Lastprognose-Dienste werde erwachsen

Autor(en): **Girsberger, Hansueli / Schneiter, Felix**

Objekttyp: **Article**

Zeitschrift: **Bulletin.ch : Fachzeitschrift und Verbandsinformationen von Electrosuisse, VSE = revue spécialisée et informations des associations Electrosuisse, AES**

Band (Jahr): **96 (2005)**

Heft 8

PDF erstellt am: **24.05.2024**

Persistenter Link: https://doi.org/10.5169/seals-857793

Nutzungsbedingungen

Die ETH-Bibliothek ist Anbieterin der digitalisierten Zeitschriften. Sie besitzt keine Urheberrechte an den Inhalten der Zeitschriften. Die Rechte liegen in der Regel bei den Herausgebern.
Die auf der Plattform e-periodica veröffentlichten Dokumente stehen für nicht-kommerzielle Zwecke in Lehre und Forschung sowie für die private Nutzung frei zur Verfügung. Einzelne Dateien oder Ausdrucke aus diesem Angebot können zusammen mit diesen Nutzungsbedingungen und den korrekten Herkunftsbezeichnungen weitergegeben werden.
Das Veröffentlichen von Bildern in Print- und Online-Publikationen ist nur mit vorheriger Genehmigung der Rechteinhaber erlaubt. Die systematische Speicherung von Teilen des elektronischen Angebots auf anderen Servern bedarf ebenfalls des schriftlichen Einverständnisses der Rechteinhaber.

Haftungsausschluss

Alle Angaben erfolgen ohne Gewähr für Vollständigkeit oder Richtigkeit. Es wird keine Haftung übernommen für Schäden durch die Verwendung von Informationen aus diesem Online-Angebot oder durch das Fehlen von Informationen. Dies gilt auch für Inhalte Dritter, die über dieses Angebot zugänglich sind.

Ein Dienst der *ETH-Bibliothek*
ETH Zürich, Rämistrasse 101, 8092 Zürich, Schweiz, www.library.ethz.ch

http://www.e-periodica.ch

Lastprognose-Dienste werden erwachsen

Wer möglichst wenig ungeplante Regelenergie zahlen will, braucht eine gute Lastprognose (Bild 1). Für Energie-Lastprognosen gibt es verschiedene Ansätze. Überlässt das Werk das Modellieren des Prognosesystems externen, mathematisch orientierten Fachleuten und beschränkt sich selber auf das Know-how des eignen Kerngeschäfts, so ergibt dies eine effiziente Arbeitsaufteilung für beide Partner. Das vorgestellte Prognosesystem arbeitet mit mehreren mathematischen Algorithmen und unterscheidet sich von daher von normalen Programmtools für die Lastprognose. Das System wird als Dienst angeboten, wodurch das Anwendungs-Know-how laufend aktualisiert mitgeliefert wird. Hier werden in der Praxis erreichbare Gütewerte in umfassenden Statistiken angegeben, was ein Vergleich mit eigenen Ergebnissen ermöglicht.

Bild 1 Schlechte Lastprognosen bewirken oft ungeplanten Strommehrverbrauch, der mit schnell reagierenden Speicherkraftwerken ausgeglichen werden muss und teuer ist. Die Staumauer am Oberaarsee dient zusammen mit dem ebenfalls gestauten Grimselsee der Veredelung von Strom, es wird vorwiegend kostbare Regelenergie erzeugt.

■ Hansueli Girsberger und
Felix Schneiter

Das Verfahren

Das zur Vorhersage eingesetzte Verfahren ist mehrstufig und verwendet neben zahlreichen statistischen und regressiven Elementen künstliche neuronale Netze. Diese bilden den eigentlichen Kern des Prognosesystems. Das Prognosemodell liefert den stündlichen Energieverbrauch bis zu sieben Tage im Voraus. Es wird täglich, also auch an Wochenenden und Feiertagen, für jeden Kunden individuell trainiert, sodass es sich optimal an den jeweiligen Lastverlauf anpassen kann. So ist auch gewährleistet, dass immer die aktuellsten Daten miteinbezogen werden. Das Training des Modells dauert dabei weniger als 5 Minuten.

