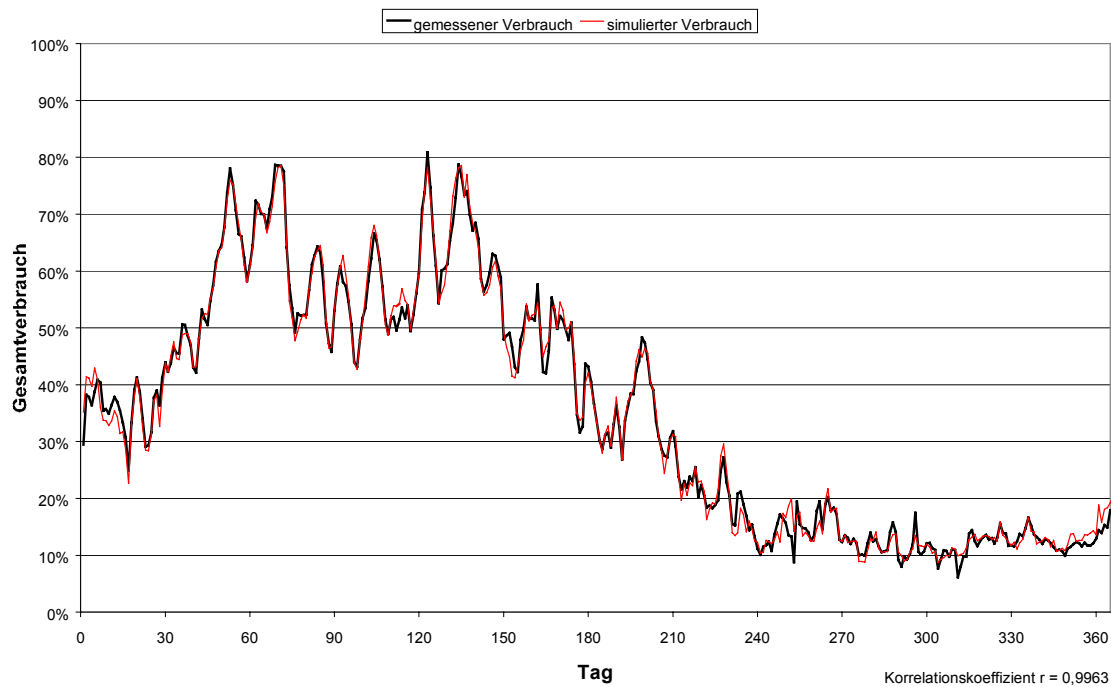


Abbildung 4: Tagesverlauf gemessener und instationär simulierter Verbräuche

Abbildung 5 stellt bei gleicher Datenbasis die Verteilung der Abweichungen in diesem Jahr dar.

