



Schweizerische Eidgenossenschaft
Confédération suisse
Confederazione Svizzera
Confederaziun svizra

Eidgenössisches Departement für
Umwelt, Verkehr, Energie und Kommunikation UVEK
Bundesamt für Energie BFE

Schlussbericht, Teil 1 30. Oktober 2009

ELBE

Validierung und Verbesserung von
Lastprognosen (Projektphase 1)

Auftraggeber:

Bundesamt für Energie BFE
Forschungsprogramm Netze
CH-3003 Bern
www.bfe.admin.ch

Kofinanzierung:

BKW FMB Energie AG, CH-3000 Bern 25

Auftragnehmer:

Berner Fachhochschule
Quellgasse 21
Postfach
CH-2502 Biel/Bienne
www.ti.bfh.ch

Autoren:

Patrick Kronig, BKW FMB Energie AG, patrick.kronig@bkw-fmb.ch
Prof. Michael Höckel, Berner Fachhochschule, michael.hoeckel@bfh.ch
Urs Wälchli, BKW FMB Energie AG, urs.waelchli@bkw-fmb.ch
Stefanie Zürcher, BKW FMB Energie AG, stefanie.zuercher@bkw-fmb.ch

BFE-Bereichsleiter: Dr. Michael Moser

BFE-Programmleiter: Dr. Michael Moser

BFE-Vertrags- und Projektnummer: 153571 / 102771

Für den Inhalt und die Schlussfolgerungen ist ausschliesslich der Autor dieses Berichts verantwortlich.

Zusammenfassung

Im Projekt Prognosekompetenz wurden durch eine umfassende Analyse von Last- und Klimadaten alle wesentlichen Einflussfaktoren auf die Netzlast identifiziert und quantifiziert. Die Untersuchungen basierten zunächst auf regionalen Daten eines grösseren Verteilnetzgebietes und wurden in einem zweiten Schritt mit lokalen Daten erweitert, um wirtschaftliche und klimatische Besonderheiten besser zu identifizieren. Es wurde die starke Korrelation zwischen Temperatur und Elektrizitätsnachfrage und wirtschaftlicher Aktivität nachgewiesen. Der Einfluss weiterer Einflussfaktoren ist demgegenüber nur schwach.

Auf dieser Datengrundlage wurden zwei einfach anzuwendende Tools zur Prognose der Tagesnetzlast entwickelt und mit Hilfe von Matlab umgesetzt. Ein Tool basiert auf dem Verfahren der Transferfunktion, bei welchen die wichtigsten Einflussfaktoren über spezifische Korrelationsfaktoren berücksichtigt werden. Demgegenüber basiert das zweite Tool auf dem Verfahren der neuronalen Netzwerke, welches mit Datensätzen aus mehreren Jahren trainiert wurde, wodurch eine hohe Güte (Bestimmtheitsmass) der Prognose des KNN sichergestellt werden konnte. Anschliessend konnte durch diverse Testverfahren nachgewiesen werden, dass mit beiden Tools eine hohe Prognosegüte für die Tageslast erreicht werden kann.

Resumé

Dans le projet «Prognosekompetenz» toutes les facteurs, qui influencent la courbe de charge sont identifiées et quantifiées par une analyse des données de la charge et du climat. Les analyses se basent premièrement sur des données régionales d'un réseau de distribution assez grande et seront élargies de plus avec des données locales, pour mieux identifier les particularités économiques et climatique. On a approuvée une dépendance forte entre température, activité économique et charge. Au contraire les autres grandeurs paraissent très faibles.

Sur base de ces données on a développé deux outils programmés en Matlab, qui peuvent être utilisés très simple, pour la prévision de la charge journalière. L'un outil prend la méthode de la fonction de transfert, où les facteurs d'influence plus importants sont mis en considération par des chiffres de corrélation spécifiques. Le deuxième outil se base sur la méthode des réseaux neuronaux. Ce réseau était entraîné avec les données de plusieurs années. Car la quantité des données est en corrélation directe avec la précision des résultats d'une KNN on a reçu des bons résultats. Ensuite on a développé et appliqué des méthodes divers de test avec lesquelles on a approuvée la précision haute pour les deux outils.

Abstract

In the project «Prognosekompetenz» we have identified and quantified with a broad analyze of grid and climate data the factors which have an important impact on the grid load. The study focused in the beginning on the regional data of a bigger electricity supply company. In a second step we also took local data into account which allows better to identify climatic and economic characteristics. We found a strong correlation between load and temperature and economic activity. The influence of further factors had been very light.

On this database we developed with Matlab two tools for the prediction of the daily net load, which can be applied very easy. One tool utilize the method of the transfer function, where the influencing factors are respected with their specific correlation factors. The second tools based on the method of the artificial neuronal network, which had been trained with data of many years to make sure that we receive a high accuracy. Afterwards we could show by self developed testing procedures that for both tools the precision in forecasting the daily load is very high.

Inhaltsverzeichnis

1	Projektauftrag	6
1.1.	Ziele	6
1.2.	Pflichten und Arbeiten in Phase 1	6
2	Einleitung	7
3	Der neue Strommarkt CH	8
3.1.	Bilanzgruppen-Modell	8
3.2.	Fahrplan	8
3.3.	Ausgleichsenergie	10
3.4.	Vertriebslastprognosen	11
3.4.1.	Top-Down Verfahren	11
3.4.2.	Bottom-Up Verfahren	11
4	Einflussfaktoren	12
4.1.	Physikalische Einflussgrößen	12
4.1.1.	Globalstrahlung	12
4.1.2.	Temperatur	12
4.1.3.	Niederschlag	13
4.1.4.	Windchill	13
4.1.5.	Sonnenscheindauer	14
4.1.6.	Bewölkungsgrad	14
4.2.	Sozioökonomische Faktoren	15
4.2.1.	Wochentag	15
4.2.2.	Feier- und Ferientage	15
4.2.3.	Jahreszeiten (Sommer/Winter)	17
4.2.4.	Zeitumstellung	18
4.3.	Sonstige Einflüsse	19
4.3.1.	Boilereinschaltzeiten	19
4.3.2.	Skigebiete (Schneekanonen/Bergbahnen)	19
4.3.3.	Produktionsfahrpläne	19
4.4.	Volkswirtschaftliche Faktoren	19
4.4.1.	Klimaveränderung	19
4.4.2.	BIP/Rezession	20
4.4.3.	Energiepreise	20
4.5.	Technologische Faktoren	21
4.5.1.	Mobilität	21
4.5.2.	Wärmepumpen	21
4.5.3.	Solaranlagen	22

4.5.4.	Energieeffizienz bei Geräten und Anlagen.....	22
4.5.5.	Rationelle Energienutzung in Gebäuden.....	23
4.6.	Übersichtstabelle der Einflussfaktoren nach Prognosehorizont.....	23
4.6.1.	Gewichtung nach Prognosehorizont.....	24
4.6.2.	Gewichtung nach Kundengebiet.....	25
5	Kennzahlen.....	26
5.1.	MAE.....	26
5.2.	MAPE.....	26
5.3.	MSE.....	26
5.4.	RMSE.....	26
5.5.	BIAS.....	27
5.6.	R^2	27
5.7.	Abweichung der Energie ΔP	27
6	Meteoserver.....	28
6.1.	Meteomedia.....	28
6.2.	MC Wetter.....	28
6.3.	MeteoSchweiz.....	29
6.4.	Übersichtstabelle der Meteoserver.....	30
7	Einfache Prognose mit Excel.....	31
7.1.	Lastverlauf.....	31
7.2.	Temperaturvergleich.....	32
7.3.	Beispiel der einfachen Lastprognose mit Excel.....	33
7.4.	Fehlerberechnungen.....	34
7.5.	Zusammenhänge.....	35
7.6.	Fazit zur Lastprognose mit Excel.....	38
7.7.	Weitere Auswertungen mit Excel.....	39
7.7.1.	¼-h-Anpassung.....	39
7.7.2.	Faktor mit positivem ΔT	40
8	Excel vs MatLab.....	41
8.1.	Excel.....	41
8.2.	MatLab.....	41
8.3.	Fazit.....	41
9	Prognosemethoden BKW.....	42
9.1.	KNN.....	42
9.2.	ALN.....	43
9.3.	Fuzzy und Neurofuzzy.....	43
9.4.	ARIMAX.....	44

9.5.	Vergleichstageverfahren	46
9.6.	Kalman-Filter	46
9.7.	Übersichtstabelle der Modelle im BelVis	47
10	Analyse von Prognosemethoden	48
10.1.	Künstlich neuronale Netze	48
10.2.	Statistische Methoden.....	50
10.3.	Kombination Neuro- und Fuzzy-Verfahren	52
10.4.	Übersichtstabelle über die Prognosemethoden	53
11	Anbieter von Prognosemethoden.....	54
11.1.	Dienstleister.....	55
11.1.1.	EnDaNet.....	55
11.1.2.	Giga Energy GmbH	55
11.1.3.	Girsberger Informatik.....	56
11.2.	Systemanbieter.....	56
11.2.1.	Kisters AG	56
11.2.2.	SAE IT-Systems	57
11.2.3.	ProCom GmbH.....	57
11.2.4.	DACHS GmbH	57
11.3.	Übersichtstabelle der Prognoseanbieter.....	58
11.4.	Fazit Prognoseanbieter.....	58
12	Schlussfolgerung	60
13	Vorschau auf Phase 2	61
14	Abbildungsverzeichnis.....	62
15	Tabellenverzeichnis.....	64
16	Quellenverzeichnis.....	65
17	Anhang	67
17.1.	Bewertungskriterien Prognosetools BKW	67
17.2.	Kurzfassungen Internetrecherchen	71
17.3.	MatLab-Code	77
17.3.1.	Code für die einfache Versuchsprognose	77

1 Projektauftrag

1.1. Ziele

In der Zusammenarbeit mit der Berner Fachhochschule und dem Elektrizitätsversorgungsunternehmen BKW FMB Energie AG sollen die bereits vorhandenen Prognosemethoden analysiert und neue Methoden untersucht werden.

Für die BFH ist es wichtig, zunächst mittels Literaturrecherchen eine gute Basis für dieses Thema zu schaffen, auf welchem dann aufgebaut werden kann. In einem ersten Schritt sollen die wesentlichsten Einflussfaktoren, die eine Veränderung der Stromnachfrage bewirken, bestimmt werden. Auf dem Markt werden zurzeit viele verschiedene Methoden zur Lastprognose angeboten. Diese Verfahren sollen einerseits am vorhandenen Tool BelVis und andererseits durch Internetrecherchen bewertet werden. Eine einfache Prognosemethode soll mittels Excel oder MatLab erstellt werden. Durch diese Versuche werden neue Erkenntnisse über die Gewichtung der Einflussfaktoren gemacht.

1.2. Pflichten und Arbeiten in Phase 1

Das Projekt wurde in 2 Phasen aufgeteilt. Der vorliegende Teilbericht umfasst die Arbeiten der Phase 1:

- Vorbereitende Literaturstudie/Zusammenstellung
 - wesentliche Einflussfaktoren auf die Elektrizitätsnachfrage
 - Zusammenstellung von Prognosemethoden zur Elektrizitätsnachfrage und Diskussion der jeweiligen Stärken und Schwächen (z.B. künstliche neuronale Netze etc.)
 - Evaluation von Standardsoftwaretools (Excel, MatLab/Simulink) für die Erstellung von Lastprognosen
 - statistischen Verfahren im Einsatz zur Nachfragemodellierung
 - Kennzahlen/Testverfahren zur Validierung bzw. zur Beurteilung der Prognosegüte
 - Erstellung eines kleinen Tools zur Modellierung des Lastganges (Excel) um die Zusammenhänge transparent zu machen und die in der Literatur gefundenen Korrelationen zu testen

- Ermittlung der wichtigsten Einflussfaktoren auf die Netzlast der BKW. Es wird versucht, regionale Unterschiede zu verifizieren.

2 Einleitung

Der Schweizer Strommarkt wird ab 2009 stufenweise liberalisiert. Per 1. Januar 2008 trat das StromVG mit einzelnen Ausnahmen wie z.B. den Bestimmungen über den Anspruch auf Netzzugang, fast vollumfänglich in Kraft. Die Verordnung zum Strommarktgesetz (StromVV) folgte per 1. April 2008. Die Bestimmungen über die Marktöffnung für Grossverbraucher und über die kostendeckende Einspeisevergütung werden am 1. Januar 2009 gesetzkräftig. Die Liberalisierung erfolgt in zwei Etappen: Zunächst für grössere Kunden mit einem Jahresverbrauch von über 100'000 kWh und für alle Stromverteilunternehmen per 1. Januar 2009. In einem zweiten Schritt – nach fünf Jahren und der Möglichkeit eines fakultativen Referendums – soll die vollständige Marktöffnung auch für Kleinkunden und Privathaushalte (Jahresverbrauch unter 100'000 kWh) erfolgen.

Zur Bestimmung der Abweichungen zwischen Plan- und Istwerten einer Bilanzgruppe (z.B. BKW) werden Fahrpläne und Messwerte benötigt, die einander gegenübergestellt werden. Je genauer diese Fahrpläne (Lastprognose) sind, umso weniger Ausgleichsenergie muss von der Netzgesellschaft swissgrid fakturiert werden.

Mit dem Wandel vom Monopol zum Markt kommen auf die Geschäftseinheit BKW EV zum einen neue gesetzliche/regulatorische Anforderungen zu, zum anderen auch neue wirtschaftliche. Die Erfüllung Erstgenannter ist Grundvoraussetzung, um überhaupt am Markt auftreten zu können (Basisanforderungen). Die Kompetenz im Umgang mit Letztgenannten bestimmt, wie gut der BKW EV im Wettbewerb bestehen wird (Qualitätsanforderungen). Neue Kompetenzen zur Erfüllung der Basis- und Qualitätsanforderungen müssen insbesondere in den Bereichen Energielogistik, Energiebeschaffung und Lastprognosen aufgebaut werden.

Lastprognosen liegen sowohl den vorgeschriebenen 1/4h-scharfen Day-Ahead Fahrplanmeldungen der Energielogistik als auch den 1/4h-scharfen Einkaufstranchen der Energiebeschaffung zugrunde. Die Fähigkeit zu Erstellung und Management qualitativ hochwertiger Lastprognosen (lang-, mittel- und kurzfristig für Einzelkunden und Kundengruppen) wird zu einem differenzierenden Faktor im Vertrieb.

Das vorliegende Dokument „Validierung und Verbesserung von Lastprognosen“ beschreibt traditionelle und neu entwickelte Methoden zur Vorhersage der Lastprognose. In der Einleitung wird kurz über die Lage und die Situation der Marktstromliberalisierung berichtet. Es werden die wichtigsten Einflussfaktoren und Prognosemethoden zur Elektrizitätsnachfrage erklärt und verglichen. In einer tabellarischen Übersicht werden die Einflussfaktoren, Meteoserver und Methoden verschiedenen Bewertungskriterien unterstellt. Die verschiedenen Prognosemethoden werden einerseits durch das Prognosetool BelVis und andererseits durch Internetrecherchen verglichen und bewertet. Eine einfache Lastprognose mittels Excel/MatLab soll die Abhängigkeit der Temperatur auf die Lastkurve zeigen.

3 Der neue Strommarkt CH

Die Öffnung des Strommarkts soll allen Kunden, ob gross oder klein, letztendlich – neben der Freiheit den Stromlieferanten zu wechseln – einen besseren Service, neue Produkte und Dienstleistungen bringen, wobei die Triebfeder der Wettbewerb mehrerer Anbieter sein soll. Für wechselwillige Kunden ist die Strommarktöffnung via StromVG zudem eine wesentliche Vereinfachung gegenüber der heutigen kartellrechtlichen Marktöffnung.

3.1. Bilanzgruppen-Modell

In der Schweiz besteht eine Regelzone, die Regelzone Schweiz.

- Innerhalb der Regelzone Schweiz gibt es beliebig viele Bilanzgruppen (BG). Jede Ein- und Ausspeisestelle auf Schweizer Boden (Erzeugungseinheiten und Endverbraucher) wird einer dieser Bilanzgruppen zugeordnet.
- Voraussetzung für den regelzonenüberschreitenden Handel mit dem Ausland und für den Handel zwischen Bilanzgruppen in der Schweiz ist der Abschluss eines Bilanzgruppenvertrags mit swissgrid.
- Bilanzgruppen mit Ein- und Ausspeisungen müssen neben dem Bilanzgruppenvertrag auch Regelungen mit den jeweiligen Netzbetreibern bezüglich des Messdatenaustauschs vereinbaren.
- Verantwortlich für den Betrieb einer Bilanzgruppe ist der jeweilige Bilanzgruppenverantwortliche (BGV).

3.2. Fahrplan

Mit der Marktöffnung in der Schweiz werden die heutigen Bilanzzonen und Fahrplanbilanzgruppen aufgehoben. Sämtliche Produktions- und Verbrauchsstätten werden neu zu installierenden Bilanzgruppen zugeordnet. Eine Bilanzgruppe ist ein Energiekonto, über das der Bilanzgruppenverantwortliche (BGV) Energiegeschäfte mit anderen Bilanzgruppenverantwortlichen im In- und Ausland abwickeln kann, Energie von Kraftwerken aufnehmen oder Energie an Endverbraucher abgegeben kann. Zur Bestimmung der Abweichungen zwischen Plan- und Istwerten einer Bilanzgruppe werden Fahrpläne und Messwerte benötigt, die einander gegenübergestellt werden. Die dadurch ermittelte Differenz wird als Ausgleichsenergie zwischen swissgrid und dem jeweiligen Bilanzgruppenverantwortlichen finanziell beglichen.

Die Einzelheiten des Bilanzgruppenmanagements sowie die Voraussetzungen für die Anmeldung von Bilanzgruppen sind im Bilanzgruppenvertrag und dessen Anhängen genau beschrieben.

Man unterscheidet grundsätzlich zwischen drei Fahrplanmeldungen:

Day-Ahead Fahrplananmeldung: Vornahme einer Fahrplananmeldung bis spätestens 14:30 Uhr vor dem Tag der Ausführung.

Zeitablauf für Fahrplananmeldung Day-ahead

Grobübersicht:

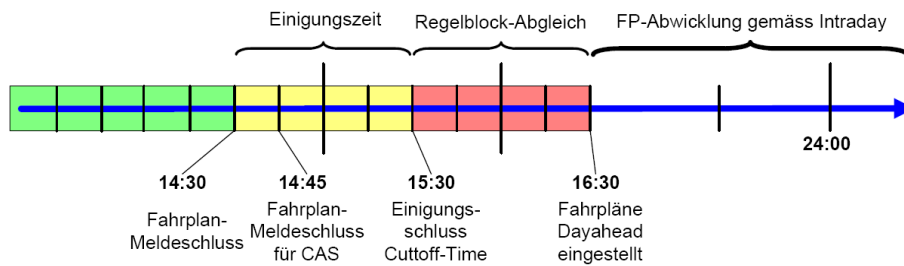


Abb. 1: Fahrplan Day-Ahead

Fahrplan-Meldeschluss für Fahrpläne des Folgetags ist 14:30 Uhr des aktuellen Tages. Ab 14:30 Uhr beginnt die Einigungszeit. Von 14:30 Uhr bis zum Einigungsschluss (15:30 Uhr) haben die Bilanzgruppen deren Fahrpläne nicht mit den Gegenfahrplänen übereinstimmen, Zeit sich auf einen Fahrplan zu einigen und mit einem Korrekturfahrplan zu bereinigen. Ab 15:30 Uhr stimmt swissgrid als Regelblock-Verantwortlicher die externen Fahrpläne zwischen dem Regelblock Schweiz und den angrenzenden Regelblöcken innerhalb der Regelblock-Abgleichs-Phase ab. Um ca. 16:30 Uhr ist der Day-Ahead Fahrplanabgleich beendet.

Day-Ahead Fahrpläne können bis zu einem Monat im Voraus angemeldet werden. Für Fahrplanbeziehungen über Grenzen mit Kapazitätsprüfung kann diese Möglichkeit aufgrund fehlender gültiger Kapazitätsrechte eingeschränkt werden.

Bei einem verspäteten Eingang der Fahrplanmeldung bei swissgrid wird diese abgelehnt.

Intra-Day-Fahrplananmeldung: Vornahme und Ausführung einer Fahrplanmeldung erfolgen nach Abschluss des Day-Ahead Fahrplanprozesses, bzw. am selben Tag.

Zeitablauf für Intra-day Fahrplanmeldungen (Standard-BG)

Grobübersicht:

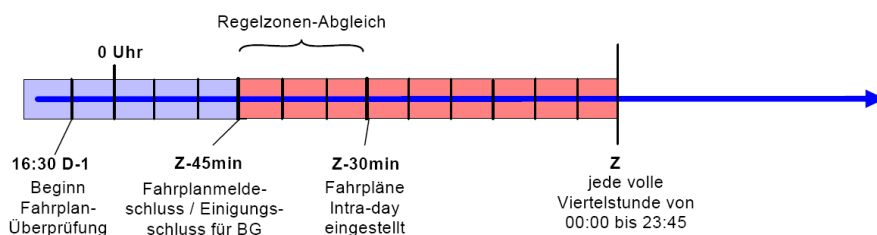


Abb. 2: Fahrplan Intra-Day

Fahrplanmeldungen für den folgenden Tag, die nach 14:30 Uhr angemeldet werden, und Fahrplanmeldungen, die den aktuellen Tag betreffen, werden über das Intra-Day Verfahren abgewickelt.

Nachträgliche Fahrplanmeldungen: Interne Fahrpläne können bis um 17 Uhr des auf den Fahrplantage folgenden Arbeitstages geändert oder neu angemeldet werden.