Die künstlichen neuronalen Netze (KNN) bestehen aus einem Geflecht von so genannten künstlichen Neuronen. Dieses simuliert als mathematisches Modell stark vereinfacht die Informationsverarbeitung eines natürlichen neuronalen Netzes, wie zum Beispiel dasjenige des menschlichen Gehirns.

KNN besitzen gegenüber herkömmlichen, rein statistischen Methoden einen enormen Vorteil, nämlich ihre Lernfähigkeit. So sind sie zum Beispiel bei der Lastprognose in der Lage, Zusammenhänge aus Vergangenheitsdaten selbstständig herzustellen, daraus Schlüsse zu ziehen und ihre Erfahrung in die zu berechnende Zukunft einzubringen. Obwohl sie im Vergleich mit ihren natürlichen Vorbildern über sehr geringe Kapazitäten verfügen, können sie dennoch bestimmte Problemstellungen erfassen und Lösungen anbieten, die ein Mensch entweder gar nicht oder nur sehr mühsam und mit grossem zeitlichen Aufwand bestimmen könnte. Ein Grund dafür ist, dass man ein KNN für einen Zweck entwickelt und ausbildet. Zudem kommt einem die sehr hohe Rechengeschwindigkeit entgegen. Mit KNN vereinigt man quasi die Vorteile der menschlichen Intuition mit der schnellen und präzisen Rechenleistung des Computers.

Mit speziellen, für die Problemlösung geschaffener Lernalgorithmen kann ein KNN so trainiert werden, dass es adaptiv auf sich ändernde Rahmenbedingungen reagiert. Es ändert sich zum Beispiel das Konsumverhalten von Energie mit der Zeit, es entstehen neue Überbauungen mit zusätzlichem Stromverbrauch, die Industrietätigkeit nimmt langsam ab, Tarifänderungen verschieben Last in die Nacht usw. Auf solche allmähliche Veränderungen im Stromverbrauch können KNN sehr gut reagieren.

Einflussgrössen

Viele verschiedene Grössen beeinflussen den Tages- und Wochenlastgang. Neben den Energieverbrauchern selbst, deren Konsumverhalten im Einzelnen schwierig explizit zu erfassen ist, existieren auch Einflüsse, die genau definiert und in Zeitreihen erfassbar sind. So ist der Einfluss des Wochentags offensichtlich: Werktage verhalten sich anders als Samstage oder Sonntage. Feier- und Brückentage müssen ebenfalls berücksichtigt werden.

Der Einfluss der Temperatur ist beispielsweise im Winter deutlich sichtbar, da elektrische Verbraucher zu Heizzwekken eingesetzt werden (Bild 2). Dies führt zu einer Erhöhung der Last mit einer ganz speziellen Charakteristik. Neben dieser Erhöhung sind aber auch sonstige Veränderungen im Verlauf des Lastganges festzustellen.

Schlechte Lichtverhältnisse führen ebenfalls zu einer Erhöhung der Last, da

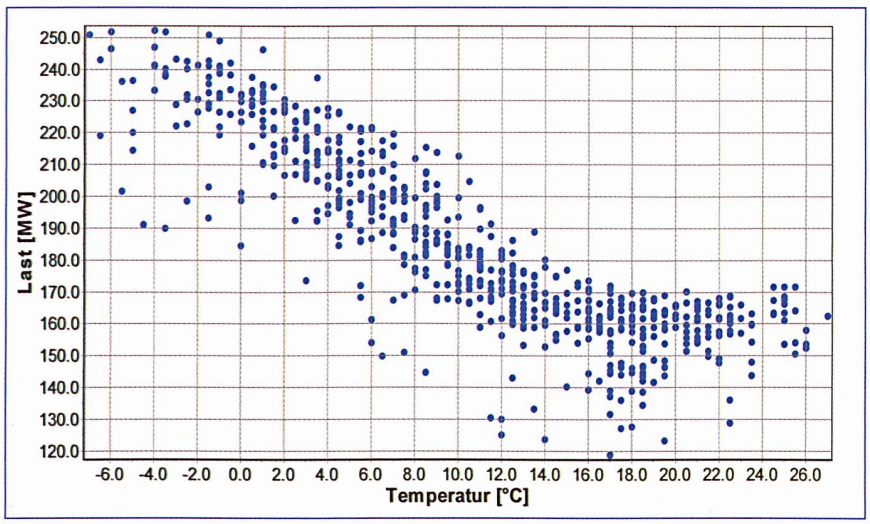

Bild 2 Tagesverbräuche zweier Jahre in Abhängigkeit zur Temperatur.