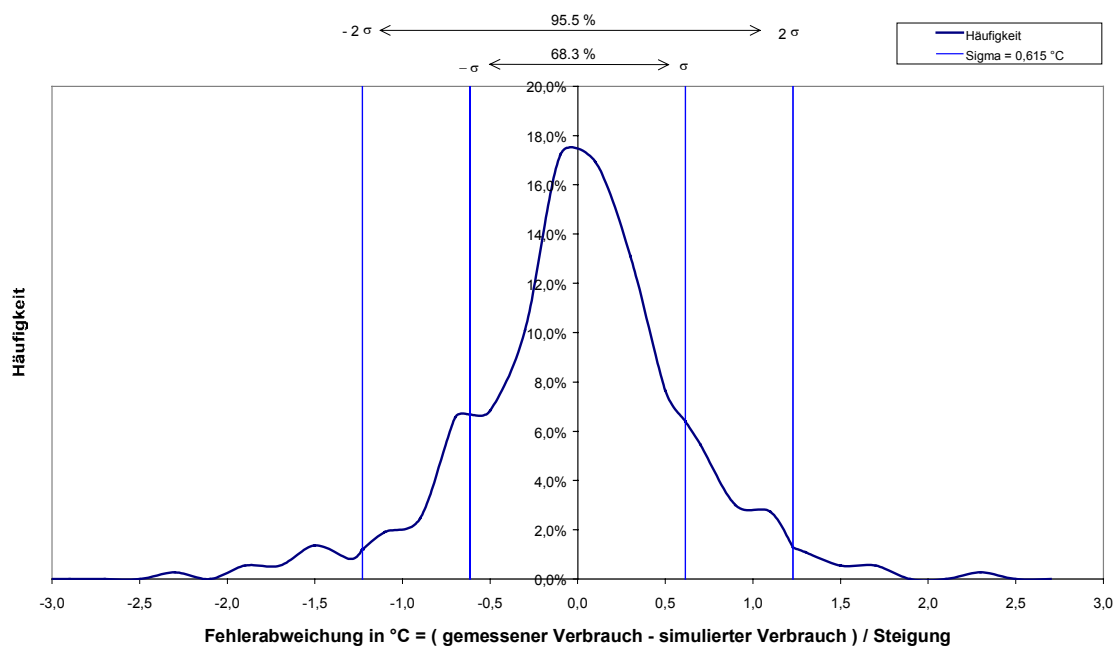


Abbildung 5: Fehlerhäufigkeitsverteilung des instationär simulierten Verbrauchs in einem Gaswirtschaftsjahr

3.8 Sonstige

Außer den bereits diskutierten klassischen Verfahren sei neben den künstlichen neuronalen Netzen auch auf andere Methoden verwiesen, die zumeist dem Bereich der sogenannten künstlichen Intelligenz nahestehen. Für die Vorhersage des Energiebedarfs sind Expertensysteme, adaptive Systeme, wissensbasierte Systeme oder Ähnliches zumindest theoretisch einsetzbar.

Ein ganz anderer Ansatz kommt aus dem Bereich der Mustererkennung, Leiterplattenoptimierung und anderen Optimierungslösungen: mit sogenannten bin packing Algorithmen kann auch Teilinformation oder stückweise eintreffend Information für Prognoseaufgaben verwendet werden. Im Zusammenhang mit der hier betrachteten Energiebedarfsprognose kann dies zum Beispiel bedeuten, die einzelnen Parameter (Außentemperatur, Globalstrahlung, Wind, aktueller Zustand, Tagestyp, Saison etc.) einzeln abzuarbeiten und somit schrittweise eine immer genauere Prognose zu erzielen. Der Einfluss jedes Einzelparameters auf die Prognosegüte ist somit leicht verifizierbar. Mathematisch stecken sogenannte Prätopologien dahinter, was identisch mit mehrstufigen Hüllenoperatoren ist /3/. Bei der Konstruktion einer sogenannten gefühlten Temperatur kann man genauso vorgehen. Je nach vorhandener bzw. verwendeten Einzelinformation wird das Prognoseergebnis in der Güte beurteilbar. In Abbildung 6 basiert die Vorhersagegüte (als Wertebereich zwischen den Pfeilepaaren dargestellt) zum einen nur auf vorhergesagter Außentemperatur (gestrichelte Linien) und zum anderen auf Zusatzinformationen (Wochentag, Wind, aktueller Systemzustand).