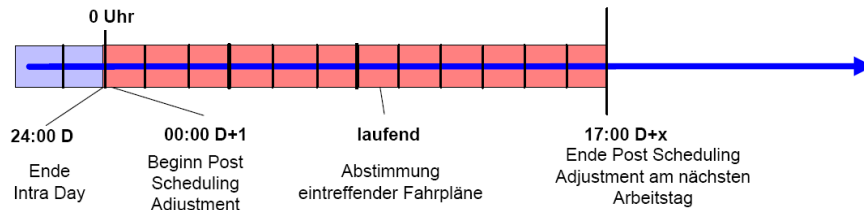


Abb. 3: Nachträgliche Fahrplanmeldung

Nachträgliche Fahrplanänderungen beinhalten neben den geänderten und neuen internen Zeitreihen immer alle bereits im Day-Ahead und Intra-Day für die Bilanzgruppe angemeldeten Zeitreihen. Sie umfassen den ganzen Fahrplantage (0 – 24 Uhr) und alle internen und externen Zeitreihen. Die Werte der externen Zeitreihen müssen der letzten im Day-Ahead bzw. Intra-Day Prozess abgestimmten Version entsprechen.

3.3. Ausgleichsenergie

Bei der Ausgleichsenergie wird die Differenz zwischen Fahrplansumme aller Bilanzgruppen-Typen (Soll) und Messdaten (Ist) einer Abrechnungseinheit bestimmt. Die Differenz, auch Saldozeitreihe genannt, wird mit den Ausgleichsenergiepreisen multipliziert. Die daraus resultierende Geldmenge wird dem Bilanzgruppenverantwortlichen als Ausgleichsenergie in Rechnung gestellt oder gutgeschrieben.

Bei der Zuordnung der Preise werden die Über- bzw. Unterdeckung einer Bilanzgruppe und die „systemstabilisierende“ bzw. „systemdestabilisierende“ Wirkung auf die Regelzone berücksichtigt. Überdeckte Abrechnungseinheiten erhalten hierbei eine Gutschrift, unterdeckte Abrechnungseinheiten erhalten eine Rechnung.

3.4. Vertriebslastprognosen

Lastprognosen können auf verschiedene Weisen erstellt werden. Wo es nicht nur um die Prognose von Einzelkunden geht, sondern um die Prognose einer ganzen Menge von Kunden, stellt sich beispielsweise die Frage, ob nur die Summenlast prognostiziert werden soll (Top-Down-Prognose), oder ob die Prognose für die Summenlast durch Addition von Einzelprognosen für die einzelnen Kunden oder für einzelne Kundentypen ermittelt werden soll (Bottom-Up-Prognose).

3.4.1. Top-Down Verfahren

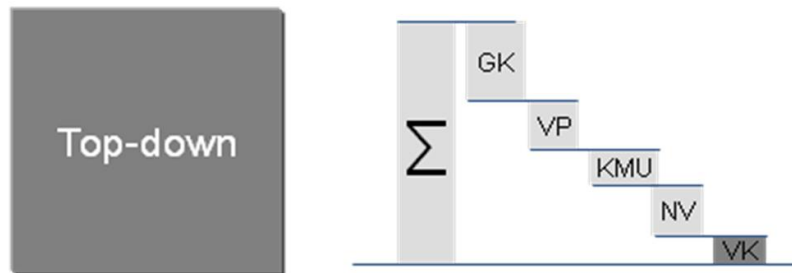


Abb. 4: Top-Down Verfahren

3.4.2. Bottom-Up Verfahren

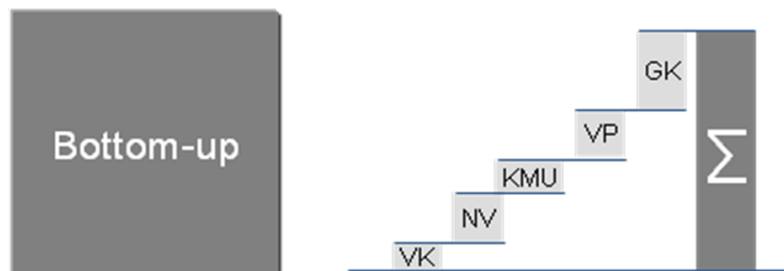


Abb. 5: Bottom-Up Verfahren

Legende

GK - Grösstkunden

VP - Vertriebspartner

KMU – Klein- und Mittelunternehmen

NV - Netzverluste

VK - Virtueller Kundenpool

4 Einflussfaktoren

Der Verlauf der elektrischen Lastnachfrage über einen Tag ist von vielen Faktoren abhängig. Für die Güte der Lastprognose ist es wichtig, dass alle relevanten Einflussgrößen qualitativ und quantitativ richtig erfasst werden. Am Beispiel kühler Jahreszeiten wird deutlich, dass niedrige Temperaturen und schlechte Lichtverhältnisse in bestimmten Branchen und Bereichen zu erhöhten Lastgängen durch Heizung und Beleuchtung führen können.

Überblick der wichtigsten Einflussfaktoren:

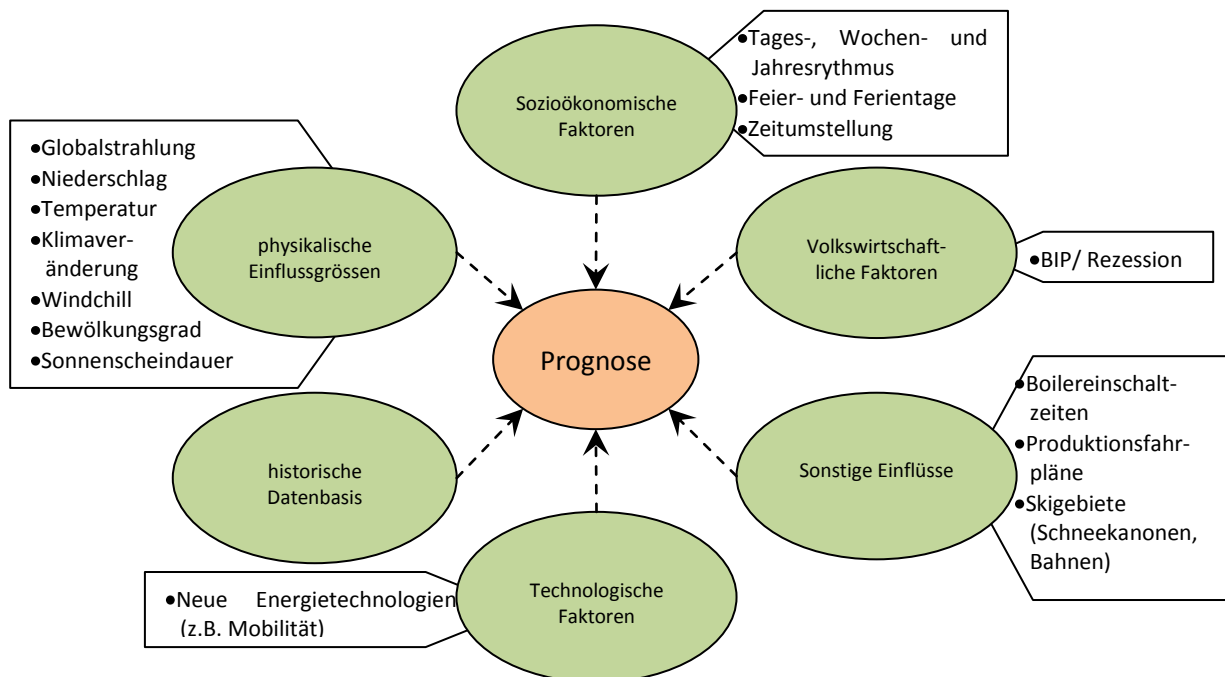


Abb. 6: Übersicht der Einflussgrößen

4.1. Physikalische Einflussgrößen

4.1.1. Globalstrahlung

Die Globalstrahlung wirkt sich hauptsächlich über eine Erhöhung der Netzabgabe bei geringer Strahlung, das heisst z.B. bei dichter Bewölkung oder Nebel, durch zusätzliche Lichtlast aus. Die Strahlung wird in W/m^2 angegeben und wird von diversen Meteoservern in 1-h-Werten angeboten.

4.1.2. Temperatur

Die Temperatur spielt bei der Lastprognose eine wichtige Rolle und hängt stark mit der Last zusammen. Dabei bewirkt eine tiefe Temperatur eine Erhöhung der Netzabgabe, vor allem durch die zusätzliche Heizlast. Dieser Effekt verschwindet aber in einem Temperaturbereich von ungefähr 10°C-14°C, so dass man sagen kann, dass ab ungefähr 15°C aufwärts die

Netzabgabe unabhängig von der gemessenen Temperatur ist. Eine Erhöhung der Netzlast bei sehr hohen Temperaturen, kann durch zusätzliche Kühllast erklärt werden.

4.1.3. Niederschlag

Niederschläge können sprunghaft einsetzen und enden. In Zusammenhang mit Regen kann keine genauere Aussage auf dessen Einfluss gemacht werden. Niederschläge in Form von Schnee können die Last jedoch beeinträchtigen. Fällt in kurzer Zeit viel Schnee kann das öffentliche Verkehrsmittel (z.B. Busverkehr) lahmlegen, was sich wiederum dämpfend auf die Elektrizitätsabgabe auswirken kann.

4.1.4. Windchill

Beim Windchill handelt es sich um einen Effekt, der uns die Luft "kälter" fühlen lässt, als dies tatsächlich der Fall ist. Die Temperatur, die wir empfinden, muss nicht identisch sein mit der Temperatur, die wir am Thermometer ablesen. Zwischen unserem Körper und der Umgebungsluft entsteht eine "isolierende Luftschicht", welche uns sozusagen nicht die wirkliche Temperatur spüren lässt. Wird nun durch Windeinfluss diese "Isolationsschicht" weggeblasen, empfinden wir die herrschende Temperatur kälter, als ohne Windeinfluss. Dieser Effekt tritt spürbar erst ab einer Temperatur von weniger als +7° C auf. Die seit November 2001 gültige Formel in Form einer Zahlenwertgleichung zur Berechnung des Windchill mit metrischen Einheiten lautet:

$$T_{WCT} = 13.12 + 0.6215 * T_a - 11.37 * v^{0.16} + 0.3965 * T_a * v^{0.16}$$

T_a Lufttemperatur in C°

v Windgeschwindigkeit in km/h

		Temperatur in C°												
		10	5	0	-5	-10	-15	-20	-25	-30	-35	-40	-45	-50
Windgeschwindigkeit in km/h	5	9.76	4.08	-1.59	-7.26	-12.93	-18.61	-24.28	-29.95	-35.62	-41.30	-46.97	-52.64	-58.31
	10	8.63	2.66	-3.31	-9.29	-15.26	-21.23	-27.21	-33.18	-39.15	-45.13	-51.10	-57.07	-63.05
	15	7.91	1.75	-4.42	-10.58	-16.75	-22.91	-29.08	-35.24	-41.41	-47.57	-53.74	-59.90	-66.07
	20	7.38	1.07	-5.24	-11.55	-17.86	-24.17	-30.48	-36.79	-43.10	-49.41	-55.72	-62.02	-68.33
	25	6.94	0.52	-5.91	-12.34	-18.76	-25.19	-31.61	-38.04	-44.46	-50.89	-57.31	-63.74	-70.17
	30	6.57	0.05	-6.47	-13.00	-19.52	-26.04	-32.57	-39.09	-45.62	-52.14	-58.66	-65.19	-71.71
	35	6.26	-0.35	-6.96	-13.57	-20.18	-26.79	-33.40	-40.01	-46.62	-53.23	-59.83	-66.44	-73.05
	40	5.97	-0.71	-7.40	-14.08	-20.77	-27.45	-34.13	-40.82	-47.50	-54.19	-60.87	-67.56	-74.24
	45	5.72	-1.03	-7.79	-14.54	-21.29	-28.04	-34.80	-41.55	-48.30	-55.06	-61.81	-68.56	-75.31
	50	5.49	-1.33	-8.14	-14.96	-21.77	-28.59	-35.40	-42.22	-49.03	-55.84	-62.66	-69.47	-76.29
	55	5.28	-1.60	-8.47	-15.34	-22.21	-29.08	-35.96	-42.83	-49.70	-56.57	-63.44	-70.31	-77.19
	60	5.08	-1.85	-8.77	-15.70	-22.62	-29.54	-36.47	-43.39	-50.32	-57.24	-64.17	-71.09	-78.02
	65	4.89	-2.08	-9.05	-16.03	-23.00	-29.97	-36.95	-43.92	-50.90	-57.87	-64.84	-71.82	-78.79
	70	4.72	-2.30	-9.32	-16.34	-23.36	-30.38	-37.40	-44.42	-51.44	-58.46	-65.48	-72.50	-79.52
	75	4.56	-2.50	-9.57	-16.63	-23.69	-30.76	-37.82	-44.88	-51.95	-59.01	-66.07	-73.14	-80.20
	80	4.41	-2.70	-9.80	-16.91	-24.01	-31.11	-38.22	-45.32	-52.43	-59.53	-66.64	-73.74	-80.84
85	4.26	-2.88	-10.03	-17.17	-24.31	-31.46	-38.60	-45.74	-52.88	-60.03	-67.17	-74.31	-81.46	
90	4.12	-3.06	-10.24	-17.42	-24.60	-31.78	-38.96	-46.14	-53.32	-60.50	-67.68	-74.86	-82.04	

Tabelle 1: Windchill-Temperaturen

Bei den blauen Feldern besteht die Möglichkeit, dass es innerhalb von 30 Minuten oder weniger zu Erfrierungen kommt. Eine genauere Analyse über den Einfluss des Windchill-Faktors auf den Stromverbrauch kann nicht gemacht werden.

Durch die Einflussgrösse der gefühlten Temperatur ergibt sich ein neuer Effekt der relativen Temperatur. Die Windchill-Temperatur wird vor allem bei kalten und windigen Gebieten, wie z.B. in Skigebieten und höher gelegenen Ortschaften, eingesetzt.

4.1.5. Sonnenscheindauer

Auch die Sonnenscheindauer hat einen spürbaren Einfluss auf den Verlauf der Elektrizitätsnachfrage. Die Höhe der Leistungsspitzen in den Abendstunden ist abhängig vom Zeitpunkt des Sonnenuntergangs. Je später die Sonne untergeht, desto weniger ausgeprägt ist diese Spitze. Zudem sollte die passive Nutzung der Sonneneinstrahlung zur Heizung in den Kälteperioden beitragen und den Stromverbrauch sinken lassen.

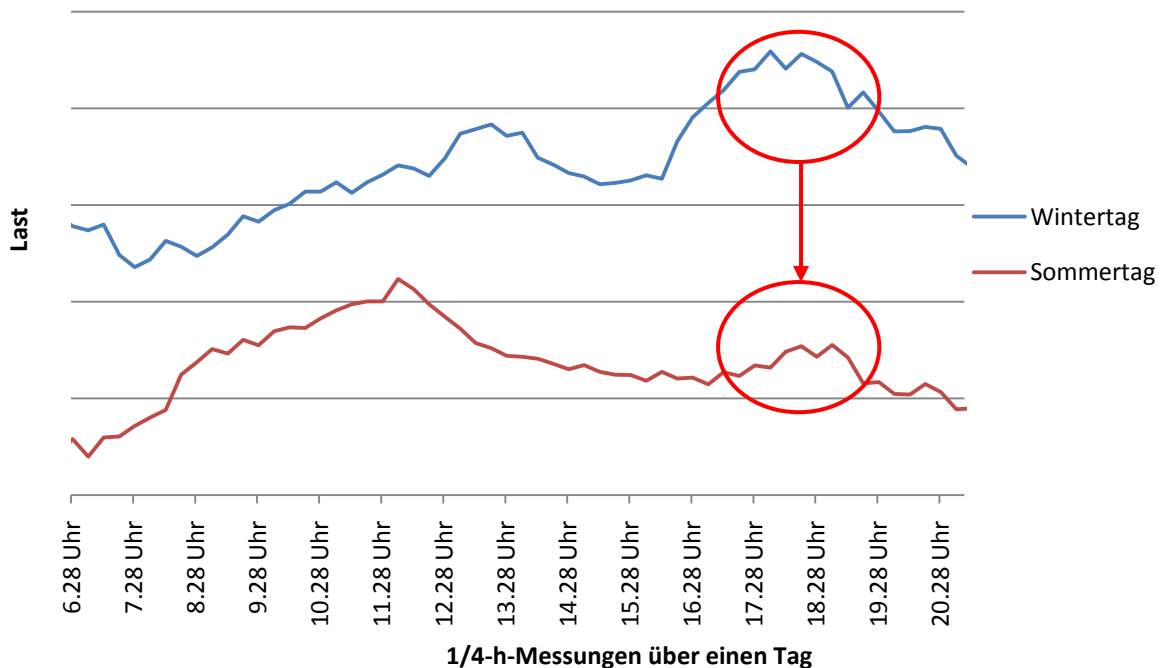


Abb. 7: Leistungsspitzen bei unterschiedlicher Sonnenscheindauer

4.1.6. Bewölkungsgrad

Die Globalstrahlung auf der Erdoberfläche wird wesentlich durch den Bewölkungsgrad geprägt. Jedoch kann der Bewölkungsgrad hoch sein, aber die Wolkendecke ist sehr dünn und lässt die Strahlung hindurch. Bei den Meteostationen unterscheidet man den Grad der Bewölkung folgendermassen:

- 0/8 -> wolkenlos
- 1-2/8 -> heiter
- 3/8 -> leicht bewölkt
- 4-6/8 -> wolkig
- 7/8 -> stark bewölkt
- 8/8 -> bedeckt

4.2. Sozioökonomische Faktoren

4.2.1. Wochentag

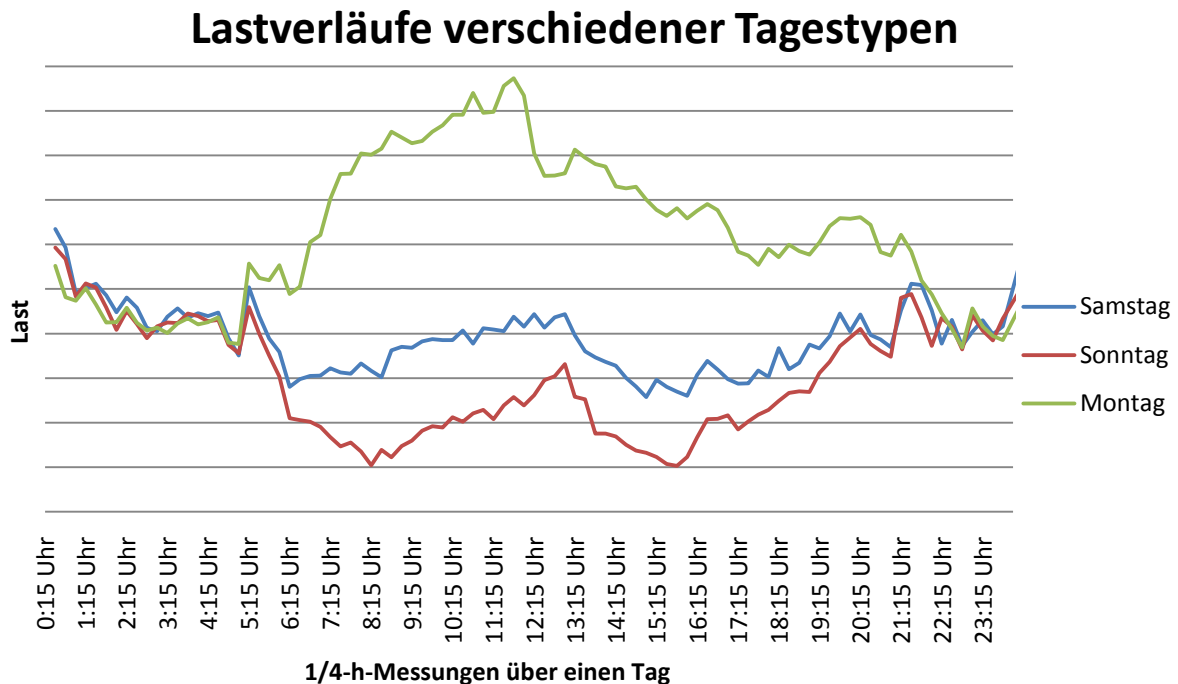


Abb. 8: Lastverläufe (Tagstypen)

Dass die Tagestypen unterschiedliche Lastverläufe aufweisen, ist in der obenstehenden Abbildung deutlich erkennbar. Die Verläufe von Samstag und Sonntag grenzen sich deutlich von den Werktagen ab. Sie weisen eine deutlich geringere Grundlast auf, wobei die des Sonntags noch unter der des Samstags liegt. Grund dafür ist die geringe Lastnachfrage in den Betrieben, welche zum Grossteil am Wochenende geschlossen sind.

4.2.2. Feier- und Ferientage

Der Feiertag ist in seinem Verhalten nahezu identisch mit dem Sonntag. Diese Erkenntnis liegt durchaus nahe, da anzunehmen ist, dass an Feiertagen in ebenso wenigen Betrieben gearbeitet wird wie an Sonntagen. Da in der Schweiz je nach Kanton die Ferien unterschiedlich ausfallen, muss je nach Versorgungsgebiet die entsprechende Ferien- und Feiertagstabelle ausgewählt werden.

Fenstertag (Brückentag)

Ein Brückentag wird von vielen Arbeitnehmern als verlängertes Wochenende genutzt. Der Verlauf ist ähnlich zu dem eines Sonntages, nur etwas geringer. Dennoch können viele Dienstleistungsbetriebe wie beispielsweise Geschäfte aktiv sein.