künstliche Lichtquellen eingeschaltet werden. Neben Sonnenauf- und -untergang spielen also auch Bewölkung und Nebel eine gewichtige Rolle. Es können auch noch andere Wetterfaktoren wie Wind und Niederschlag den Lastgang beeinflussen, doch sind die meisten dieser Faktoren selbst voneinander abhängig und werden zum Teil über Licht oder Temperatur berücksichtigt. Dank der Technologie der KNN müssen diese Abhängigkeiten zwischen der Last und der sie beeinflussenden Grössen nicht genau bekannt sein, denn all das wird selbstständig erlernt.

Das Prognosesystem benötigt nun zur Errechnung der Vorhersage verschiedene Zeitreihen: So werden neben den historischen Lastdaten, d.h. die langfristigen und kurzfristigen Vergangenheitswerte des Werkes, auch lokale Wetterdaten herangezogen. Am Beispiel der Temperatur sind dies sowohl die gemessenen Werte wie auch Vorhersagen. Ausserdem ist ebenfalls eine Liste mit allen regionalen Feiertagen notwendig.

Vorverarbeitung der Daten

Die riesige Datenmenge aus den verschiedenen Zeitreihen muss als Erstes mit statistischen Mitteln von bekannten Grössen wie Mittelwert oder Trend bereinigt werden. Auch kann z.B. die Schwankung der Jahreszeiten aus der Zeitreihe entfernt werden. Der Grund dafür ist, dass solche Grössen die Erkennung wichtiger Merkmale einer Zeitreihe erschweren. Da man aber solche Funktionen genauestens kennt, kann man diese problemlos entfernen oder in die Zukunft abbilden.

Erst dann können die Zeitreihen aufgeschlüsselt und wichtige Merkmale herausgefiltert werden. So hat zum Beispiel der Energieverlauf des Vortages ein grösseres Gewicht als der Verlauf desselben Wochentages vor einer Woche. Aber wie genau kann das auf einen Montag angewendet werden, wenn der Sonntag davor erheblich anders aussieht? Solche Parameter zu bestimmen ist zum einen sehr aufwändig und zum anderen können sich diese im Laufe der Zeit auch ändern, sodass man gezwungen wäre, sie ständig anzupassen. Auch hier kommt wieder die Technologie der KNN zum Einsatz: Die relevanten Faktoren dafür werden ebenfalls automatisch bestimmt.

Die ins System gelieferten bereinigten Daten können aber nicht in der Rohform in ein neuronales Netz eingegeben werden. Dazu folgende Frage: Wie vergleicht man den täglichen Verlauf zweier Lastgänge, wenn der eine zwischen 150 und 350 MW und der andere zwischen 250 und 450 MW schwankt (Bild 3)?

Ein Mensch würde das höchstwahrscheinlich zuerst einmal grafisch tun, indem er zwei Diagramme mit unterschiedlichen Skalen nebeneinander stellt. So müssen auch bei einem KNN als Vorbereitung zur neuronalen Verarbeitung die Daten speziellen Transformationen unterzogen werden, sodass bestimmte Eigenschaften hervorgehoben und die Zeitreihen normalisiert werden.

Qualität und Nutzen

Welche Prognosegüte wird nun erreicht? Die mittlere Abweichung, gemessen in Prozent zur gemessenen Last, variiert von Kunde zu Kunde, da nicht alle Netze gleich präzise vorhergesagt werden können. In Bild 4 und Tabelle I sind zwei Auswertungen der Qualität der 2-Tages-Vorhersage ersichtlich.