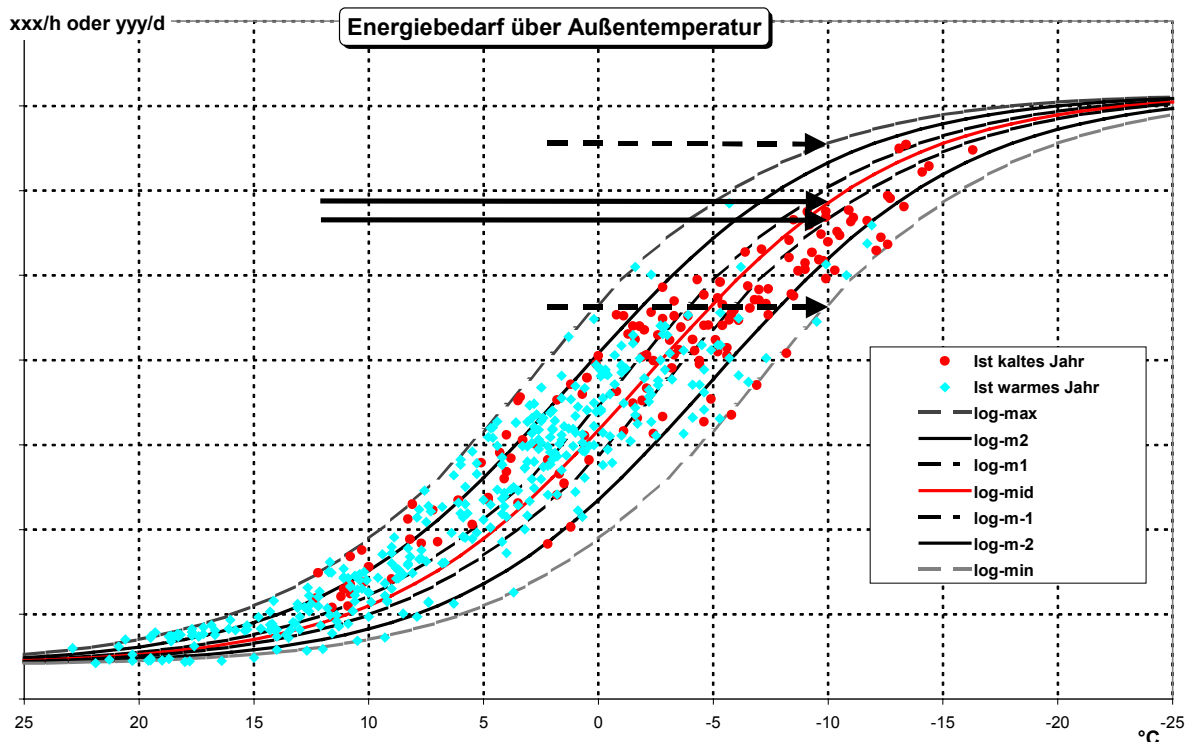


Abbildung 6: mehrstufige Operatoren / Extrapolation

D.h. je nach berücksichtigten Parametern wird die Einhüllende immer kleiner. Dieses Verfahren eignet sich insbesondere für die oben bereits erwähnten Extrapolationsfragestellungen, da Nichtlinearitäten berücksichtigt sind und der relative Einfluss aller Parameter im Extrembereich deutlich zum Ausdruck kommt.

Bei der oben angeführten Konstruktion der gefühlten Temperatur würde jeder Einzelpara-

meter in +/- Temperaturwert umgerechnet. Man kann dann den Energiebedarf statt über Außentemperatur (wie in Abbildungen 2 und 6) auch über der gefühlten Temperatur darstellen. Letzteres bedeutet aber eine Art "Verschmieren" der Parameter in die x-Achse.

4 Anpassungs-Algorithmen

Eine Bedarfsprognose sollte auf Veränderungen des zu prognostizierenden Bedarfes mehr oder weniger schnell reagieren können. Dies kann in der Regel automatisch erfolgen. Mit Hilfe der Anpassung wird versucht, den Prognosefehler zu verringern.

Unterschieden werden kurzfristige und langfristige Anpassungs-Algorithmen.

4.1 Langfristige Anpassung

Verfahren der langfristigen Anpassung dienen dem Angleich des Prognosemodells an langsame Veränderungen im Verbrauchsgebiet, wie Neubautätigkeit, Veränderungen des Kundenverhaltens und dergleichen (siehe auch Tabelle 1). Der Prognosefehler wird mit der Anwendung von Algorithmen minimiert.

Durch den Einsatz verschiedener Algorithmen (z.B. Kalman-Filter) kann zusätzlich eine häufige und unter Umständen fehlerbehaftete Neuberechnung der Prognoseparameter vermieden werden. Diese Anpassung kann sowohl zyklisch als auch bedienerorientiert erfolgen.

4.2 Kurzfristige Anpassung

Kurzfristige Veränderungen im Verhalten dürfen die Parameter der langfristigen Prognoseverfahren nicht beeinflussen. Aus diesem Grund wird zur Vermeidung größerer Prognosefehler für den aktuellen Prognosezeitraum eine separate Korrektur vorgenommen.

Die meisten Anpassungsverfahren haben eine Struktur der Form:

$$Q_{\text{korr}}(t) = Q_{\text{prog}}(t) + f(t) \times \Delta Q_{\text{Fehler}}$$

d.h., der Prognosewert $Q_{\text{prog}}(t)$ wird um einen gewichteten Prognosefehler ΔQ_{Fehler} der unmittelbaren Vergangenheit verändert.

Die Art der Gewichtungsfunktion $f(t)$ gibt dem Anpassungs-Algorithmus die entsprechende Bezeichnung: z.B. konstante (F) oder exponentielle (f^n) Gewichtung.

5 Auswahl bei gleichzeitiger Anwendung

Werden bei der kurzfristigen Stundenwertprognose mehrere Verfahren gleichzeitig eingesetzt und eine Fehlerstatistik über die Verteilung der Prognosefehler und Prognosefehlermittelwerte geführt, so kann für jede Stunde das beste Verfahren manuell oder automatisch ausgewählt werden. Dieses steigert die Güte der Gesamtprognose im allgemeinen erheblich.