Weihnachten und Neujahr

Die Prognose über Weihnachten und Neujahr ist sehr schwer vorherzusagen. Das Verhalten der Last weist keine tagestypspezifische Lastkurve auf.

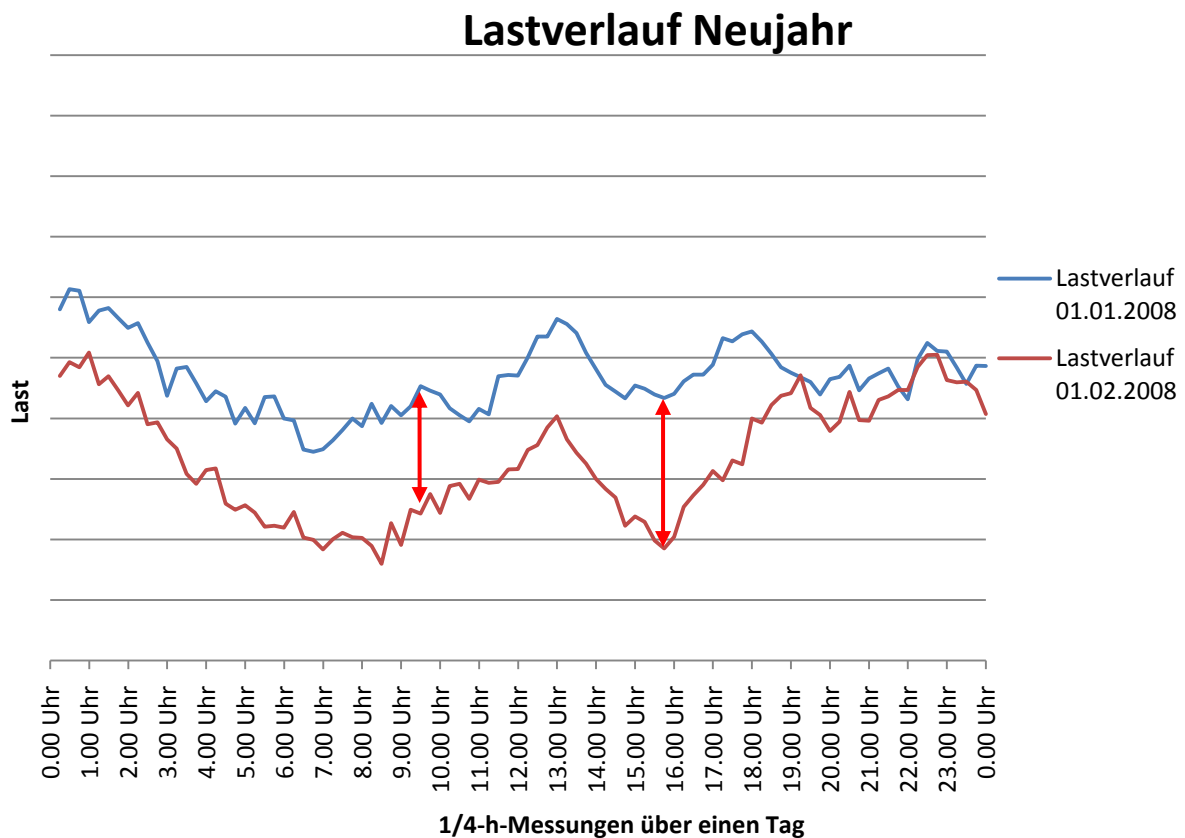


Abb. 9: Lastverlauf Neujahr (01.01.08) und einen Monat später

Über die gesamte Weihnachts- und Neujahrzeit steigt der Lastverbrauch tagsüber an. Die Ursachen dafür sind weihnachtliche Beleuchtungen und die längeren Öffnungszeiten der Einkaufsläden. Die Schwankung von der minimalen zur maximalen Last gegenüber normalen Werks-, Feier- oder Wochenendtagen ist somit grösser.

4.2.3. Jahreszeiten (Sommer/Winter)

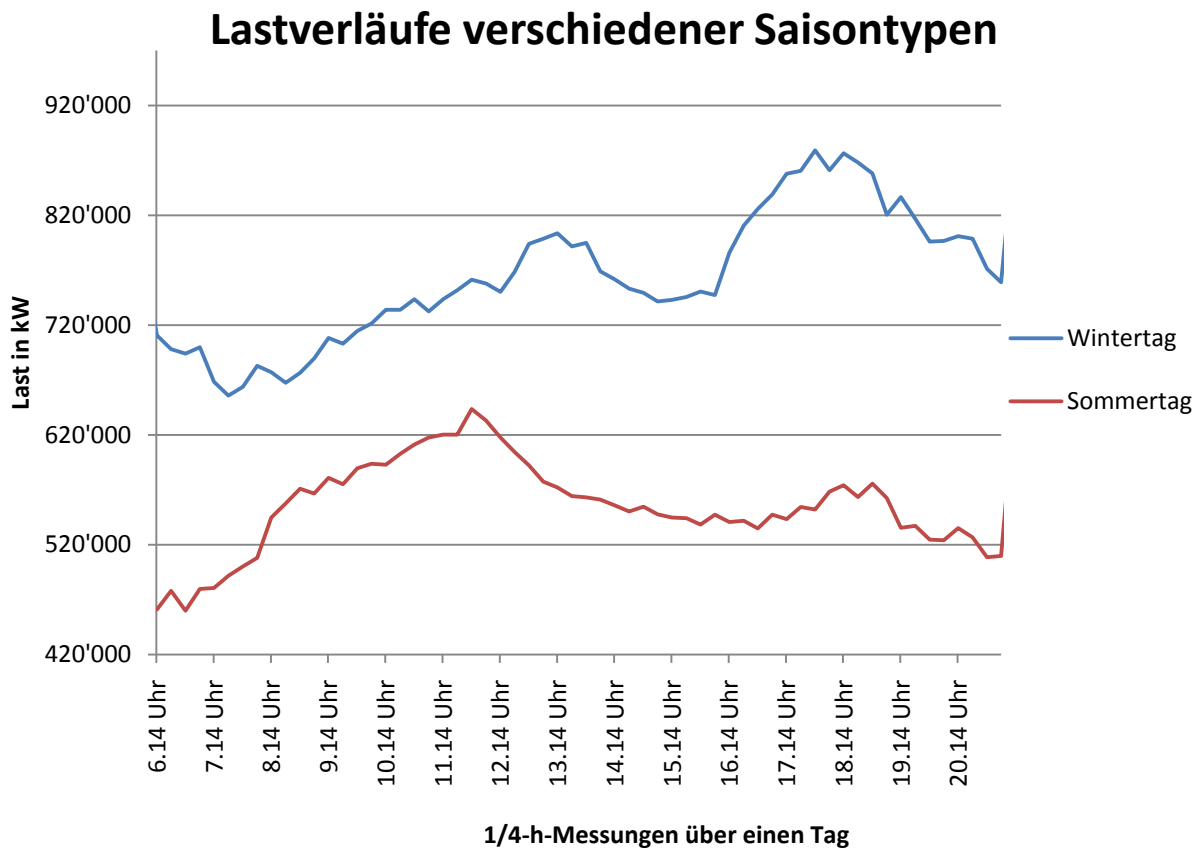


Abb. 10: Lastverläufe (Saisontypen)

Die Jahreszeit spielt bei der Lastprognose eine wichtige Rolle. Wie in Abbildung 10 ersichtlich ist, wird im Winter mehr Last verbraucht. Grund hierfür sind die kurzen Tage und die kalten Temperaturen. Schlechte Lichtverhältnisse haben die Nutzung künstlichen Lichtes zur Folge, was die elektrische Lastnachfrage ansteigen lässt. Die Lichtverhältnisse sind, wie schon erwähnt, durch den Stand der Sonne und den Bedeckungsgrad beschreibbar. Der Anstieg der Last im Winter von 16.00 Uhr bis 20.00 Uhr lässt sich durch den Feierabend erklären. In dieser Zeit befinden sich die meisten Leute zu Hause und nutzen daher auch mehr die künstlichen Lichtquellen und Heizungen.

4.2.4. Zeitumstellung

Ebenfalls muss die Zeitumstellung von Sommer- auf Winterzeit oder umgekehrt in das Modell eingebunden werden. Die Lastkurve verschiebt sich bei diesem Wechsel um eine Stunde nach vorne oder nach hinten.

Die Zeit wird grundsätzlich am letzten Sonntag im März von Winter- auf Sommerzeit und am letzten Sonntag im Oktober von Sommer- auf Winterzeit umgestellt. Bei der Umstellung auf Sommerzeit verschwindet die dritte Stunde dieses Sonntages und bei der Umstellung auf Winterzeit wird sie dupliziert.

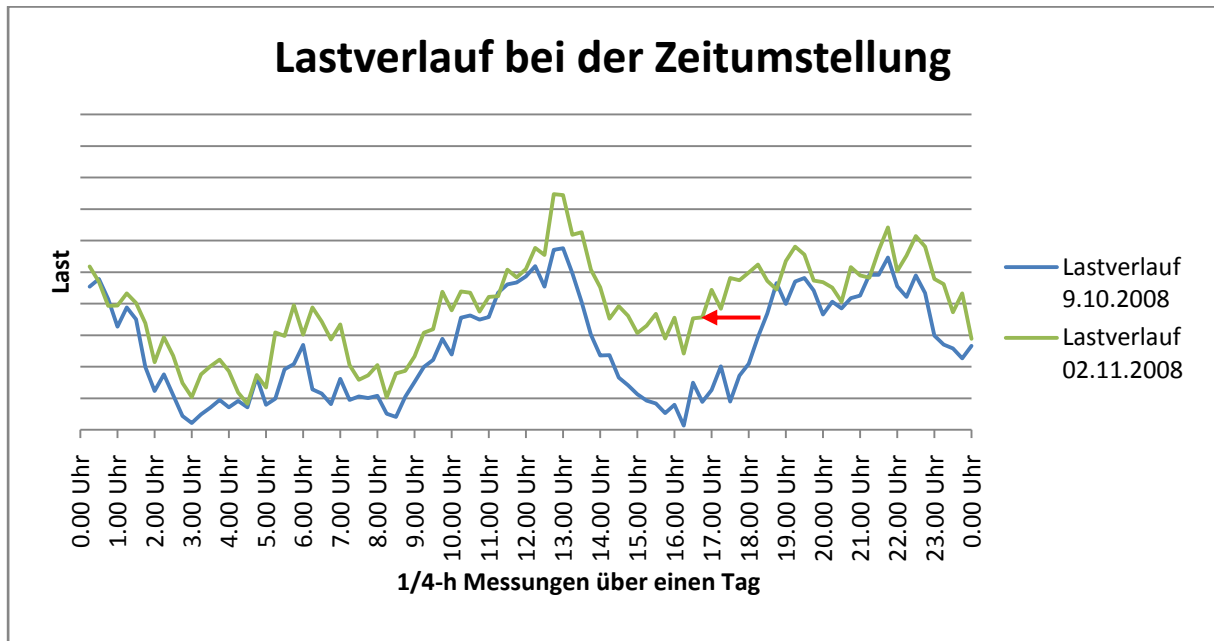


Abb. 11: Lastverlauf bei Zeitumstellung

Durch die Zeitumstellung vom 26. Oktober 2008 von Sommer- auf Winterzeit wird die Uhr um eine Stunde vorgestellt. Somit beginnt die Dämmerung bereits eine Stunde früher. Das frühere Einschalten von Licht und Heizungen verschiebt die Lastkurve am Abend nach vorne.

4.3. Sonstige Einflüsse

4.3.1. Boilereinschaltzeiten

Die Berücksichtigung der Boilereinschaltzeiten beeinflussen den Lastverlauf, allerdings nicht das Volumen. Die Anpassung von Einschaltzeiten sollen primär dem Abbau von Lastspitzen dienen.

4.3.2. Skigebiete (Schneekanonen/Bergbahnen)

Bei grossen Skidestinationen haben das Wetter und die technische Qualität der Bahnen einen grossen Einfluss auf den Betrieb. Bei schlechtem Wetter und stürmischen Bedingungen dürfen diverse Bahnen (z.B. Seilbahnen) nicht betrieben werden. Solche Lastgänge fehlen in der Prognose und können zu grossen Lastabweichungen führen. Ebenso sind Beschneiungsanlagen immer mehr im Einsatz. Das Beschneien der Pisten erfolgt in der Wintersaison meistens über Nacht, wenn die Pisten geschlossen sind. Trotzdem bleiben solche Einflüsse unberechenbar, da diese ohne Vormerkung ein- oder ausgeschaltet werden können.

4.3.3. Produktionsfahrpläne

Industrien oder grosse Unternehmen mit einem hohen Stromverbrauch beeinflussen die Lastverläufe ebenfalls. Durch sogenannte Produktionsfahrpläne können solche Faktoren in die Berechnung der Lastvorhersage integriert werden. Ebenso eine wichtige Rolle in der Industrie und bei Grosskunden sind die Betriebsferien. An solchen Tagen stehen die Maschinen still, dadurch fehlt diese zusätzliche Last.

4.4. Volkswirtschaftliche Faktoren

Zwischen 1990 und 2006 ist der Stromverbrauch in der Schweiz um über 20 Prozent von 47 auf rund 57 TWh (Terawattstunden) gewachsen. Gründe dafür sind die Bevölkerungsentwicklung, das Wirtschaftswachstum und das zunehmende Bedürfnis nach Mobilität, Komfort und Bequemlichkeit.

4.4.1. Klimaveränderung

Als Folge der Klimaänderung wird in Zukunft im Winter weniger Heizenergie und im Sommer mehr Kühlenergie verbraucht werden. Es kommt, zusätzlich zur steigenden Anzahl an Wärmepumpen, auch zu einer Verlagerung der Nachfrage von den Brennstoffen zu Strom durch Klimageräte. Die Zunahme der Klimatisierung ist vor allem im Dienstleistungssektor ausgeprägt. Bei der Elektrizitätsbereitstellung wird sich die Klimaänderung nachteilig auf die Wasserkraft und die Kernenergie auswirken. Bei der Wasserkraft dürfte der geringere Wasserabfluss (Abschmelzen der Gletscher und Schneemangel) bis 2050 zu einer um 5–10% geringeren Produktion führen. Die Kernenergie wird bei ansteigenden Wassertemperaturen weniger Kühlleistung aus den Flüssen beziehen können. Im Sommer 2003 führte der Mangel an Kühlleistung zu einer um 4% geringeren Jahresproduktion. Hitzeperioden wie im Sommer 2003 können bis 2050 zunehmen.

4.4.2. BIP/Rezession

Um einen allfälligen Zusammenhang zwischen Stromverbrauch und BIP (Bruttoinlandprodukt) aufzuzeigen, wurden die jährlichen Steigerungsraten (von 1950 bis 2007) des BIP dem Energieverbrauch (Terajoule) gegenübergestellt. Die Wachstumsraten des BIP bewegen sich dabei in den letzten 10 Jahren bei +2 bis +3 Prozent. Kurzfristig haben die klimatischen Bedingungen einen grossen Einfluss auf den Energieverbrauch, langfristig sind jedoch BIP, Bevölkerungswachstum, industrielle Produktion sowie Wohnungs- und Motorfahrzeugbestand bestimmend für die Verbrauchsentwicklung verantwortlich.

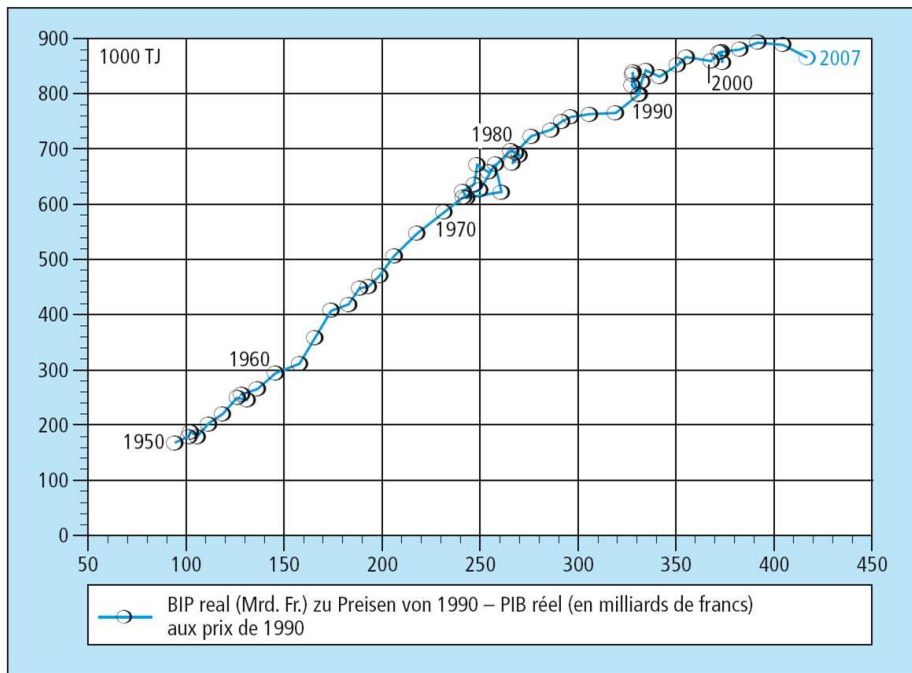


Abb. 12: Zusammenhang BIP und Energieverbrauch (Quelle BFE)

Von 1950 bis 1990 ist ein klarer Anstieg des Energieverbrauches in Abhängigkeit des BIP zu erkennen. Ab 1990 bis 2007 sind diese Ausprägungen nicht mehr so stark ausgeprägt. Dies kann auf allfällige Sparpotenziale seitens Industrie und Haushalte zurückgeführt werden.

4.4.3. Energiepreise

Es besteht weitgehender Konsens, dass wegen der Verknappung der Erdölressourcen und wegen der Klimaänderung die Energiepreise steigen werden. Die Energiepreise werden nicht mehr auf das tiefe Niveau der Periode 1985–2000 zurückkehren und können aufgrund von politischen Verwerfungen mittel- bis langfristig weiter ansteigen.

Auf die Haushalte wird ein Preisanstieg keinen bemerkenswerten Einfluss haben. Dagegen Unternehmen mit grossem Stromverbrauch werden sich Gedanken zu Stromsparmassnahmen machen. Diese Massnahmen können dann eine Veränderung der Lastkurve ausmachen.

4.5. Technologische Faktoren

Der inländische Strombedarf wird schon in naher Zukunft nicht mehr durch die heimische Energieproduktion gedeckt werden können. Bei der Wasserkraft wird es wegen der Klimaänderung zu Produktionseinbussen kommen. Vor dem Hintergrund der Klimaänderung muss die Versorgungslücke durch verstärkte Förderung von erneuerbaren Energien und Technologien zur Steigerung der Energieeffizienz sowie durch neue, CO₂-freie Produktionskapazitäten geschlossen werden.

4.5.1. Mobilität

Der Energieverbrauch für Mobilität umfasst rund einen Drittel des Energieverbrauchs in der Schweiz; die Tendenz ist immer noch leicht steigend. Die steigenden Mobilitätsbedürfnisse haben vielfältige Ursachen. Dazu gehören ein immer besseres Angebot, raumplanerische Einflüsse sowie ein verändertes Kauf- und Freizeitverhalten. Möglichkeiten der Energieeffizienzsteigerungen in der Mobilität sind vielfältig. Sie beinhalten die Beeinflussung des Mobilitätsverhaltens sowie die Wahl des Transportmittels. Beim motorisierten Verkehr stehen Fahrzeuge mit unterschiedlicher Energieeffizienz und Technologie (z.B. Wasserstoff) zur Auswahl. Der Verbrauch wird zusätzlich durch die Fahrweise beeinflusst.



Abb. 13: Fuel Cell SAM BFH-TI

Der Umweg über mehrere Umwandlungsstufen wie z.B. beim Verbrennungsmotor - Generatorsystem (thermische-, mechanische und elektromagnetische Energie) entfällt bei sogenannten Brennstoffzellensystemen: Sie sind somit hocheffiziente Energieumwandlungssysteme. Sie bestehen aus einzelnen Zellen mit jeweils zwei Elektroden (Anode und Kathode), die durch einen Elektrolyten getrennt sind. Da eine einzelne Zelle nur eine geringe elektrische Spannung erzeugt, werden mehrere Zellen hintereinander geschaltet, resp. gestapelt. Ein solcher Stapel wird als Brennstoffzellen-Stack bezeichnet.

4.5.2. Wärmepumpen

Erdwärme und Umweltwärme lassen sich mittels Wärmepumpen für Wärmezwecke nutzen. Heute wird rund die Hälfte der Minergie-Bauten mit Wärmepumpen versorgt. Auch bei den konventionellen Neubauten stellen Wärmepumpen eine beliebte Versorgungsvariante dar. Um das Netz gleichmässig auszulasten, könnten Wärmepumpen in Zukunft über den Tag betrieben werden. Mit der Wärme aus dem Erdreich könnten Räumlichkeiten in kalten Wintertagen auf angenehmer Temperatur gehalten werden. Die überschüssige Wärme wird in einem Warmwasserkessel gespeichert. Durch diese Massnahmen könnten in Zukunft die Heiz- und Boilereinschaltspitzen gesenkt werden.



Abb. 14: Prinzip der Wärmepumpe

4.5.3. Solaranlagen



Abb. 15: Photovoltaikanlage Jungfrauoch

Thermisch: Im Jahr 2000 wurde in rund 1000 Wohnungen die Warmwasserbereitstellung mit Sonnenkollektoren unterstützt. Bis heute wurden weitere 800 Anlagen gefördert. Dies ergibt eine derzeitige Nutzung von knapp 5 GWh pro Jahr (GWh/a).