Loadmap, so der Name des Systems, prognostiziert den Lastgang täglich für bis zu sieben Tage im Voraus. Dabei nimmt die Genauigkeit des Modells naturgemäss ab, je weiter in die Zukunft vorhergesagt wird. Die Tabelle II zeigt ein Vergleich der verschiedenen Zeithorizonte.

Die dargestellten Werte sind aus dem praktischen Betrieb erhoben, das System für Kunde A ist gar seit 1998 im Einsatz. Jedes Megawatt, welches nicht zur eigenen Regelung vorgehalten werden muss, kann als Tagesband an die Regelenergiebörse gebracht werden. Im Falle eines grossen deutschen Werks kann aktuell mit einem durchschnittlichen Leistungspreis von etwa 70 Euro pro Megawatt und Tag gerechnet werden, was aufs Jahr hochgerechnet eine Summe von etwa 25 000 Euro pro Megawatt ergibt. Achtung: Bei dieser Überschlagsrechnung sind die Kosten und Umstände, welche für den Zugang zum Regelenergiemarkt benötigt werden, nicht berücksichtigt.

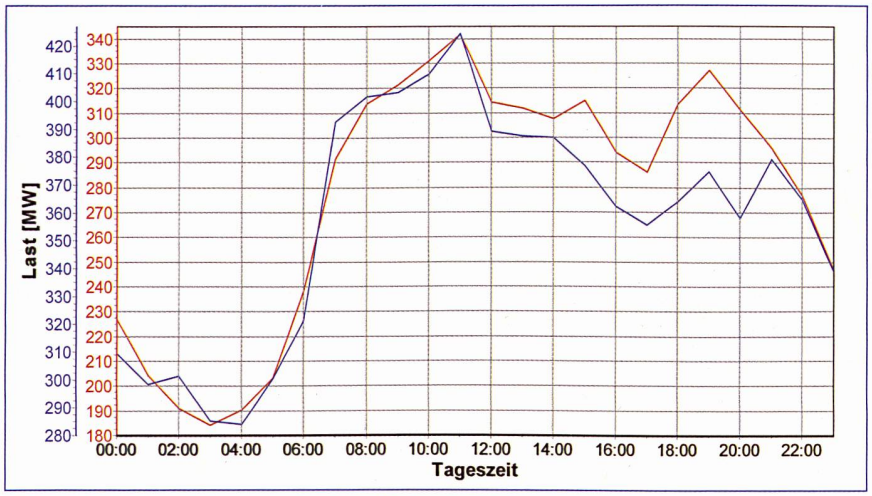

Bild 3 Nicht direkt vereinbare Tageslastgänge für den Vergleich

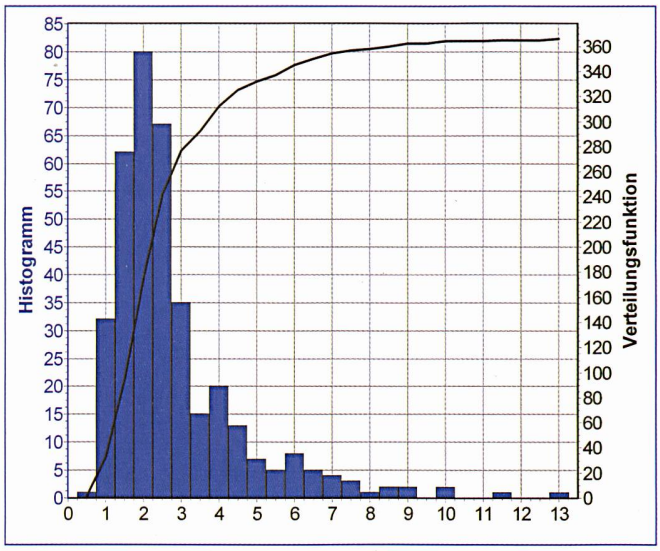

Bild 4 Das Histogramm (blau) zeigt die Abweichungsverteilung (Mittlerer absoluter prozentualer Fehler [Mape] über einen Tag gemittelt) über ein ganzes Jahr. Die meisten Treffer liegen im Bereich zwischen 1 und 3%. Die Verteilungsfunktion (schwarz) sagt zum Beispiel, dass rund 300 Tage im Jahr eine Abweichung von weniger als 3,5% aufweisen.