Elektrisch: Solarzellen sind Hoffnungsträger und gleichsam Inbegriff einer nachhaltigen Energieversorgung. Hierbei hat sich ein grosser Teil als ökologische Wunschträume erwiesen. Die Hoffnung, Photovoltaik werde bald konkurrenzfähig günstig, hat sich bis heute teilweise erfüllt. Durch die Bestimmungen über die kostendeckende Einspeisevergütung (KEV) in der geänderten Energieverordnung (EnV) wird sich eine Photovoltaikanlage in Zukunft in Regionen mit hoher Sonneneinstrahlung lohnen. Diese Verordnung tritt am 1. Januar 2009 in Kraft. Von der Einspeisevergütung können Anlagen profitieren, die nach dem 1. Januar 2006 in Betrieb genommen worden sind. Die Anmeldung für solche Anlagen ist seit dem Mai 2008 bei der nationalen Netzgesellschaft (Swissgrid) möglich.

Durch das Prinzip der Solaranlagen kann das gleiche Prinzip wie bei den Wärmepumpen angewendet werden. Durch die Speicherung der Wärme oder Energie könnte in Zukunft ebenfalls die Heiz- und Boilereinschaltspitzen gesenkt werden.

4.5.4. Energieeffizienz bei Geräten und Anlagen

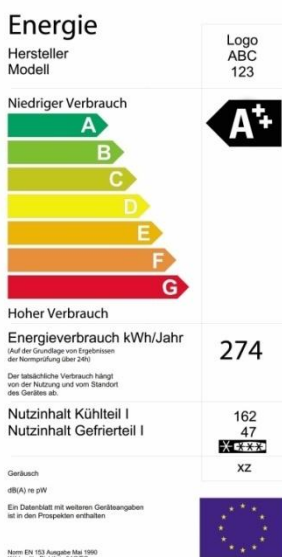


Abb. 16: Energieeffizienzklasse

Die Energieeffizienz von Geräten ist sehr unterschiedlich. Bei einigen Gerätekategorien wird der Stand der Energieeffizienz mit der Energieetikette am Verkaufspunkt sichtbar gemacht. Der Standby - Verbrauch ist bei den Apparaten oft grösser als der Energieverbrauch im Betrieb. Zu beachten ist die Mieter-Vermieter-Problematik: die höheren Investitionen für die energieeffizienteren Haushaltsgeräte fallen beim Vermieter an (und können beim Geräteersatz nicht überwältigt werden); die Kosteneinsparungen durch den geringeren Elektrizitätsverbrauch fallen jedoch beim Mieter an. In der weiteren Zukunft spielt die Energieeffizienz eine wichtige Rolle. Zum Beispiel das Austauschen von Glühbirnen durch Sparlampen, kann die Lastspitze in den Abendstunden stark reduzieren.

4.5.5. Rationelle Energienutzung in Gebäuden

Heute wird knapp 50% des schweizerischen Primärenergieverbrauchs für Gebäude aufgewendet: 30% für Heizung, Klimatisierung und Warmwasser, 14% für Elektrizität und etwa 6% für die Herstellung und den Unterhalt.

Die Ausnutzung der nach wie vor grossen Sparpotenziale im Gebäudebereich ist volkswirtschaftlich von grossem Interesse. Der Gebäudebereich ist auch massgeblich verantwortlich für den Verbrauch stofflicher Ressourcen, das Abfallaufkommen und die Umweltbelastung unserer Gesellschaft.

Es können längerfristig Einsparpotenziale gegenüber konventionellen Gebäuden von 50 bis 90% ermöglicht werden. Das BFE unterstützt ein Programm, indem die Optimierung ganzer Gebäudesysteme und die ganzheitliche Berücksichtigung der Umweltwirkungen im Vordergrund stehen. Es befasst sich im Speziellen mit der Gebäudehülle, mit den haustechnischen Installationen und mit der Nutzung der Sonnenenergie.



❶ Wärmebild einer gedämmten Fassade: Dunkle Bereiche verweisen auf wenig Wärmeverlust

❷ Wärmebild einer nicht gedämmten Fassade: Helles gelb zeigt hohen Energieverlust an.

Abb. 17: Wärmebild Gebäudefassade

4.6. Übersichtstabelle der Einflussfaktoren nach Prognosehorizont

In den folgenden Tabellen wird ein grober Überblick der Gewichtung der Einflussfaktoren gemacht. Die Faktoren werden nicht nur nach Prognosehorizont, sondern auch nach Kundengruppen unterschieden. Der Zeithorizont für die Prognosedauer wird folgendermassen definiert:

- Kurzfristprognose: ≤ 10 Tage
- Mittelfristprognose: ≤ 1 Jahr
- Langfristprognose: > 1 Jahr

Die Legende gibt Auskunft über die Gewichtung:

- Sehr stark
- Stark
- Mittel
- Schwach
- Keinen Einfluss

4.6.1. Gewichtung nach Prognosehorizont

Die Tabelle soll einen Überblick der Einflussfaktoren auf die Elektrizitätsnachfrage nach Kurz-, Mittel und Langzeitprognose aufzeigen. Die Gewichtung entspricht der Meinung der Projektpartner:

Einflussgrösse	Prognosehorizont		
	Kurzfristprognose	Mittelfristprognose	Langfristprognose
Temperatur	●	◐	○
Globalstrahlung	●	◐	○
Niederschlag	◐	◑	○
Wind	◐	◐	○
Sonnenscheindauer	◐	◐	○
Effektive Bewölkung	◐	◐	○
Wochentag	●	◐	◐
Feier- und Ferientage	●	◐	◐
Brückentage	●	◐	◐
Weihnachten und Neujahr	●	◐	◐
Jahreszeiten (Saison)	●	●	●
Boilereinschaltzeiten	●	◐	○
Skigebiete	◐	◐	◐
Produktionsfahrpläne	●	◐	◐
BIP/Rezession	◐	◐	●
Energiepreise	◐	◐	●
Klimaveränderung	◐	◐	●
Neue Technologien	○	○	◐
Politik	○	○	◐

Tabelle 2: Übersichtstabelle der Einflussgrössen nach Prognosedauer

4.6.2. Gewichtung nach Kundengebiet

Lastprognosen werden ebenfalls im Bottom - Up Verfahren erstellt. Dabei unterscheidet man zwischen verschiedenen Kundengruppen. Eine Tabelle soll einen Überblick verschaffen, welche Einflüsse auf die verschiedenen Kundengruppen haben. Unterschieden wird zwischen EVU (Energieversorgungsunternehmens) und Grossverbraucher.

Einflussgrösse	Kundengruppe	
	EVU	Grossverbraucher (Industrie)
Temperatur	●	◐
Globalstrahlung	●	◐
Niederschlag	◐	◐
Wind	◐	○
Sonnenscheindauer	●	◐
Effektive Bewölkung	◐	◐
Wochentag	●	●
Feier- und Ferientage	●	●
Brückentage	●	●
Weihnachten und Neujahr	●	●
Jahreszeiten (Saison)	●	○
Boilereinschaltzeiten	●	○
Produktionsfahrpläne	○	●
BIP/Rezession	○	◐
Energiepreise	◐	●
Klimaveränderung	◐	◐

Tabelle 3: Übersichtstabelle der Einflussgrössen nach Kundengruppe

5 Kennzahlen

Damit man die Güte und die Genauigkeit einer Lastprognose bewerten kann, werden dafür verschiedene Methoden angewendet. Im folgenden Abschnitt sind die wesentlichsten und wichtigsten Prognosemessgrößen aufgelistet und beschrieben.

5.1. MAE

MAE: **Mean Absolute Error** (Mittlerer absoluter Fehler)

Der MAE gibt die mittlere Summe der Abweichungen an. Der MAE eignet sich aber gut dafür, verschiedene Modelle (für die gleiche IST-Last) zu vergleichen.

Formel:
$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |PRO_i - IST_i|$$

5.2. MAPE

MAPE: **Mean Absolute Percentage Error** (Mittlerer absoluter Prozentfehler)

Für den MAPE werden die absoluten Fehler (MAE) durch die jeweiligen IST-Werte dividiert. Damit ergibt sich ein bezogener Fehler und der Wert kann relativ gut mit Berechnungen auf unterschiedlichen Basiswerten (Netzlasten) verglichen werden. Der MAPE hat sich allgemein als Mass für die Genauigkeit von Prognosen eingebürgert. Die Prognose ist im Mittel genau, wenn der MAPE eine Schranke S nicht übersteigt. Bei der Festlegung von S sind der Prognosehorizont und die Art der Kunden zu beachten.

Formel:
$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|PRO_i - IST_i|}{|IST_i|}$$

5.3. MSE

MSE: **Mean Square Error** (Mittlerer quadratischer Fehler)

Auch der MSE ist ein Mass für die Genauigkeit der Prognose und sollte möglichst nahe bei 0 sein. Im Vergleich zum MAPE und MAE werden hier die Abweichungen quadriert, was dazu führt, dass grössere Abweichungen stärker gewichtet werden als kleine. Insbesondere Ausreisser erhalten eine starke Gewichtung.

Formel:
$$MSE = \sum_{i=1}^n (PRO_i - IST_i)^2$$

5.4. RMSE

RMSE: **Root Mean Square Error** (Wurzel aus dem mittleren quadratischen Fehler)

Der RMSE hat dieselben Eigenschaften wie der MSE. Der Vorteil des RMSE gegenüber dem MSE ist, dass er durch die Wurzel dieselbe Masseinheit wie die prognostizierten Werte erhält und nicht das Quadrat davon, wie MSE.

Formel:
$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (PRO_i - IST_i)^2}$$

5.5. BIAS

BIAS: Trend

Der BIAS ist ein Mass für die Verzerrung (Trend). Normalerweise sollten sich die negativen und positiven Abweichungen ungefähr aufheben und es sollte kein Trend vorhanden sein. Wenn der BIAS z.B. positiv ist, wird die tatsächliche Last tendenziell zu hoch prognostiziert.

Formel:
$$BIAS = \sum_{i=1}^n (PRO_i - IST_i)$$

5.6. R^2

R^2 : Coefficient of Determination (Bestimmtheitsmass)

Das Bestimmtheitsmass ist ein Mass für die Güte des Modells. Es definiert die Grösse der Streuung der Prognosewerte um die IST – Werte. R^2 liegt immer zwischen 0 und 1. Wenn R^2 nahe bei 1 liegt, sind Prognose und IST sehr ähnlich.

Formel:
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (PRO_i - IST_i)^2}{\sum_{i=1}^n \left(IST_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n IST_i \right)^2}$$

5.7. Abweichung der Energie ΔP

Die Abweichung der Energie gibt die absolute Abweichung der Prognose zum IST - Wert wieder.

Formel:
$$\Delta P = \sum_{i=1}^n |PRO_i - IST_i|$$

6 Meteoserver

Wetterstationen gibt es für verschiedene Aufgaben und Einsatzgebiete. Sie unterscheiden sich nicht nur im Aufbau, der Anzahl und der Art der erfassten Messgrößen sowie der Messgenauigkeit, sondern auch in der Art der Ausgabe der Informationen und dem Betriebsaufwand. Je nach Anbieter (Meteoserver) kann die Zeitreihe unterschiedliche Intervalle (1h- oder 1/4h Raster) haben.

6.1. Meteomedia



Wichtige Basis für zuverlässige Wetterprognosen: Das dichte Messnetz von insgesamt rund 280 Wetterstationen ermöglicht punktgenaue Wetter- und Unwetterprognosen für die Schweiz.

Meteomedia nutzt bis zu 12 verschiedene Wettermodelle und bietet somit eine hohe Prognosequalität.

- Mit dem Statistik-Vorhersagemodell (MOS = Model Output Statistics) können 10-Tages Prognosen auf die Stunde genau voraus gesagt werden
- Ebenso bietet Meteomedia ein 15-Tage Trend an, der innerhalb eines bestimmten Prozentsatzes von 80% liegt
- Tagesgenaue Trendaussagen für bis zu 40 Tage und ein Jahreszeiten-Trend kann mittels der Langfristprognose erstellt werden

Folgende Parameter stehen zur Auswahl:

- Lufttemperatur
- Globalstrahlung-Meteosat
- Mittlere Windgeschwindigkeit
- Niederschlagsmenge

Um die Prognosedaten besser kennen zu lernen bietet Meteomedia einen Monat lang kostenlos einen Wetter-Test an. Dieser kann bequem über ein Online Formular bestellt werden.

6.2. MC Wetter



MC-Wetter beschafft meteorologische Daten aus zahlreichen verschiedenen Quellen, bereitet diese auf und verwendet eigene Verfahren zur Berechnung hochqualitativer Wettervorhersagen.

Folgende Prognosen werden angeboten:

- Kurzfristprognosen: stündlich aktualisiert
- Mittelfristprognosen: bis zu 15 Tage, stündliche Auflösung, auch als Vergleich zum langjährigen Mittelwert
- Monatsprognosen: bis 28 Tage
- Langfristprognosen: bis 3 Monate

Neben der Nutzung des Wettervorhersagemodells (ECMWF) und anderer Modelle internationaler Wetterrechenzentren arbeitet MC-Wetter mit einem selbst entwickelten

dynamisch-statistischen Vorhersagemodell (Multi-Model-MOS). Unter Einbeziehung von aktuellen und historischen (Archiv von 15 Jahren) Daten sowie klimatologischen Gegebenheiten erhält man ortsbezogene Prognosen sämtlicher meteorologischer Größen:

- Temperatur
- effektive Bewölkung
- Globalstrahlung
- Wind
- Niederschlag

Auf der Homepage wird keine Auskunft über die Anzahl Messstationen gemacht. MeteoGroup beschafft meteorologische Daten aus zahlreichen verschiedenen Quellen. Für globale Vorhersagen numerischer Prognosemodelle und Satellitenbilder wird zusätzlich auch Daten internationaler Einrichtungen genutzt.

6.3. MeteoSchweiz



MeteoSchweiz

Das Bundesamt für Meteorologie und Klimatologie – MeteoSchweiz – hat den gesetzlichen Auftrag, kontinuierliche und flächendeckende Messungen von meteorologischen Größen in der Schweiz durchzuführen. Momentan besitzt MeteoSchweiz ein automatisches Messnetz von 72 Stationen. Wie auf der Homepage angegeben wird, sind jedoch die meisten bestehenden Messnetze baulich und technologisch veraltet.

Modell-Wettervorhersagen:

- Modellvorhersagen bis 72 Stunden (3 Tage). Das numerische Wetterprognosemodell COSMO wird von MeteoSchweiz benutzt und weiterentwickelt für die automatisierte Produktion von regionalen Vorhersageprodukten in der topographisch anspruchsvollen Region der Alpen.
- Modellvorhersagen bis 120 Stunden (5 Tage). Bei Wahrscheinlichkeitsvorhersagen wird die vorhandene Unsicherheit über den aktuellen Zustand berücksichtigt, in dem viele Vorhersagen mit leicht verschiedenen Anfangsbedingungen gerechnet werden. Aus der Schar von Vorhersagen, dem so genannten Ensemble, kann eine Eintretenswahrscheinlichkeit für ein bestimmtes Ereignis berechnet werden.
- Modellvorhersagen 10 Tage bis 6 Monate. Mittels Klimamodellen und statistischen Methoden können die Tendenzen für die darauf folgenden Wochen, Monate oder sogar Jahreszeiten abgeschätzt werden.

Lieferbar sind folgende Messgrößen:

- Lufttemperatur
- Niederschlag
- Windgeschwindigkeit und Windrichtung
- Luftdruck
- relative Luftfeuchtigkeit
- Dampfdruck
- Globalstrahlung
- Sonnenscheindauer
- Schneehöhe

6.4. Übersichtstabelle der Meteoserver

Eine kleine Tabelle soll die Übersicht und die Unterschiede der Meteoserver zeigen.

Kriterien	Meteoedia	MC-Wetter	MeteoSchweiz
Anz. Wetterstationen in der Schweiz	280	Verschiedene Quellen	72
Langfristprognosen	Bis 40 Tage/ Jahrestrend	Bis 3 Monate	Bis 6 Monate
Mittelfristprognosen	Bis 15 Tage	Bis 28 Tage	Bis 5 Tage
Kurzfristprognosen	Bis 10 Tage	Bis 15 Tage	Bis 3 Tage
Lufttemperatur	✓	✓	✓
Niederschlag	✓	✓	✓
Windgeschwindigkeit	✓	✓	✓
Luftdruck			✓
Rel. Luftfeuchtigkeit			✓
Dampfdruck			✓
Globalstrahlung	✓	✓	✓
Sonnenscheindauer			✓
Schneehöhe			✓
Effektive Bewölkung		✓	
Fazit	😊	😊	😐

Tabelle 4: Übersichtstabelle der Meteoserver

MeteoSchweiz kann die meisten Parameter anbieten, verfügt allerdings über die kleinste Anzahl Wetterstationen. Zudem wird auf der Homepage angegeben, dass die Stationen bereits baulich und technisch veraltet sind, was für den Kunden keinen guten Eindruck macht. Ebenfalls weist die kurze 3-Tages-Prognose bei MeteoSchweiz darauf hin, dass nicht viele historische Daten vorhanden sein können. Obwohl eine breite Palette von Messgrößen angeboten wird, bleibt das Fazit eher mittel. Meteoedia fällt bei der Anzahl Wetterstationen deutlich auf. Der einzige Unterschied zu MC-Wetter ist die Vorhersage der Langfristprognose und die Messgrösse „effektiver Bewölkungsgrad“, was aber für die Lastprognose von geringer Bedeutung ist.

7 Einfache Prognose mit Excel

Um eine Analyse und die Gewichtung der Einflussfaktoren einer Lastprognose abzuschätzen, braucht man diverse Daten. Deshalb wurde von der BKW Energie AG ein Datensatz zur Verfügung gestellt. Der Zeitraum spielt sich vom 27.09.2008 bis 29.09.2008 und die darauffolgende Woche 04.10.2008 bis 06.10.2008 ab. Die Daten beinhalten den Summenlastgang in einer ¼-h Auflösung, sowie Temperatur und Globalstrahlung im 1h-Zeitintervall.

7.1. Lastverlauf

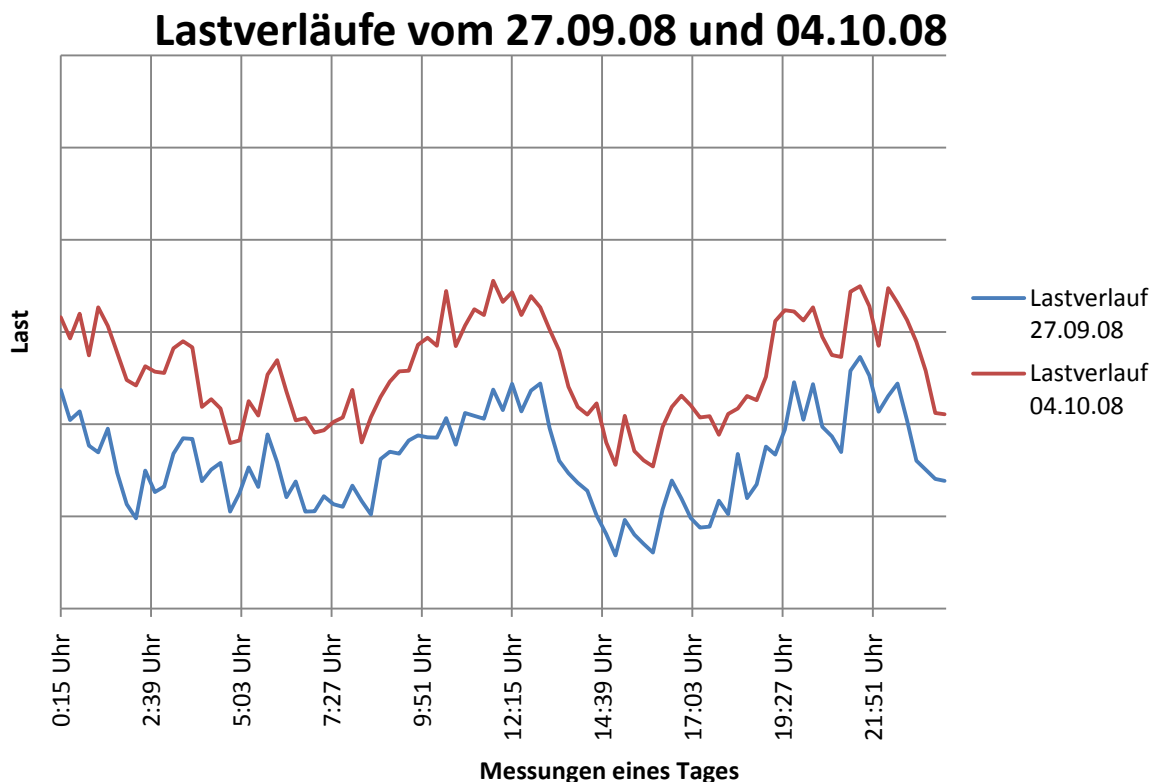


Abb. 18: Vergleich Lastverlauf Samstag

Die Lastverläufe zeigen ein sehr ähnliches Verhalten auf. Bei den Lastgängen in dieser Grafik handelt es sich je um einen Samstag. Die Wochenendtage weisen ein anderes Muster als an Werktagen auf. Um 06.00 Uhr beginnt der Tag und der Anstieg der Last dauert bis zur Mittagszeit.