Modellierbare Systeme für die Lastprognose

Während ein normales Programm bei gleichem Input immer wieder gleichen Output erzeugt, machen dies künstliche neuronale Netze typischerweise nicht, denn sie sind lernfähig. Sie «erinnern» sich zum Beispiel daran, dass ein Output früher nicht optimal war und versuchen das Ergebnis aufgrund dieser «Erfahrung» zu verbessern. Modellierbare Systeme werden vorzugsweise durch mathematisch orientierte Informatiker betreut. Diese überprüfen die Resultate ständig, vergleichen die Mechanismen unternehmensübergreifend und verbessern das Modell laufend. So kann beispielsweise ein nicht optimales Verhalten bei einem starken Temperatursturz erkannt und das Prognosesystem für eine besonders sensible Region gezielt optimiert werden. Dieser Einmaleingriff wird bei einer nächsten, analogen Situation ein besseres Ergebnis ermöglichen. Zur Standardfunktionalität von modellierbaren Systemen gehört natürlich die automatische Berücksichtigung von Wetter, Jahreszeit, Vergangenheitsprofile, lokale Feier- und Brückentage und vieles mehr.

Dienste kontra Tools

Planbare Einflüsse, wie zum Beispiel Netzabschaltungen, angekündigte Streiks usw. müssen immer durch das Personal des EVU berücksichtigt werden und können nicht an einen externen Dienst verlagert werden. Sollen hingegen Modellverbesserungen vorgenommen und damit die systematische Prognosequalität gesteigert werden, so gehört dies in die Hände von mathematisch orientierten Modellspezialisten. Bei der Lastprognose mit modellierbaren Systemen macht es Sinn, die Prognose-Dienstleistung externen Spezialisten zu überlassen. Die Aufgabenstellung für Modelverbesserungen hat allgemein sehr wenig zu tun mit dem Know-how der Energieverteilung, aber sehr viel mit Mathematik und abstrahierter Logik. Das schliesst jedoch nicht aus, dass Hinweise, die ein bestimmtes Netzverhalten erklären, vom Betreiber zum Modellspezialisten gelangen sollen. Das Auslagern der eigentlichen Prognosedienstleistung an externe Modellspezialisten hat einige Vorteile:

Bessere Prognosequalität

Ohne menschlichen Einfluss kann eine Modellverbesserung nicht stattfinden. Spezialisten können mit gezielten Modellanpassungen nachhaltige Verbesserungen erzielen. Konkret konnte bei einem Kunden eine Jahresverbesserung um 0,2 Prozentpunkte erzielt werden, und dies auf rein wissenschaftlicher Basis, ohne dass Erkenntnisse des EVU eingeflossen waren. In einem anderen Fall gab der Kunde den entscheidenden Input aufgrund seiner Beobachtungen und Kenntnisse seines Netzes, das Modell wurde entsprechend modifiziert, wodurch eine systematische Ungenauigkeit auf Dauer behoben werden konnte.

Etwas anders sieht dies bei Prognosetools aus, die im EVU stehen. Der Prognostiker muss dort umfassend mathematisches Know-how besitzen oder dieses zuerst erarbeiten, falls er überhaupt auf das Modell – und nicht nur auf gewisse Parameter – Einfluss nehmen will. Können jedoch keine Modellanpassungen, sondern nur Parameter verstellt werden, so wird dies weniger nachhaltig sein, und bei analogen Situationen wird immer wieder ein Eingriff nötig sein. Zu-