7.2. Temperaturvergleich

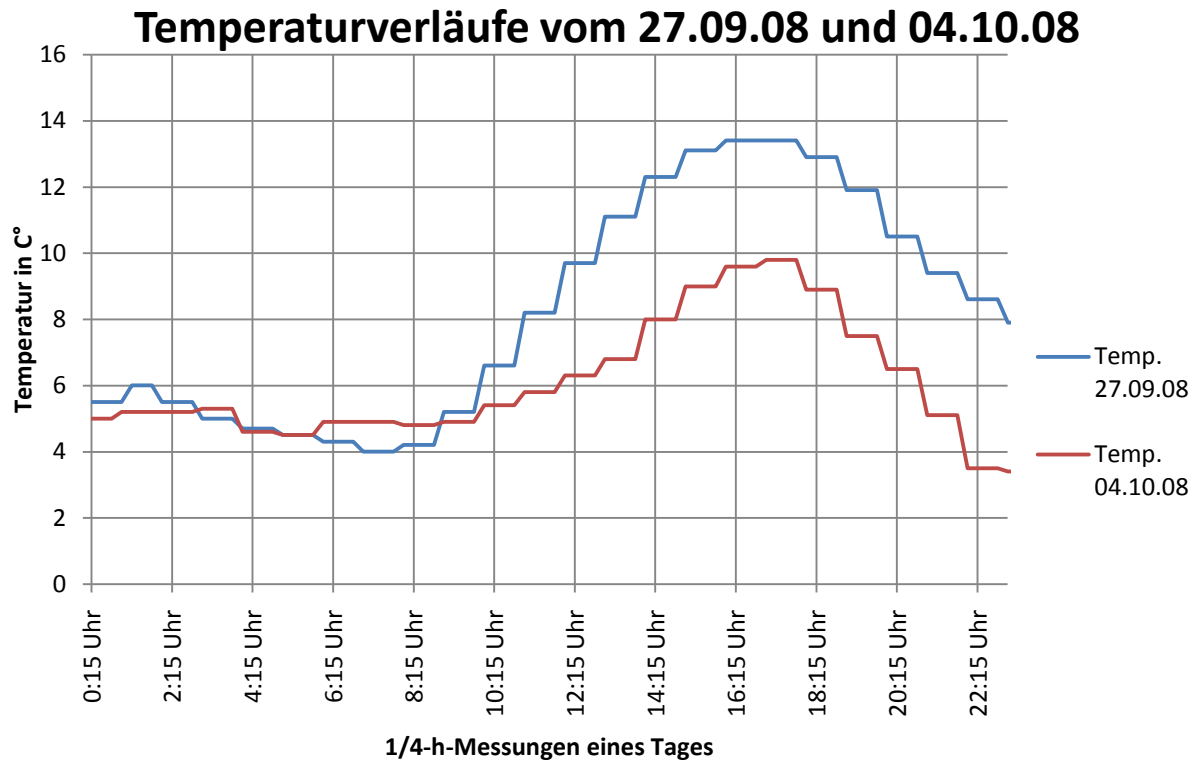


Abb. 19: Vergleich Temperatur Samstag

Die Abkühlung in der Nacht und der Anstieg der Temperatur am Tag ist ein klassisches Abbild eines Tages. Sehr deutlich zu erkennen ist, dass die Temperatur vom 27.09.08 bis zum 04.10.08 im Durchschnitt um ca. 4°C abnimmt. Das Tagesmaximum wird jeweils um 17.00 Uhr erreicht. Wenn man den Temperatur- und Lastverlauf über ein Jahr betrachten würde, steigt die Last bei sinkender Temperatur an. Ab einer gewissen Temperatur, nimmt die Last nicht weiter zu. Dies hat folgenden Grund: Im Winter werden die Heizungen bei tiefen Temperaturen eingeschaltet. Fallen die Temperaturen weiterhin, kann die Heizlast nicht mehr zusätzlich erhöht werden, da die Heizungen bereits auf dem Maximum laufen.

Um die 1-h-Daten der Temperatur mit denen der Last zu vergleichen, wurden diese mittels eines MatLab - Codes in ¼-h-Werte umgewandelt.

7.3. Beispiel der einfachen Lastprognose mit Excel

Zum Verständnis wird der Ablauf der Lastprognose mit Excel in einer Grafik verdeutlicht.

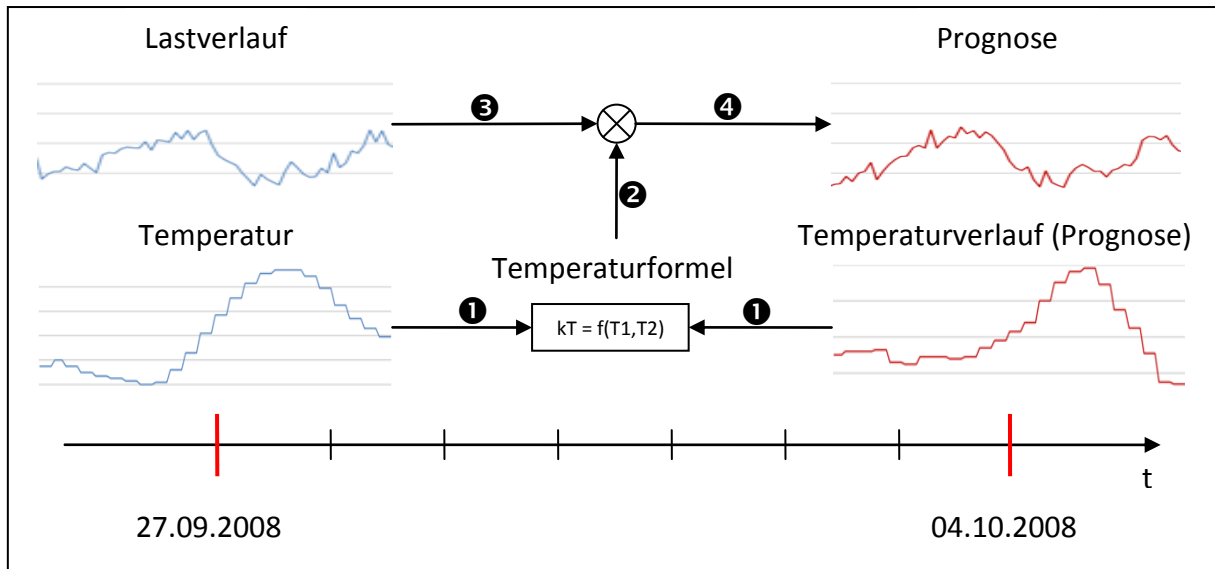


Abb. 20: Ablauf der Lastprognose mit Excel

- ❶ Die Differenz der Temperaturen an beiden Samstagen wird gebildet. $\Delta T = TEMP_{Samstag2} - TEMP_{Samstag1}$
Samstag 1 betrifft den 27.09.2008
Samstag 2 betrifft den 04.10.2008 (Die Temperaturdaten stammen aus der Prognose, die vom Meteoserver zur Verfügung stehen)
- ❷ In Schritt 2 wird durch eine Temperaturformel ein Faktor kT berechnet. Dieser berechnet sich jeweils nur bei $\Delta T < 0 \text{ Kelvin}$. Die genaue Herleitung dieser Formel wird in den nächsten Kapiteln behandelt
- ❸ Der Faktor kT wird nun mit dem Lastverlauf von Samstag 1 multipliziert. Im ersten Schritt der Lastprognose wird nur jene Last multipliziert, welche ein ΔT kleiner null aufweist. Bei den restlichen ΔT wird die Last von Samstag 1 übernommen. In einem weiteren Schritt wird dann kT für die ganze Lastzeitreihe multipliziert.
- ❹ Im letzten Punkt wird die vorhandene Ist-Last von Samstag 2 mit der berechneten Prognose verglichen. So kann nun die Genauigkeit der Prognose analysiert und überprüft werden.

7.4. Fehlerberechnungen

In der folgenden Berechnung wird der der Samstag 1 vom 27.09.2008 als Basis (*IST*) angenommen. Da die Last von Samstag 2 vom 04.10.2008 bereits bekannt ist, kann in einem ersten Schritt diese als Prognose betrachtet werden.

Um die Güte der Prognose einzuschätzen, wird der mittlere absolute Prozentfehler (MAPE) berechnet.

$$MAPE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n \frac{|PRO_i - IST_i|}{|IST_i|}$$

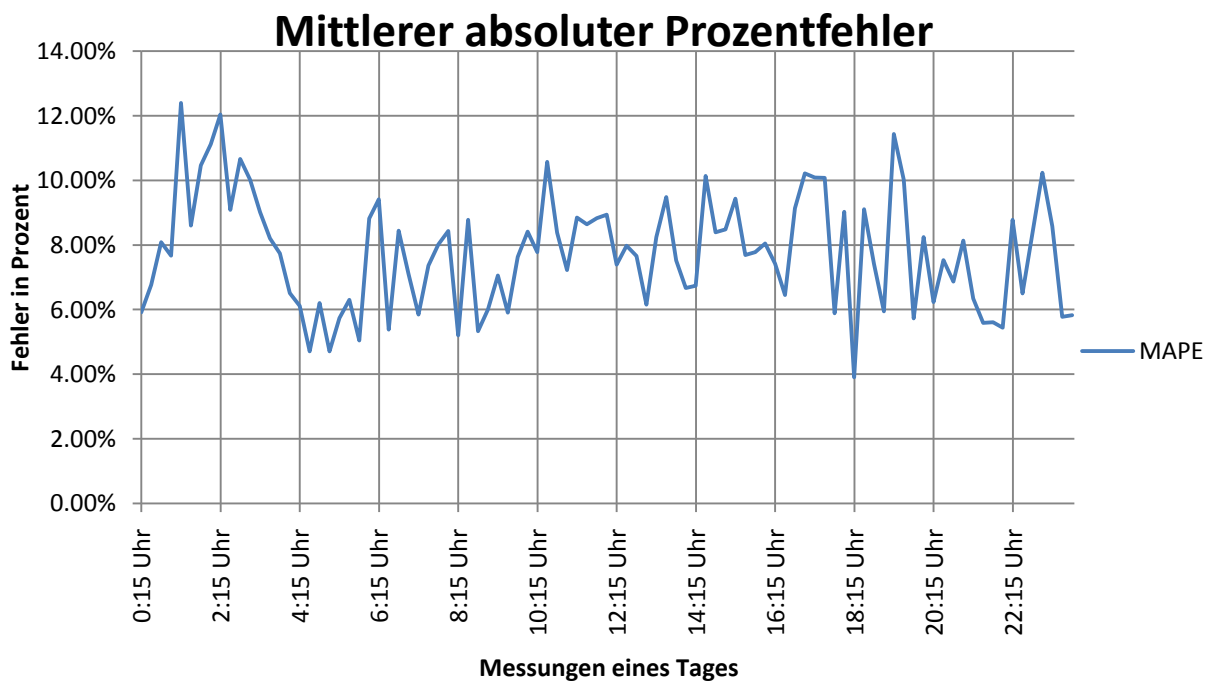


Abb. 21: Mittlerer absoluter Prozentfehler Samstag

Aus den Berechnungen erhält man einen gesamten mittleren absoluten Prozentfehler von 7.6%. Wie aus dieser Grafik nun deutlich ersichtlich ist, wird diese Vorlage nicht eingehalten. Dieser kann nun mittels Berücksichtigung von diversen Einflussfaktoren verbessert werden.

7.5. Zusammenhänge

Durch die genauen Betrachtungen der Grafiken, lässt sich einen grossen Zusammenhang zwischen der Last und der Temperatur erkennen. Im Zeitraum von 00:15 bis 02:45 Uhr und 09:00 bis 23:45 Uhr ist die Temperaturdifferenz ($\Delta T = TEMP_{PRO} - TEMP_{IST}$) negativ. In diesem Zeitbereich zeigen sich ebenfalls die grössten Lastdifferenzen.

Um nun eine Abhängigkeit zwischen diesen beiden Faktoren ausfindig zu machen, wird eine Quadratfehlersumme gebildet. So werden grössere Temperaturunterschiede höher gewichtet. Die Formel sieht dann folgendermassen aus:

$$kT = 1 + \frac{1}{t} * \sum_{t=1}^t \frac{(TEMP_{IST} - TEMP_{PRO})^2}{(TEMP_{IST})^2}$$

kT beschreibt den Mittelwert der Quadratfehlersumme über den Zeitbereich, wo ΔT kleiner Null ist. Die neue Prognose wird folgendermassen berechnet:

$$Last_{PRO} = \begin{cases} Last_{IST} * kT & \text{falls } \Delta T < 0 \\ Last_{IST} & \text{sonst} \end{cases}$$

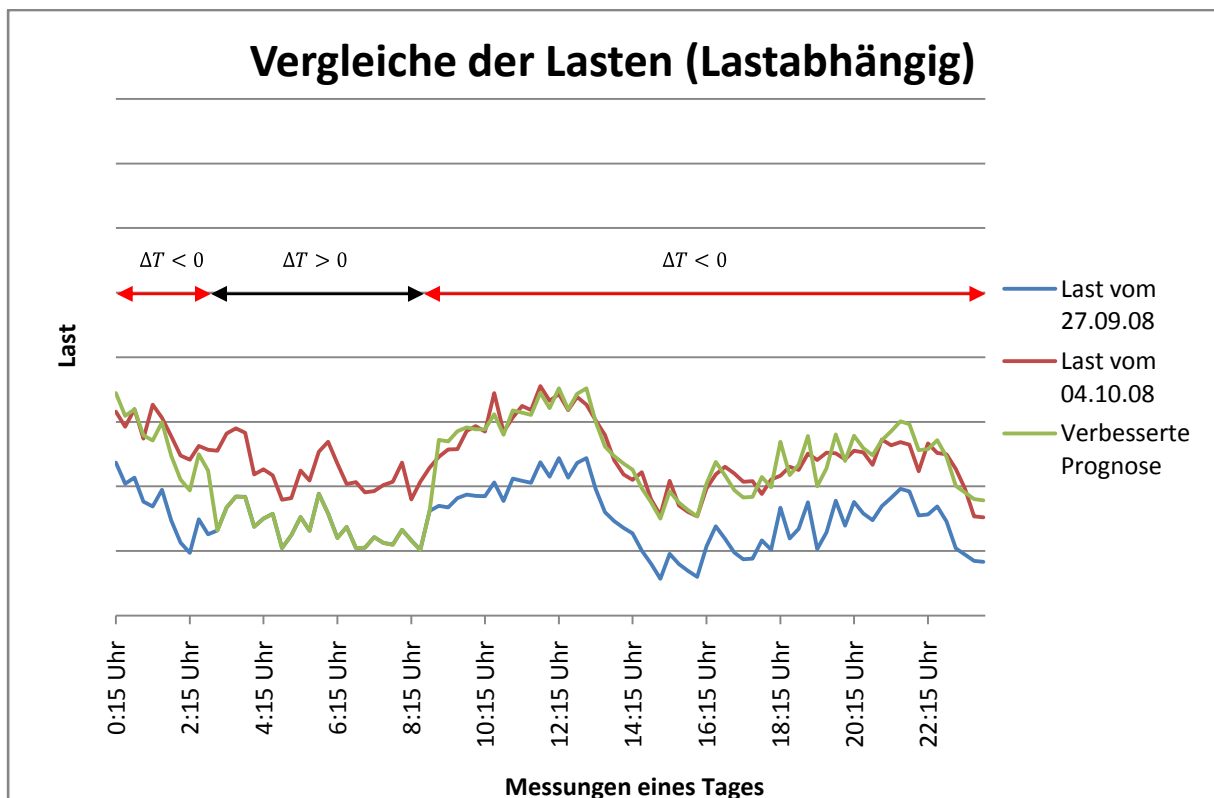


Abb. 22: Vergleich Lasten/Prognose

Die Anpassung der Last vom 27.09.08 um den Faktor kT ergibt eine deutliche Verbesserung. Ebenfalls ist zu sehen, dass im Zeitraum von 03:00 bis 08:45 Uhr keine Anpassung stattgefunden hat ($\Delta T > 0$).

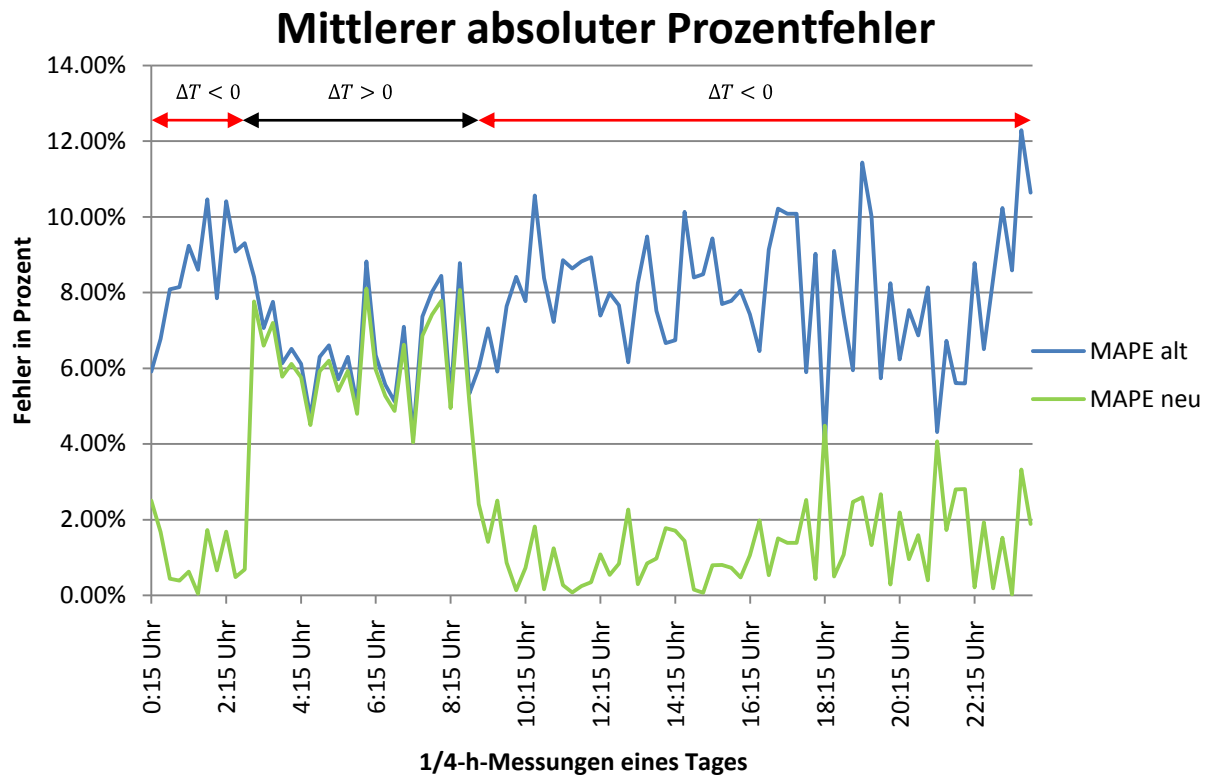


Abb. 23: MAPE der Prognose

Die Verbesserung der Prognose ist am MAPE noch deutlicher zu erkennen. Der mittlere absolute Prozentfehler wurde somit von 7.6% auf 2.46 % verbessert. Damit würde diese Prognose den Anforderungen der BKW entsprechen. Im Bereich $\Delta T \geq 0$, wurde ein $kT = 1$ ($Last_{PRO} = Last_{IST}$) verwendet. Dies heisst, dass die Last von Samstag1 gleich der Last von Samstag2 ist.

Im weiteren Vorgehen wird die gesamte Zeitreihe mit dem Faktor kT erweitert und folgendermassen definiert:

$$-\infty \leq kT < 1 C^\circ$$

Vergleiche der Lasten (Temperaturabhängig)

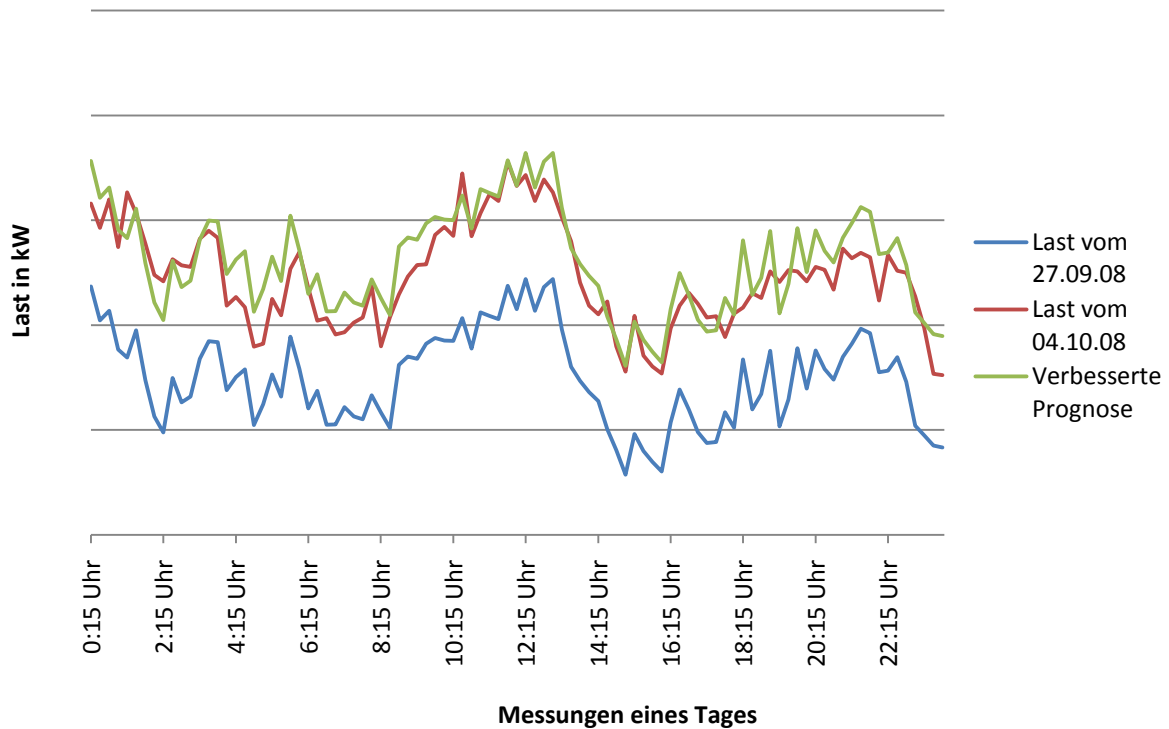


Abb. 24: Vergleich Lasten/Prognose mit kT neu

Die verbesserte Prognose passt sich nun noch besser an die zu prognostizierende Last an. Daraus kann man schliessen, dass die Temperatur einen grossen Einfluss auf die Elektrizitätsnachfrage hat. Die Kurve von $Last_{IST}$ wird in der Struktur nicht verändert, sondern um den Faktor kT nach oben verschoben. Im neu definierten Temperaturbereich konnte die Anpassung nochmals deutlich verbessert werden.

Der mittlere absolute Prozentfehler verbessert sich nun auf einen Wert von 1.6%.

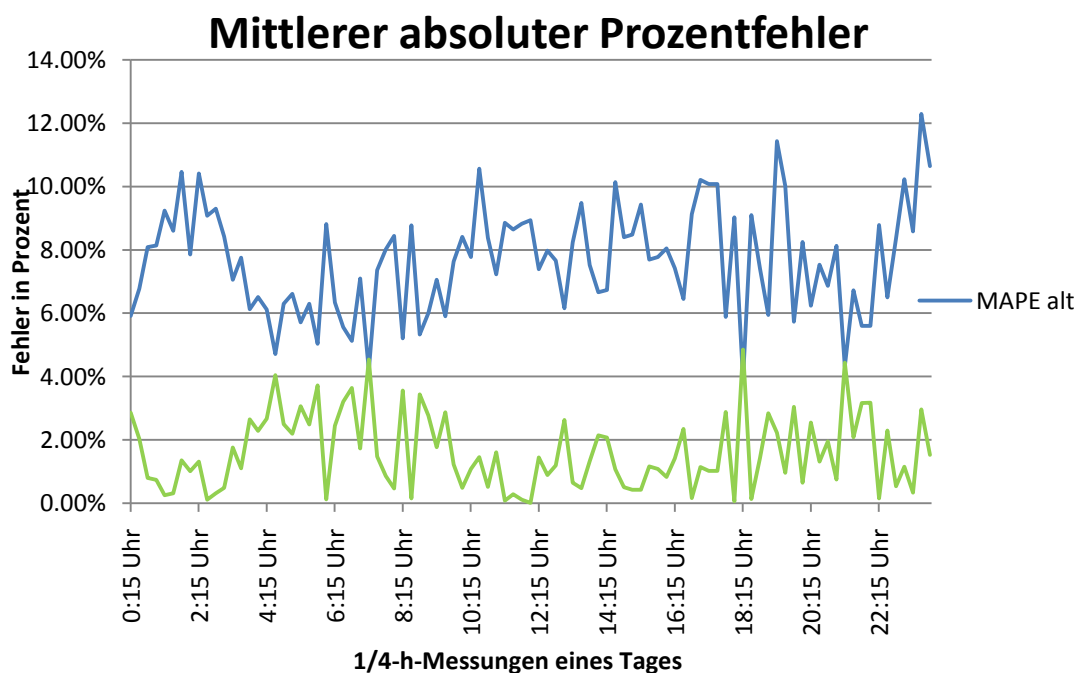


Abb. 25: MAPE der Prognose mit kT neu

7.6. Fazit zur Lastprognose mit Excel

Die einfache Prognose mit Excel hat zu überraschend guten Ergebnissen geführt. Dabei ist es sehr vorteilhaft, dass in wenigen Schritten eine gute Prognose gemacht werden kann. Die Erkenntnisse, dass die Temperatur einer der wichtigsten Einflussfaktoren ist, haben sich hiermit bestätigt. Ebenso hat sich gezeigt, dass die Elektrizitätsnachfrage stark mit der Temperatur zusammenhängt.

Die Methode kann jedoch nicht willkürlich eingesetzt werden und muss bestimmte Anforderungen erfüllen:

- Da das kT aus den negativen ΔT berechnet wird, muss die Temperatur an dem zu prognostizierenden Tag tiefer sein
- Damit die Prognose einigermaßen gute Resultate erzielt, sollte die Anzahl $\Delta T < 0$ möglichst gross sein

Zu vermerken ist, dass die Lastkurve anscheinend nur vertikal verschoben und nicht in ihrer Form verändert wird. Dies zeigt die unten stehende Grafik.

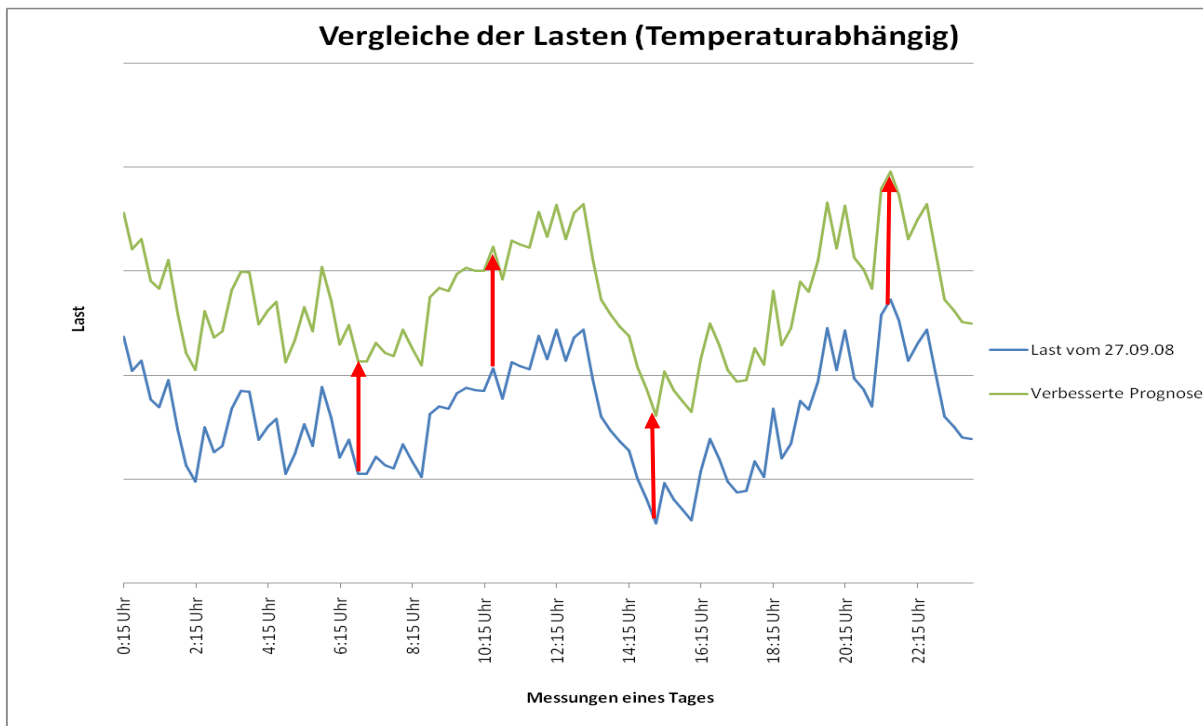


Abb. 26: Vertikale Kurvenverschiebung Last -> Prognose

7.7. Weitere Auswertungen mit Excel

7.7.1. ¼-h-Anpassung

Bei den Auswertungen in den vorangegangenen Kapiteln wurde für die Prognose jeweils ein Faktor kT berechnet. Einen Faktor für jeden 1/4 –h-Wert einzeln zu berechnen stellte sich als einen schlechten Weg heraus. Auch durch einen genauere Betrachtung und Analyse kann keine Aussage über einen Zusammenhang des 1/4-h-Faktors mit der Temperatur und mit der Last gemacht werden. Der MAPE (violett) weicht im Verlauf eines Tages stärker von der Idealprognose ab.

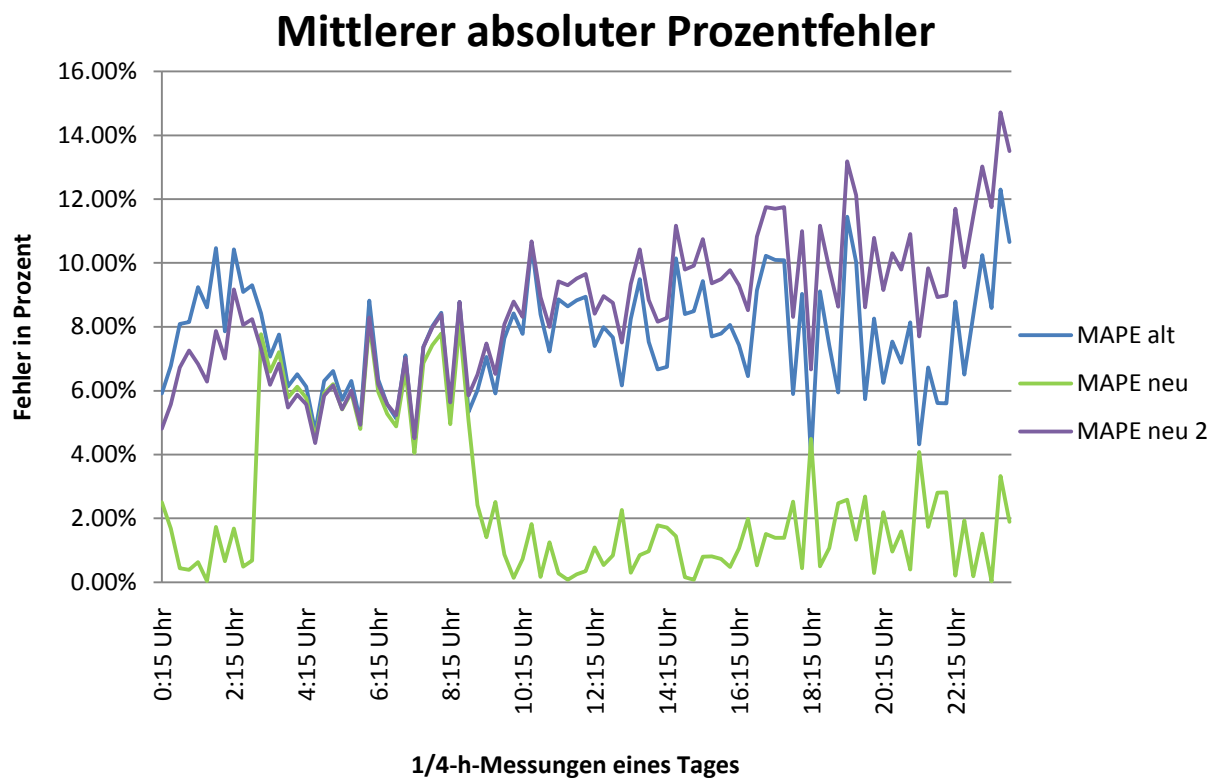


Abb. 27: Vergleich des MAPE bei 1/4-h Anpassung

Legende:

- Blau : MAPE von Samstag 1 zu Samstag 2
- Grün : Verbesserte Prognose durch den Faktor kT bei negativen ΔT
- Violett : MAPE mit ¼-h-Faktor

7.7.2. Faktor mit positivem ΔT

Im gezeigten Beispiel wurde der Faktor nur bei negativen ΔT berechnet. So wurden bei positiven Temperaturänderungen die Lastdaten von der Vorwoche übernommen. In einem weiteren Versuch wurde ein Faktor bei positiven ΔT mit derselben Formel berechnet. Einziger Unterschied an der Formel ist das Minus (-):

$$kT = 1 - \frac{1}{t} * \sum_{t=1}^t \frac{(TEMP_{IST} - TEMP_{PRO})^2}{(TEMP_{IST})^2}$$

Aus den Resultaten ist vor allem klar geworden dass die Last von Samstag 1, trotz positivem ΔT , höher ist als diejenige von Samstag 2. Dies lässt darauf schliessen, dass eine Temperatursenkung gegenüber einer Temperaturerhöhung einen grösseren Einfluss auf die Lastnachfrage bewirkt. Anders als bei der Anpassung vom vorderen Kapitel wird der MAPE bei dieser Auswertung gegen Ende des Tages deutlich besser. Eine klare Begründung für diese Erkenntnis kann nicht gemacht werden.

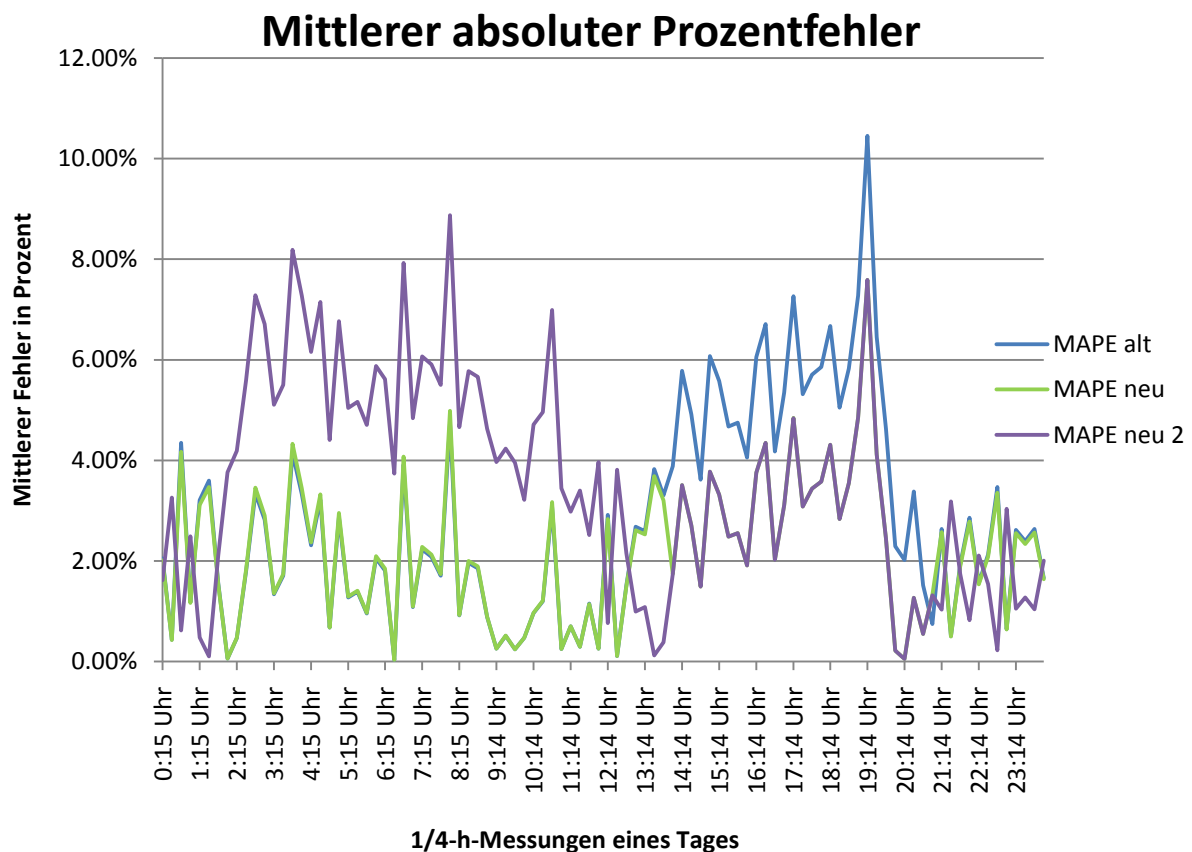


Abb. 28: Vergleich des MAPE bei kT -Anpassung ($\Delta T \neq 0$)

Legende:

- Blau : MAPE von Samstag 1 zu Samstag 2
- Grün : Verbesserte Prognose durch den Faktor kT bei negativen ΔT
- Violett : MAPE berechnet mit Faktor kT bei $\Delta T > 0$

8 Excel vs MatLab

Da die einfache Versuchsprognose mit Excel ebenfalls mit MatLab programmiert wurde, kann ein kleiner Vergleich zwischen den beiden Methoden gemacht werden.

8.1. Excel



Excel ist eine Tabellenkalkulationssoftware für Windows. Mit Excel können sowohl einfache Tabellen, Tabellen mit Formeln oder komplette Datenbanken bearbeitet werden.

Vorteile:

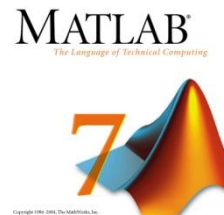
- keine Programmiersprache und einfache Handhabung
- Unkomplizierte Tabellenkalkulation und Darstellung von Grafiken
- Grösster Teil der User nutzen oder besitzen das Softwaretool

Nachteile:

- Bei Massendaten stösst man mit Excel schnell an Grenzen
- Kein automatisches Einlesen und Aktualisieren von neuen Daten
- Bei grossen Datenmengen kann man schnell den Überblick verlieren

8.2. MatLab

MATLAB ist eine Hochsprache und eine interaktive Umgebung, mit der man rechenintensive Aufgaben schneller als mit herkömmlichen Programmiersprachen ausführen können.



Vorteile:

- Schnelles Arbeiten zum Entwickeln von Programmen
- Möglichkeit zum Einlesen von verschiedenen Formattypen (CSV, Excel, TXT, usw.)
- Gutes Hilfesystem (help doc)
- Sämtliche Matlabskripte sind einsehbar (Funktionen können individuell angepasst und verändert werden)
- Umfangreiche Softwarepakete vorhanden (www.mathworks.com/matlabcentral)
 - z.B. Toolboxes (Image Processing Toolbox, Neural Network Toolbox, usw.)
- Verlässliches Mathematik-Tool, das eine grosse Sicherheit in der Datenverarbeitung aufweist

Nachteile:

- Programmiersprache wird benötigt
- Effiziente Programme sind nur durch Vektorisierung realisierbar

8.3. Fazit

Das Excel eignet sich sehr gut für einfache und kleine Tabellenkalkulationen. Hat man die MatLab-Programmiersprache einmal im Griff, lässt sich mit diesem Tool jede beliebige Berechnung durchführen oder Grafik darstellen. Zudem können Excel-Files sehr leicht in MatLab eingelesen, verarbeitet und wieder ausgegeben werden.

9 Prognosemethoden BKW

In diesem Kapitel werden einige Methoden des Prognosetools BelVis verglichen und analysiert.

9.1. KNN

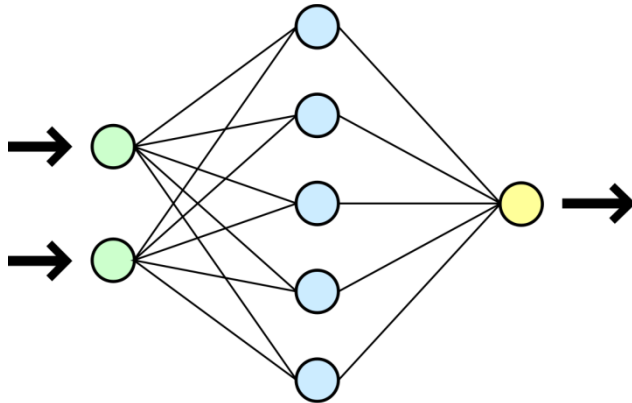


Abb. 29: Aufbau Künstlich Neuronales Netz

Künstliche neuronale Netze in Prognoseystemen folgen dem Ansatz, dass die zu prognostizierende Grösse immer durch äussere Einflüsse bestimmt wird. Sind die Wirkungen der Einflussgrössen bekannt, kann aus den für die Zukunft angenommenen Werten dieser Einflussgrössen auf die zukünftigen Lastwerte geschlossen werden.

Ein künstliches neuronales Netz erlernt in der Trainingsphase die Abhängigkeit z.B. einen Lastverlauf von ausgewählten Einflussgrössen, indem Vergangenheitswerte dieser Last und Werte der Einflussgrössen desselben Zeitraums einander gegenüber gestellt werden. Resultat dieses KNN-Trainings sind Wichtungsfaktoren, mit denen zukünftige Werte der Einflussgrössen beaufschlagt werden, um zukünftige Lastwerte zu prognostizieren.

Ein künstliches neuronales Netz erlernt in der Trainingsphase die Abhängigkeit z.B. einen Lastverlauf von ausgewählten

Aufgrund eines integrierenden Verhaltens werden unregelmässig auftretende Spitzen, die sich mit keinem bekannten Einfluss erklären lassen, durch Künstliche Neuronale Netze gedämpft. Die ist als Nachteil zu werten, wenn die Einflussparameter auf die Last stark schwanken bzw. springen.

Vorteile:

- Universell einsetzbar für Kurz-, Mittel- und Langfristprognose
- Beliebige Einflussgrössen können berücksichtigt werden
- Besonders geeignet bei Verläufen mit hoher Dynamik
- Historische Lerndaten dürfen Lücken enthalten
- Verarbeitet alle eingehenden Inputs parallel
- Sie zeigen versteckte Zusammenhänge auf
- Weisen eine sehr gute Mustererkennung auf
- Verarbeiten verrauschte, unvollständige und widersprüchliche Inputs

Nachteile:

- Training muss manuell in mehreren Schritten durchgeführt werden. Damit wird Durchführung vergleichsweise zeitaufwendig
- Lange Trainingszeiten
- Lernerfolg kann nicht garantiert werden
- Generalisierungsfähigkeit kann nicht garantiert werden (Overfitting)
- Keine Möglichkeit, die Begründung einer Antwort zu erhalten (Blackbox)

9.2. ALN

Adaptive Logische Netze ermitteln ähnlich einem KNN den zeitlichen Verlauf einer Grösse anhand von Einflussgrössen. Auch ALN benötigen in der Modellbildungsphase ein Training mit historischen Werten. Der mit ALN erzielbare Prognosehorizont wird bei KNN ausschliesslich durch die verwendeten Einflussgrössen bestimmt.