	Kunde A (490 MW)		Kunde B (92 MW)	
Mittelwert		3.07		3.19
Median		2.53		2.67
Standardabweichung		1.78		1.86
Anzahl		366		366
1. Maximum (MAX)	28.12.2004	13.47	02.01.2004	13.60
2. Maximum (MAX)	30.12.2004	11.57	20.07.2004	12.38
3. Maximum (MAX)	31.05.2004	10.36	27.12.2004	11.37
4. Maximum (MAX)	29.12.2004	10.16	25.12.2004	11.30
5. Maximum (MAX)	01.02.2004	9.33	19.07.2004	10.81
1. Minimum (MIN)	26.09.2004	0.91	17.02.2004	1.14
2. Minimum (MIN)	26.02.2004	1.07	12.02.2004	1.16
3. Minimum (MIN)	13.07.2004	1.07	23.07.2004	1.18
4. Minimum (MIN)	17.02.2004	1.14	29.04.2004	1.22
5. Minimum (MIN)	17.05.2004	1.22	16.12.2004	1.22

Tabelle I Prozentuale Abweichungen (Mape) für zwei Kunden über ein ganzes Jahr.

Zeithorizont (Tage)	1	2	3	4	5	6	7
Mittelwert (%)	2.67	3.07	3.38	3.56	3.74	3.82	3.88
Median (%)	2.25	2.54	2.77	2.93	3.08	3.09	3.16
Standardabweichung (%)	1.56	1.78	2.13	2.28	2.43	2.5	2.55
Anzahl Tage	366	366	366	366	366	366	366

Tabelle II Qualität über ein ganzes Jahr mit den sieben Zeithorizonten. Dabei ist ersichtlich, dass die Qualität nicht dramatisch abfällt, je weiter man im Voraus prognostiziert. Man kann also durchaus alle Werte für Samstag, Sonntag und Montag bereits am Freitag ins Handelsystem eingeben.

dem fehlt ihm wertvolle unternehmensübergreifende Vergleichsmöglichkeit.

Prognosendienste sparen Arbeitszeit

Bei externen Prognosediensten fällt in den EVU ausser den genannten Kontrollaufgaben und planbaren Lastveränderungen praktisch keine Arbeit für die Prognose mehr an. Diese wird täglich automatisch und rechtszeitig ins Haus geliefert. Bei den Inhouse-Systemen steht umso mehr Arbeit an, je besser die Prognose sein soll. Ein Verifizieren einer vermeintlichen Modellverbesserung muss über mindestens einen Jahresgang erfolgen, was mit echten Daten simuliert wird und einige Stunden Rechenzeit bedeuten kann. Es liegt zudem in der Natur der Sache, dass eine grobe Ungenauigkeit zwar schnell erkannt ist, die systematische Abhilfe dafür jedoch viel Arbeits- und Testzeit bedeutet.

Verfügbarkeit

Insgesamt kennt die Lastprognose viele Einflüsse. Wetterprognosen, Vortageswerte des Lastgangs und Wetter-Ist-Daten fliessen in das System ein, die Prognose muss gerechnet und überwacht und die Daten an die richtige Stelle weitergeleitet werden. Störungen, wie das Fehlen der Wetterprognose-Lieferung, können im weiträumigen Informationsfluss durchaus auftreten. Der externe Dienst kümmert sich darum und garantiert, dass der Kunde seine Lastprognose trotzdem erhält, und dies sogar an Wochenenden und Feiertagen. Sollte die Kommunikation einmal ganz ausfallen, so ist auch da vorgesorgt: Der Kunde erhält die Lastprognose stets bis zu sieben Tage im Voraus und besitzt somit ständig sieben Tage Reserve.

Qualität wird honoriert

Der Prognosedienstleister wird allgemein ein Interesse haben, seine Qualität zu verbessern, um am Markt attraktiv zu sein. Wird er gar über ein Bonus-Malussystem am Erfolg beteiligt, so kann dies eine Win-Win-Situation für beide Geschäftspartner sein. Sowohl der Prognoselieferant wie auch der Werkkunde profitieren an einer Verbesserung der Prognose, und beide ziehen einen kommerziellen Nutzen daraus.