Vorteile:

- Universell einsetzbar für Kurz-, Mittel- und Langfristprognose
- Beliebige Einflussgrössen können berücksichtigt werden
- Sehr schnelle Modellbindung
- Training kann automatisiert werden
- Lerndaten dürfen Lücken enthalten

Nachteile:

- lange Trainingszeiten
- Lernerfolg kann nicht garantiert werden
- Generalisierungsfähigkeit kann nicht garantiert werden

9.3. Fuzzy und Neurofuzzy

Neurofuzzy-Netze stellen eine Kombination mehrerer neuronaler Netze mit einer Fuzzy-Logik dar, bei der einerseits die Berücksichtigung treibender Einflussgrössen die Ausgangsgrösse bestimmt (KNN-Anteil), andererseits von klassifizierend wirkenden Steuergrössen eine weiche Umschaltung zwischen den unterschiedlichen neuronalen Modellen vorgenommen wird (Fuzzy-Anteil). Beispielsweise kann der Tagtyp den Anteil spezifischer neuronaler Teilnetze an dem Gesamtergebnis steuern. Jedes dieser auf einen Tagestyp spezialisierten neuronalen Teilnetze stützt sich wiederum auf die üblichen Einflussgrössen wie Temperatur, Helligkeit, Windgeschwindigkeit etc. ab.

Je nach Wertebereich der klassifizierenden Steuergrösse kann die interne Struktur des Neurofuzzy-Netzes sehr breit werden, wodurch sich der Zeitbedarf für das Training unter Umständen erheblich verlängert. Eine allgemeine Regel, wann ein Neurofuzzy-Netz einem ALN oder KNN vorzuziehen ist, lässt sich nicht angeben.

Vorteile:

- Universell einsetzbar für Kurz-, Mittel- und Langfristprognose
- Beliebige Einflussgrössen können berücksichtigt werden
- Lerndaten dürfen Lücken enthalten
- keine mathematisches Prozessmodell notwendig
- Auch Nichtspezialisten der Regelungstechnik können ein solches System aufbauen.
- Da jedem Systemzustand leicht verständliche Regeln zugeordnet sind, beschleunigen sich die Inbetriebnahme und die spätere Modifikation
- Im Gegensatz zu einer konventionellen Lösung, deren komplexe mathematische Berechnungen einen leistungsfähigen Rechner benötigen, lassen sich Fuzzy Regel Systeme auch auf einfachen Rechnern einsetzen
- Einfache Interpretation und Implementierung

Nachteile:

- Training ist zeitaufwendig

- Anpassung an veränderte Parameter kann eventuell schwierig werden
- Sie sind nicht lernfähig -> keine automatische Anpassung an eine sich verändernde Umgebung möglich
- Regelbasis muss vorhanden sein

9.4. ARIMAX

Eine Prognose unter Verwendung des ARIMAX-Modells (Auto Regressive Integrated Moving Average with Exogenous Input) bietet sich überall dort an, wo eine Vorausschau für einen kurzen Zeitraum in die Zukunft gefordert ist und gleichzeitig online Messwerte der Last vorliegen. Da die Prognoserechnung massgeblich auf der Abweichung zur vorangegangenen Periode aufbaut, diese aber für alle Messperioden, für die kein Mess- oder Zählwert vorliegt nur aus der Prognose der Vorperiode ermittelt werden kann, wächst der Fehler mit dem Prognosehorizont schnell an. In der Regel sind deshalb mit ARIMAX nur Kurzfristprognosen sinnvoll.

Autoregression (AR-Anteil): Diese liegt vor, wenn für die Regression einer Zeitreihe \underline{y} als erklärende Grössen Werte von \underline{y} zu beliebigen früheren Zeitpunkten berücksichtigt werden. Die abhängige Grösse \underline{y} wird also auf sich selbst bezogen. Der reine AR-Ansatz lässt sich wie folgt schreiben:

$$y_n = \alpha_0 + \alpha_1 * y_{n-1} + \alpha_2 * y_{n-2} + \dots + \alpha_p * y_{n-p} + u_n = \sum_{z=0}^p \alpha_z * y_{n-z} + u_n$$

$\hat{\beta}$ wird mittels des Verfahrens zur Minimierung der Fehlerquadratsumme u^2 bestimmt. Mit p werden die maximalen zeitlichen Lag's des AR-Anteils definiert.

Moving-Average (MA-Anteil): Das Signal setzt sich aus einem, durch gleitendes Mittel der Länge q geglätteten Signal, einer (nicht direkt messbaren) anderen Zeitreihe und einem Rauschterm ($z=0$) zusammen.

$$y_n = u_n - \beta_1 * u_{n-1} - \beta_2 * u_{n-2} - \dots - \beta_q * u_{n-q} = \sum_{z=0}^q \beta_z * u_{n-z}$$

Der I-Anteil steht für Integrationsgrad. Durch den Integrationsgrad wird berücksichtigt, ob das absolute Niveau einer Zeitreihe oder deren Veränderungen modelliert werden. Über geeignete Vortransformationen können sowohl absolute als auch relative Veränderungen modelliert werden.

Der X-Anteil wird für die exogenen Variablen (Temperatur, Globalstrahlung, etc.) benötigt. Als exogene Grössen betrachtet man bei Lastprognosen die Einflussgrössen auf die Elektrizitätsnachfrage.

Vorteile:

- Gut geeignet für Kurzzeitprognosen, wenn der aktuelle Istwert zeitnah verfügbar ist
- Gut geeignet für Kurzzeitprognosen und für den Einsatz bei Onlineprognosen, bei denen jeweils der Istwert der zu prognostizierenden Grösse in Echtzeit verfügbar ist
- Modell muss nicht trainiert werden

Nachteile:

- Zu prognostizierende Grösse muss stationär sein (darf z.B. keine saisonale Abhängigkeiten aufweisen) oder muss durch einfache Differenzenbildung stationär gemacht werden können.
- Nicht für Mittel- oder Langfristprognosen geeignet
- Lerndaten dürfen keine Lücken enthalten
- konstante Standardabweichung der normalverteilten Zeitreihe
- Schwer nachvollziehbar (mathematisch komplex)
- Diverse Parameter müssen durch ein Schätzverfahren bestimmt werden (p, q, d)
- Aufbau eines Modells nimmt viel Zeit in Anspruch

9.5. Vergleichstageverfahren

Beim Vergleichsverfahren werden anhand frei definierbarer Einflussgrößen (typischerweise Tagestyp und Temperatur) in historischen Zeitreihen Tage gesucht, an denen die gewählten Einflussparameter innerhalb einer frei definierbaren Toleranz denen des Programmzeitraumes entsprachen. Die Lastgänge dieser Tage werden gemittelt und als Prognose angeboten, die im Nachgang noch manuell angepasst werden. Bei hinreichend eng gefasstem Such-Zeitraum werden Lastspitzen in ihrer Höhe besser abgebildet, als bei Verfahren, die über viele Beispiele den Mittelwert bilden.

Vorteile:

- Einfache Modellbildung
- Beliebige Einflussgrößen können berücksichtigt werden
- Kein Training erforderlich
- Lastspitzen werden in ihrer Höhe gut abgebildet

Nachteile:

- Extremsituationen können nur berücksichtigt werden, wenn sie in historischen Daten vorhanden sind und der Such-Zeitraum weit gefasst wird
- Rechenzeitbedarf wächst mit zunehmendem Such-Zeitraum

9.6. Kalman-Filter

Der Algorithmus analysiert in einem automatischen Verfahren die vorgegebenen historischen Werte und unterteilt diese in einzelne Komponenten entsprechend der vorgegebenen Einflussgrößen. So kann ein Lastanteil in Abhängigkeit von dem Tagestypen (Werktag, Feiertag), der Temperatur, der Helligkeit etc. bestimmt werden. Jede Komponente wird in einem zweiten Schritt durch ein individuelles Modell approximiert. Die Parameter des Modells werden in einem selbstlernenden Verfahren eingestellt. In einem weiteren Schritt werden die Archivwerte mit den durch die Prognosemodelle ermittelten Werten verglichen und die Abweichung berechnet. Auch für diesen Prognosefehler wird ein Modell gebildet. Durch dessen Berücksichtigung in der Prognoserechnung kann der Gesamtfehler bestmöglich minimiert werden.

Vorteile:

- Das Prozesswissen ist in dem Verfahren integriert
- Keine Unterschiede zwischen Lern- und Anwendungsphase, dadurch automatische Adaption der Modellparameter an ein geändertes Lastverhalten
- Verbesserung der Prognosegüte durch Modellierung des stochastischen Lastanteils
- Systembedingte Angabe eines Vertrauensbereichs für die Prognosewerte

Nachteile:

- Rechenaufwand ist gross
- Zusätzliches Wissen über Optimierung ist erforderlich
- Entwurfstechnisch sehr aufwändig (Diskretisierung)

9.7. Übersichtstabelle der Modelle im BelVis

Die BKW benutzt im Moment das Programmtool von Kisters AG. Durch das Bewerten der einzelnen Methoden kann in einem Ausschlussverfahren das für die BKW am geeignetsten Modell ausgewählt werden. Dazu dient eine Übersichtstabelle mit verschiedenen Kriterien.

Kriterien	Modelle zur Lastprognose im BelVis					
	Fuzzy und Neurofuzzy	KNN	ALN	ARIMAX	Vergleichsverfahren	Kalman-Filter
Aufwand	mittel	mittel	niedrig	hoch	niedrig	hoch
Parametrierbarkeit (Gewichtung)	mittel	mittel	mittel	Hoch	keine	mittel
Lernfähigkeit	nein/ja	ja	ja	nein	nein	nein
Anpassungsfähigkeit (Reaktionszeit)	mittel	hoch	hoch	klein	mittel	kein
Transparenz und Nachvollziehbarkeit	mittel	schwer	schwer	leicht	leicht	mittel
Flexibilität (neue Inputs einbinden etc.)	mittel	hoch	hoch	niedrig	mittel	niedrig

Tabelle 5: Übersichtstabelle der Modelle im BelVis

Falls das Tool von Kisters AG weiterhin in Anspruch genommen werden soll, empfehlen sich die Methoden KNN oder ALN. Diese Methoden sind einfach Hand zu haben und erzielen mittel bis gute Ergebnisse. Das Hinzufügen neuer Einflussfaktoren betrachtet sich als einfach und ist in ein paar wenigen Schritten erledigt. Bei der Bewertung von Fuzzy und Neurofuzzy-Methoden gibt es bei der Lernfähigkeit einen Unterschied. Falls man die Fuzzy-Methode zusammen mit einem Neuronalen Netz braucht, wird das gesamte Modell lernfähig.

Die Transparenz und Nachvollziehbarkeit ist ein wichtiger Punkt, um das Modell kennenzulernen und zu verstehen. Die mathematischen Modelle sind zwar komplex aufgebaut, aber man kann sie nachvollziehen. Dagegen befinden sich die KNN und ALN in einer sogenannten Blackbox. Was genau im Modell passiert, kann nicht nachvollzogen werden.

10 Analyse von Prognosemethoden

Dieses Kapitel soll eine Übersicht über wissenschaftliche Veröffentlichungen zu den verschiedenen Methoden und Modelle im Bereich der Nachfrageprognose. Es stützt sich auf eine Internetrecherche, die sich vor allem auf Online-Dokumente von Hochschulen konzentriert hat. Die Kurzfassungen werden im Anhang aufgeführt und die jeweiligen Internetseiten sind im Quellenverzeichnis angegeben. Zuletzt soll in einer Tabelle die Übersicht der Methoden, bewertet durch diverse Kriterien, gezeigt werden.

10.1. Künstlich neuronale Netze

Titel: [1] Künstliche Neuronale Netze zur Prognose von Zeitreihen

Autor: Dominik Eisenbach

Universität: Westfälische Wilhelms-Universität Münster

Untersuchte Modelle:

- Statistische Modelle (Diese werden nur kurz zusammengefasst und mathematisch beschrieben):
 - Komponentenmodelle (Trend, Konjunktur, Saison)
 - Stochastische Prozesse (Stationäre Prozesse, Differenzenmethode, Lineare Modelle)
 - Künstlich Neuronale Netze
 - Detaillierte (Aufbau und Bestandteile) Beschreibung solcher Netze
 - Auflistung von Vor- und Nachteilen
 - Erfolgsmessung und Gütefunktionen der Prognosen
-

Titel: [2] Einsatz künstlicher neuronaler Netze bei der kurzfristigen Lastprognose

Autor: Kai Hufendiek und Martin Kaltschmitt

Universität: Universität Stuttgart, Institut für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung

Untersuchte Modelle:

- Künstliche neuronale Netze
 - Probleme im Zusammenhang mit zur Lastprognose eingesetzten künstlichen neuronalen Netzen
 - Entwicklung einer methodischen Vorgehensweise wird beschrieben
-

Titel: [3] Erstellung von Lastprognosen

Autor: Markus Braun

Universität: Fachhochschule Osnabrück

Untersuchte Modelle:

- Künstlicher Neuronale Netze
 - Prognosemodell für den Gasverbrauch was sehr zufriedenstellend ist (Fehler: 1-2%)
 - Vergleiche zu den klassischeren Regressions- und Autoregressionsverfahren
 - Untersuchung von Kurz-, mittel- und langfristige Prognosen

Titel: [4] Fuzzybasierte Zeitreihenvorhersage

Autor: Peter Otto und Tobias Schunk

Universität: Technische Universität Ilmenau

Untersuchte Modelle:

- Fuzzy-Zeitreihe
 - Aufbau und mathematische Herleitung einer Fuzzy-Zeitreihe
 - Anwendungen zur Lastprognose werden aufgezeigt
 - Vergleiche mit ARIMA- und ARIMAX-Modellen
-

Titel: [3] Erstellung von Lastprognosen

Autor: Markus Braun

Universität: Fachhochschule Osnabrück

Untersuchte Modelle:

- Künstlicher Neuronale Netze
 - Prognosemodell für den Gasverbrauch was sehr zufriedenstellend ist (Fehler: 1-2%)
 - Vergleiche zu den klassischeren Regressions- und Autoregressionsverfahren
 - Untersuchung von Kurz-, mittel- und langfristige Prognosen

10.2. Statistische Methoden

Titel: [5] Entwicklung eines adaptiven autoregressiven Modells zur Kurzfristlastprognose im liberalisierten Energiemarkt

Autor: Bastian Buchholz

Universität: Institut für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung Universität Stuttgart

Untersuchte Modelle:

- AR(I)X und AR(I)MAX
 - Ansatz und mathematische Herleitung
 - detaillierte Aufzählung verschiedener Faktoren
 - Erklärungen zum Aufbau eines Programms in MatLab
 - Ergebnisse und Diskussion über die Resultate
 - Im Anhang befindet sich ein Modell, dass mit MatLab geschrieben worden ist
-

Titel: [6] ARIMA - Modelle und Box-Jenkins Methodologie

Autor: Esther Borowski und Heinrich Engelmeyer

Universität: Institut für Informatik, Freie Universität Berlin

Untersuchte Modelle:

- ARIMA-Modell
 - Beschreibung der Korrelationen in Zeitreihen
 - Autokorrelationsfunktion
 - White Noise
 - Stichprobenverteilung von Autokorrelationen
 - Portmanteau-Test
 - Partielle Autokorrelationsfunktion PAKF
 - Saisonalitäten
 - Stationarität
 - Nicht-Stationarität aus Zeitreihen entfernen
 - Random Walk (Zufallsbewegung)
 - Saisonales Differenzieren
 - Aufbau und mathematische Herleitung von ARIMA-Modellen
 - Vorhersagen mit ARIMA-Modelle

Titel: [7] Kurzfristige Prognose des Stromverbrauchs in Vorarlberg auf Stunden und Viertelstundenbasis

Autor: Thomas Steinberger

Universität: Fachhochschule Vorarlberg, Forschungszentrum Prozess- und Produkt-Engineering

Untersuchte Modelle:

- ARX-Modell
 - Beschreibung von verschiedenen Einflussgrößen (Temperatur, Strahlung, Monat, Wochentag, Feiertag, Brückentag, Weihnachten und Sommerferien)
 - Tabellen der Stunden- und Viertelstundenergebnisse
 - Tabelle der geschätzten Parameter im ARX-Modell
 - Vorhersagen mit ARIMA-Modelle
-

Titel: [8] *Seminar*: Einzelfallforschung und Zeitreihenanalyse

Autor: Prof. Dr. W. Hussy und Dipl.-Psych. Haug Leuschner

Universität: Referat in Bern (2005)

Untersuchte Modelle:

- ARMA und ARIMA Prozesse
 - Eigenschaften von der AR- und MA-Anteile werden beschrieben
 - Grundbegriffe wie Lagfunktion oder stochastische Prozesse
 - Diskussion über Schätzung und Diagnostik der Prozesse
-

Titel: [9] Verteilungsdichteproggnose von Netzlast und Preisen

Autor: Derk Jan Swider, Bernhard Hasche, Krzysztof Rudion Chris Heyde

Universität: Universität Stuttgart, Institut für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung

Untersuchte Modelle:

- ARMA-Modell
 - Beschreibung des ARMA-Modells und deren Erweiterungen zu ARIMA und ARIMAX
 - Statistische Analyse solcher Modelle
 - Analyse von ACF und PACF
 - Diskussion über die Schätzung und die Ergebnisse der Methoden

10.3. Kombination Neuro- und Fuzzy-Verfahren

Aus den Internetrecherchen hat sich gezeigt, das Neuro-Fuzzy-Verfahren eines der gebräuchlichsten Methoden ist und sich immer mehr bewährt. Aus diesem Grund wird diese Methode kurz in einem eigenen Kapitel beschrieben.

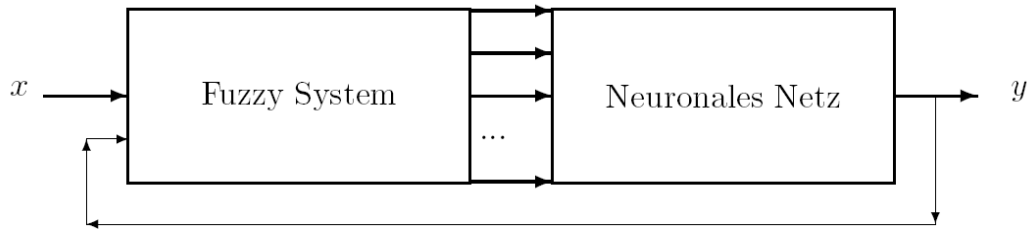


Abb. 30: Aufbau Neuro-Fuzzy-System

Arbeitet ein Fuzzyregler in einer dynamischen Umgebung z.B. bei sich verändernden Temperaturen, so kann dieser mit einem nachgeschalteten adaptiven System (neuronales Netz) an neue Situationen immer wieder anpassen. Das neuronale Netz und das Fuzzy-System existieren parallel neben einander.

Die Ausgaben des Fuzzy Systems werden sofort durch das neuronale Netz nach bearbeitet. So kann man auf einem vorhandenen Basiswissen aufbauend (steckt im Fuzzy-System) ein nicht lineares System konstruieren, das sich dennoch an eine speziellere Gegebenheiten anpassen kann, die nicht 100% durch das Basiswissen abgedeckt werden. Dieses "Fein-Tunen" der Ausgabe übernimmt das neuronale Netz. Welches Tuning bei welcher Eingabe erforderlich ist, kann das Netz lernen. Das Fuzzy System muss keine defuzzifizierte Ausgabe liefern, auch das kann das neuronale Netz erledigen.

Vorteile:

- Lernfähigkeit der neuronalen Netze
- Transparenz/Einfachheit der Fuzzy - Systeme
- Fuzzy – Systeme, die mit Hilfe Neuronaler Netze adaptiv gemacht werden
- Kooperative Systeme
- Neuronale Netze stellen Bestandteile von Fuzzy – Controllern ein
- Beispiel: Zugehörigkeitsfunktion, Regeln
- Fertige Teile werden integriert → optimiertes Fuzzy – System arbeitet ohne Neuronale Netze
- Höherer Integrationsgrad
- Neuronale Netze werden direkt integriert
- Neuronales Netz lernt, während Fuzzy – Controller arbeitet

10.4. Übersichtstabelle über die Prognosemethoden

Kriterien	Modelle zur Lastprognose aus Internetrecherchen						
	Fuzzy	KNN	ALN	ARX	ARMA	ARIMA	AR(I)X AR(I)MAX
Qualität der Versuche (Resultate)	gut bis sehr gut	gut bis sehr gut	gut	gut	mittel	mittel	mittel
Marktdurchdringung (Wieviel eingesetzt)	mittel- häufig	häufig	häufig	mittel	schwach	mittel	schwach
Systemanbieter	-Kisters AG -EnDaNet -ProCom -DACHS	-Kisters AG -EnDaNet -ProCom -Girsberger -SAE-IT -GIGA Energy -DACHS	-Kisters AG		-Kisters AG	-Kisters AG	-Kisters AG

Tabelle 6: Übersichtstabelle der Modelle aus Internetrecherchen

Aus den Internetrecherchen wird eindeutig ersichtlich, dass in Zukunft vermehrt mit künstlichen Netzen gearbeitet wird. Die mathematischen Modelle (ARX, ARMA, ARIMA und ARIMAX) weisen einen enormen zeitlichen Aufwand auf und die Resultate sind zudem nicht überzeugend genug. Ebenso können statistische Methode nicht trainiert werden und beruhen auf komplexen Formeln und mathematischen Herleitungen.