Kein Investitionsrisiko

Ein Investitionsrisiko besteht für das EVU bei einer externen Vergabe kaum. Der Auftragnehmer wird für eine Leistung fortlaufend bezahlt und nicht für ein Produkt, für das zuerst einmal viel Geld investiert werden muss. Der Kunde kann den Anbieter wechseln, wenn ihm die Leistungen nicht genügen. Das verursacht weit geringere Kosten als ein beschafftes System, das die Erwartungen eventuell nicht zu erfüllen mag. Weiter kann das Werk von einem Prognosedienstleister schnell gute Resultate erwarten.

Zusammengefasst heisst dies: Prognosedienste sind marktorientierte Angebote und richten sich nach Angebot und Nachfrage. Sie sind investitionsneutral, schnell aufgebaut, die Leistung ist gut und schnell messbar.

Zehn Prozent des CH-Marktes mit Loadmap prognostiziert

Die Girsberger Informatik AG entwickelt das Prognosesystem Loadmap ständig weiter. Dazu wird die Erfahrung aus sieben Werken mit einer totalen Prognoseleistung von rund 1100 Megawatt verwendet, was rund zehn Prozent des Schweizer Stromverbrauchs entspricht. Einerseits werden die Algorithmen des Modells laufend optimiert, und andererseits ergeben sich gerade auf dem Gebiet der künstlichen neuronalen Netze immer neue Ideen aus der aktuellen Forschung, deren Umsetzung eine Verbesserung der Prognosegüte verspricht. Auch in Bezug auf die Wetterdaten sind noch Fortschritte möglich: Da die Lastprognose von der Wettervorhersage abhängt, ist der Einbezug von Daten aus immer genaueren Wettermodellen viel versprechend. So stehen mit neueren Wettermodellen auch neue Parameter wie zum Beispiel die 3-Tage-Prognose mit Stundenwerten der Globalstrahlung (Nebelbildung) zur Verfügung, die Einfluss auf einen Lastgang haben können. Systematische Qualitätsverbesserungen scheinen noch lange nicht ausgereizt zu sein (Tabelle III). Ein klarer Vorteil des Systems ist jedoch die vollautomatische und zuverlässige Lieferung der Prognose an das Werk, womit dort keinerlei Aufwand mehr entsteht.

Adresse der Autoren
Hansueli Girsberger
Studium Elektrotechnik an der Fachhochschule Luzern
Nachdiplomstudium Informatik an der Softwareschule Schweiz in Bern
Gründung der Girsberger Informatik AG und Vorsitz der Firma
h.girsberger@giag.ch

Felix Schneiter
2 Jahre Studium in Physik an der ETH Zürich
Seit 2002 Studium Informatik an der Fachhochschule Luzern
Informatiker bei Girsberger Informatik AG, verantwortlich für Lastprognose und künstliche neuronale Netze
felix.schneiter@giag.ch

Girsberger Informatik AG
Viktoriastrasse 8
CH-6440 Brunnen

Fehlerbereich	Anzahl Treffertage		
	2002	2003	2004
> 4%	131	97	74
3 – 4 %	81	78	50
2 – 3 %	101	117	147
0 – 2 %	47	73	95
Jahresabweichung (%)	4.2	3.6	3.1

Tabelle III Die Entwicklung der Prognosegüte über die letzten drei Jahre. Die Anzahl guter Tage sind zu Lasten der Anzahl von schlechten zahlreicher geworden. Für das Werk A wäre die Prognoseverbesserung von Jahr zu Jahr theoretisch rund 108 000 Euro pro Jahr wert.

Des services de prévision de la charge voient le jour

Quiconque souhaite payer le moins possible d'énergie de réglage non planifiée a besoin d'une bonne prévision de sa courbe de charge. Pour se faire, il existe diverses méthodes. Si l'entreprise laisse à des spécialistes en mathématique externes le soin de modeler le système de prévision et se limite à son savoir-faire des domaines communs, il en résulte une répartition efficace du travail pour chaque partenaire. Le système de prévision présenté travaille avec plusieurs algorithmes mathématiques et se distingue ainsi des instruments de travail usuels pour la prévision de la charge. Ce système est proposé comme service par lequel le savoir-faire de l'application est constamment actualisé. Les niveaux de qualité atteints dans la pratique font l'objet de statistiques détaillées, ce qui permet de les comparer avec les propres résultats.