Wahl der Prognosemethoden

Im klassischen Prognosebereich kommen neben Zeitreihenextrapolationsverfahren und kausalen Methoden zunehmend Prognoseverfahren auf Basis künstlicher neuronaler Netze zum Einsatz. Mit diesen Systemen können Einflussgrößen berücksichtigt werden, ohne den Ursache-Wirkungs-Zusammenhang im Detail modellieren zu müssen. Für die Zukunft ist zu erwarten, dass die mathematischen Prognoseverfahren in den Hintergrund treten werden gegenüber der Aufgabe, den Einfluss von eigenen und fremden Marketing- und Vertriebsaktivitäten auf den Absatz richtig einzuschätzen. In vielen Fällen, zum Beispiel wenn es um den Absatz eines neuen Produkts geht, kann nicht einmal auf Daten der Vergangenheit zurückgegriffen werden. Die Prognose stützt sich dann auf die Einschätzung erfahrener Unternehmer oder bestenfalls auf Testverkäufe.

Mit dem Erfolg von künstlich neuronalen Netzen nahm und nimmt gleichzeitig ihre Verbreitung zu. Immer mehr Anleger und Händler richten ihr Verhalten entsprechend nach diesen Methoden aus. Die Anforderungen an die Erfahrung und die Intelligenz des Analysten steigen.

Durch die Kombination von neuronalen Netzen und Fuzzy-Controller kann zusätzlich eine erhöhte Effizienz der Lastprognose erzielt werden.

11 Anbieter von Prognosemethoden

Bei Anbieter von Lastprognosen unterscheidet man grundsätzlich zwischen Systemanbieter und Dienstleistungsunternehmen.

Dienstleister: Diese beziehen die Modelle von Systemanbieter oder entwerfen eigene Prognosemethoden. Dienstleistungsunternehmen machen Lastprognosen für z.B. kleinere Elektrizitätswerke, bei denen es sich nicht lohnt ein komplettes Systemtool zu erwerben. Das Unternehmen erhält vom Kunden die benötigten Daten (Ist-Last, usw.). Der Kunde erhält nach der Auswertung der Daten vom Dienstleister die Lastprognose. Bei einzelnen Anbietern kann zwischen Kurz-, Mittel- oder Langfristprognose ausgewählt werden.

Systemanbieter: Der Systemanbieter entwickelt Tools (Softwarepakete) oder einzelne Methoden und stellt diese Dienstleister oder anderen Unternehmen zur Verfügung. Bei Kunden von Systemanbieter handelt es sich um grössere Firmen (z.B. BKE Energie AG). Der Kunde kann selbst zu einem Dienstleister werden, indem er wiederum Lastprognosen für andere Unternehmen anbietet.

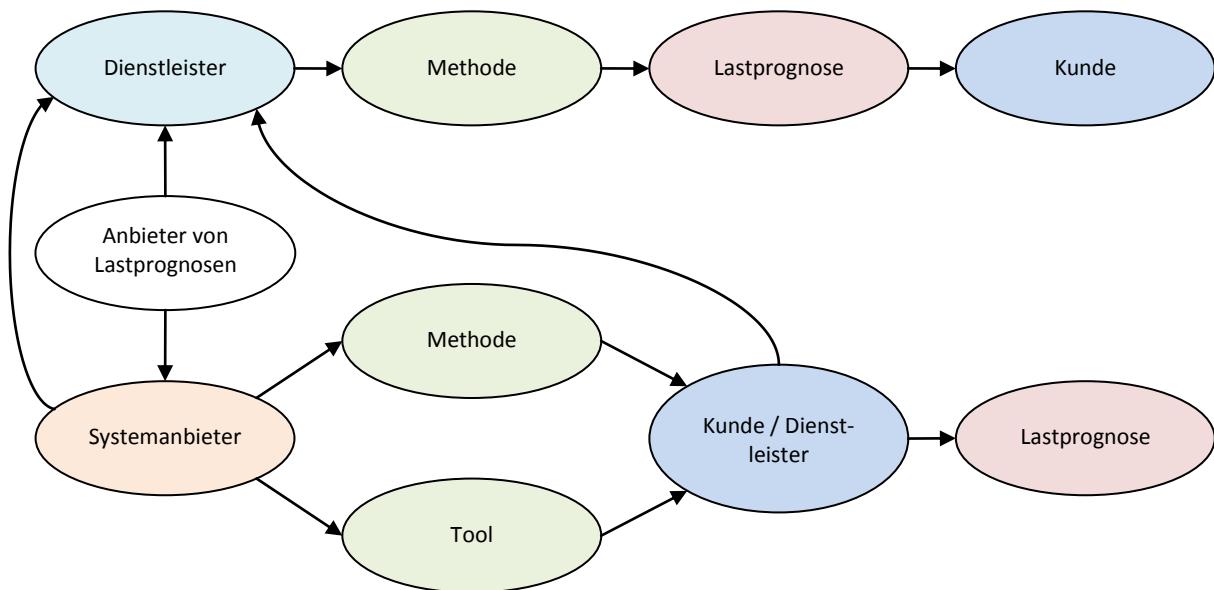


Abb. 31: Unterschied Systemanbieter - Dienstleister

Die Grafik soll einen groben Überblick des Ablaufes zwischen Dienstleister und Systemanbieter von Lastprognosen geben.

11.1. Dienstleister

11.1.1. EnDaNet

Die Lastprognose ist ein Grundstein in der optimierten Strombeschaffung. Sie erfüllt Grundsatzaufgaben und stellt für das Unternehmen die



Abb. 32: EnDaNet

Basis der Bewertung von Lastabnahme und Beschaffungsgrad dar. Das Lastprognosesystem löst Aufgaben des operativen Lastmanagements und unterstützt die Energiebeschaffungsplanung beim physikalischen Energiehandel. EnDaNet bieten das LPS als Dienstleistung, Systemerwerb oder auf einer kostengünstigen ASP-Plattform an. Bei letzterem nutzt man die Applikationen via Internet ohne Aufwendungen für Systempflege und Administration. Während im Lastmanagement die schaltbaren Verbraucher wesentlichen Einfluss auf die Planungsergebnisse nehmen, ist es bei der Energiebeschaffungsplanung die durch den deregulierten Energiemarkt begründete Kundenfluktuation. Diese Dynamik, verbunden mit dem Übergang von der Netz- zur Absatzprognose wird durch das LPS entsprechend den anwenderspezifischen Konfigurationen erfasst. Durch das automatische Lernen erfolgt fortlaufend eine Modelladaptation der unterschiedlichen Prognosemethoden, wobei zwischen dem online repetierenden (z. B. Lastmanagement) und Offline-Modus (z. B. Tagesplanung) gewählt werden kann. Die durch die Deregulierung entstandenen neuen Anforderungen beziehen sich auf die räumliche und zeitliche Zerlegung der Prognose. Die eingesetzten Vorhersagemethoden basieren auf klassischen Methoden wie Regressionsverfahren, fuzzy-basierenden Methoden und künstlich neuronalen Netzen. Weiterhin kommen sogenannte hybride Prognosemodelle zum Einsatz. Dabei werden als zusätzliche Eingangsdaten typische Muster des historischen Lastganges verwendet.

11.1.2. Giga Energy GmbH



Abb. 33: Giga Energy GmbH

Um die erweiterten Möglichkeiten des Energieeinkaufs optimal nutzen zu können, muss die Planung zur Deckung der Energienachfrage auf einer verlässlichen Lastprognose beruhen. In einem Industriebetrieb sind zuverlässige Lastprognosen nur auf Grundlage des konkreten energetischen Anlagenverhaltens möglich. Voraussetzung hierfür ist die Bereitstellung aller Informationen zur Bewertung des betrieblichen Energiemanagements sowie die Optimierung des Lastverlaufs. GIGA Energy hat ein qualifiziertes Lastprognosetool entwickelt, welches an die individuelle Bedarfsstruktur Ihres Unternehmens angepasst wird. Die Prognose wird mit unterschiedlichen Gewichtungsfaktoren erstellt und berücksichtigt so das besondere Kundenverhalten in der Prozessindustrie.

11.1.3. Girsberger Informatik



Abb. 34: Girsberger Informatik

Loadmap[®] von der Firma Girsberger Informatik AG ist ein neuer, sehr effizienter Dienst, der den Energie- oder Wasserverbrauch für die nächsten sieben Tage prognostiziert. Diese Lastprognose wird ähnlich einer Wetterprognose aus Vergangenheitsdaten des Kunden, der lokalen Wetterprognose von MeteoSchweiz und viel

Know How in komplizierten Algorithmen gebildet und dem Kunden täglich vollautomatisch ins Haus geliefert. Loadmap[®] wurde in Zusammenarbeit von Hochschulen, Industrie und Elektrizitätswerken für den Absatz von elektrischer Energie entwickelt. Die Stabilität und Praxistauglichkeit ist belegt, die Zuverlässigkeit gewährleistet. Viertelstundenwerte ins Haus zurückgeliefert. Loadmap[®] berücksichtigt sowohl das zu erwartende, lokale Wetter, die Feier- und Brückentage, Jahreszeiten (Dämmerung), wie auch die Historiendaten der letzten Jahre und lernt automatisch und laufend, sich auf neue Lastsituationen einzustellen. Das Werk wird von der täglichen Routinearbeit entlastet und die Qualität der eigenen Lastvorhersage kann verbessert werden. Der Kunde erhält die Prognose täglich, also auch an Wochenenden und Feiertagen vollautomatisch.

11.2. Systemanbieter

11.2.1. Kisters AG



Abb. 35: Kisters AG

KISTERS bietet Energieversorgungsunternehmen und Industrie ein vollständiges Portfolio zur Erfassung, Archivierung, Analyse und Aufbereitung von Energie- und Stoffströmen und für die Steuerung und Überwachung von Versorgungsnetzen. BelVis PRO macht die ganze Welt algorithmischer Verfahren zur Erstellung hochqualitativer Prognosen für den Einsatz in der Energiewirtschaft nutzbar und sichert so die breite Vielfalt von Aufgaben in Netz, Vertrieb und Handel ab, deren Erfolg vom richtigen Blick in die Zukunft abhängt.

Im Kern von BelVis PRO sorgen mächtige Methoden und umfassende Lastprofilbibliotheken für exzellente Ergebnisqualität bei konkurrenzloser Rechengeschwindigkeit. Die intuitive Benutzerführung macht das Handling leicht. Und der Anwender behält die volle Konzentration für seine eigentlichen Aufgaben, Prognosen zu realem Gewinn zu machen.

BelVis PRO bietet sowohl bei der Last- und Absatzprognose als auch bei Preis- und Verbrauchsprognosen ein unverzichtbares und zuverlässiges Fundament für wirtschaftlich erfolgreiches Handeln.

11.2.2. SAE IT-Systems

Ausgehend von der fortschreitenden Liberalisierung der Märkte der Versorgungswirtschaft im Allgemeinen sowie des Energiemarktes im Besonderen werden neue Anforderungen an Industrieunternehmen gestellt, um den Einkauf auch bezüglich dieser Bereiche kostengünstig zu optimieren. Für die Durchführung der Prognose wird das Softwareprodukt ProCoS-KNN eingesetzt, welches in der Lage ist, auf der Basis von Künstlichen Neuronalen Netzen (KNN) Lastkurven für die Zukunft vorherzusagen. Während klassische Verfahren meist von relativ einfachen Zusammenhängen zwischen den zu prognostizierenden Größen und den zugehörigen Einflussfaktoren ausgehen, ermöglichen diese Künstlichen Neuronale Netze die Modellierung *hochgradig mehrdimensionaler und nichtlinearer Abhängigkeiten*.



Abb. 36: SAE IT-Systems

11.2.3. ProCom GmbH

Energiebedarfsprognosen sind die Basis für die Beschaffung, die Produktionsplanung sowie das Bilanzkreis- und Fahrplanmanagement und bestimmen den Handelsspielraum der Versorgungsunternehmen. Daher stehen Prognoseanwendungen



Abb. 37: ProCom

nie isoliert, sondern müssen in unterschiedliche Anwendungen und Systeme integriert werden. Insbesondere bei den Energieabsatzprognosen in liberalisierten Märkten ist eine hohe Flexibilität der Prognosen bezüglich Datenablage und verschiedenartigster Einflussfaktoren gefordert. Im Rahmen einer Vertriebslastprognose mit einem Bottom-up-Ansatz müssen allein aufgrund der sehr unterschiedlichen Datenlage verschiedene Prognosemethoden miteinander kombiniert werden. Mit der BoFiT-Prognosesuite stellt ProCom hier einen hochwertigen Werkzeugkasten für diese Aufgabe bereit. Es werden sowohl modellbasierte Verfahren (KNN, Multiple Regression, Fuzzy-Cluster) wie auch einfache Fortschreibungsverfahren im Rahmen des integrierten Zeitreihenmanagements zur Verfügung gestellt. Prognosen für Kundengruppen, Netzlasten, Teilnetze, Bilanzkreise und auch Großverbraucher können auf der Basis historischer Last- und Einflusssdaten mit dem Verfahren von Künstlichen Neuronalen Netzen in ausgezeichneter Qualität erstellt werden.

11.2.4. DACHS GmbH



Abb. 38: DACHS GmbH

Die Qualität des Prognosesystems E-PRO konnte durch die Einbindung neuer Künstlicher Neuronaler Netze weiter verbessert werden. Diese werden ab Dezember 2002 nicht nur in der Lastprognose, Erzeugungsprognose und Fernwärmeprognose, sondern auch in der Spotpreisprognose eingesetzt. Die Aufgliederung des Prognoseproblems auf eine größere Anzahl Künstlicher Neuronaler Netze (sogenannte Spezialisten) und deren Optimierung durch Genetische Algorithmen erhöhen die Prognosegüte um ca. 0,5 bis 2 %. Es wird zudem ein kostenloser 30-tägiger Prognosetest angeboten. Schnell und unkompliziert werden täglich Vorhersagen für einen Horizont von bis zu 5 Tagen zur Verfügung gestellt.

11.3. Übersichtstabelle der Prognoseanbieter

Kriterien	Systemanbieteranbieter				Dienstleister		
	Kisters	SAE-TI-Systems	ProCom	DACHS	EnDaNet	Girsberger	Giga Energy
Methoden der Lastprognose	-Fuzzy und Neurofuzzy -ALN/KNN -ARMA -ARIMA -ARIMAX -Vergleichsmethode	-KNN	-KNN -multiple Regression -Fuzzylogik	-Fuzzylogik -KNN	-Rezessionsverfahren -Fuzzylogik -KNN	-KNN	-KNN
Tool (Paket)	✓		✓	✓	✓		
Methode		✓				✓	✓

Tabelle 7: Übersichtstabelle der Prognoseanbieter

11.4. Fazit Prognoseanbieter

Aus den Auswertungen und Beschreibungen der Anbieter schliessen die Tools und Methoden mit dem Neuro- oder Neuro-Fuzzy-Verfahren am besten ab. Wie gut diese Verfahren umgesetzt werden, hängt vom Know-how des Unternehmens und deren Anwendung ab.

- Das Softwaretool von Kisters AG bietet eine Vielzahl von Prognosemethoden. Aus den Anwendungen und Versuchen der Lastprognosen bei der BKW Energie AG ist bekannt, dass dieses Tool noch einige Schwachstellen enthält. Neben neuronalen Netzen werden auch statistische Verfahren angeboten. Der Vergleich und somit die Justierung, wann welche Methode eingesetzt wird, kann individuell angepasst werden.
- EnDaNet stützt sich auf die allgemeinen Methoden der Lastprognoseverfahren. Da dieses Unternehmen ein Dienstleister ist, gibt sie auf der Seite genau an, welche Daten für die Prognose gebraucht werden.
- In der Broschüre von Giga Energy wird von der Messdatenerfassung bis zur qualifizierten Lastprognose alles der Reihe nach erklärt. Eine genauere Aussage über die Prognosegüte wird leider nicht angegeben. Auf den Seiten werden einige Beispiele der Oberflächenstruktur gezeigt.

- SAE-TI-Systems ist eine Informatik-Firma, die mit künstlich neuronalen Netzen Lastprognosen anbietet. In einer Analyse erhält der Kunde die Aussage, welche Prognosegüte mit dem Werkzeug ProCoS-KNN in seinem konkreten Anwendungsfall erzielt werden kann. Dieses Ergebnis soll zur Klärung der Randbedingungen, sowie den Anforderungen im späteren Einsatz des Prognoseproduktes dienen. Das Risiko für den Einstieg in die Nutzung der Prognosen soll damit minimiert werden.
- Die Firma Girsberger Informatik hat einen recht guten Internetauftritt. Es wird angegeben, dass bis zum Jahr 2005 eine mittlere Jahresgüte um 3 Prozent (MAPE) erreicht wurde. Eine Erweiterung und Verbesserung der Prognosemethode wird weiterhin angestrebt.
- Der Systemanbieter DACHS GmbH verspricht eine Prognosegüte von ca. 0,5 bis 2 %. Dies erscheint doch sehr tief und müsste genauer überprüft werden. Man setzt sehr stark auf die Prognosemethoden der KNN und Fuzzy-Verfahren. Ein schlechtes Bild auf der Homepage hinterlässt die Beschreibung und eine genauere Auskunft über die Prognoseverfahren. Eine genauere Absprache mit dem Anbieter wäre hier sehr wichtig.

12 Schlussfolgerung

In der erarbeitenden Dokumentation „Validierung und Verbesserung von Lastprognosen“ konnten viele neue Erkenntnisse und Schlussfolgerungen erarbeitet werden. Die wichtigsten Einflüsse die zur Elektrizitätsnachfrage beitragen, wurden tabellarisch beschrieben, aufgelistet und gewichtet. Die Bewertung der Meteoserver soll dem Kunden einen Überblick über die Vor- und Nachteile der angebotenen Parameter geben.

Der einfache Versuch mit Excel hat gezeigt, dass die Temperatur einer der wichtigsten Einflussfaktoren auf die Stromnachfrage ist. Es ist erstaunlich, dass so einfache eine relativ gute Prognose gemacht werden kann. Zur Vereinfachung wurde mit MatLab der Versuch der Lastprognose nachgebildet. Ein Vergleich dieser beiden Berechnungs- und Darstellungstools gibt Aufschluss über den Gebrauch und dessen Einsatzgebietes.

Bei den Methoden zur Lastprognose haben sich durch die Analyse der Internetrecherchen die künstlich neuronalen Netze durchgesetzt. Sie sind zukunftsversprechend und erzielen zudem gut bis sehr gute Ergebnisse. In Kombination mit einem Fuzzy-Verfahren kann eine erhöhte Effizienz erreicht werden.

In dieser Arbeit wurde eine gute Basis für die Projektphase 2 geschaffen. Mit den Erkenntnissen über Einflussfaktoren, Prognosemethoden und den Prognoseanbieter kann nun in der nächsten Phase aufgebaut werden. Eine kurze Vorschau auf Phase 2 (01.01.2009-01.06.2009) zeigt das nächste Kapitel.

13 Vorschau auf Phase 2

In Phase 2 des ELBE- Projektes werden folgende Ziele angestrebt:

- ALN-ARIMAX: Die beiden Methoden sollen längerfristig mittels historischen Daten parallel getestet, verglichen und analysiert werden. Ziel ist zu evaluieren, welches Modell bei welchen Verhältnissen (Temperatur, Globalstrahlung, Niederschlag, etc.) die genauesten Prognosen liefert (zusätzliche Methoden wie Neurofuzzy, KNN, Kalman-Filter, falls sie bis dahin funktionieren, wären für den Vergleich sehr erwünscht).
- Entwicklung von Testverfahren zur Ermittlung der Prognosegüte der einzelnen Methoden (Einflüsse von Übergängen und Sprüngen, ...)
- Ermittlung des Einflusses der Treibergrößen (z.B. Temperatur, Globalstrahlung, Kalender, ...) auf die Gesamtprognose (BelVis).
- Abhängigkeiten der Einflussfaktoren (Datenanalyse MatLab):
 - Untersuchung der Einflussfaktoren für ausgewählte Versorgungsgebiete (VP oder PLZ) mit spezifischen Messdaten (Ist-Last, Temperatur, Globalstrahlung, usw.) um regionale Auffälligkeiten zu finden.
Auswahl nach Datenverfügbarkeit (Wetterstationen, ...).
 - Ermittlung der Relevanz der einzelnen Einflussfaktoren (ausser Temperatur) mittels statistischer Auswertung von Lastgängen an Tagen mit ähnlichem Temperaturverlauf (Beweis der Gewichtung der Einflussfaktoren).
 - Ausweitung der Untersuchung der regionalen Einflussfaktoren auf weitere Regionen bzw. Vertriebspartner (Waadt, Jura, Solothurn, Berner Oberland, Wallis).
Schwierigkeit: Beschaffung der IST-Last-Daten und der regionalen Wetterdaten (Temperatur, Globalstrahlung, etc.)

14 Abbildungsverzeichnis

Abb. 1: Fahrplan Day-Ahead	9
Abb. 2: Fahrplan Intra-Day	9
Abb. 3: Nachträgliche Fahrplanmeldung.....	10
Abb. 4: Top-Down Verfahren	11
Abb. 5: Bottom-Up Verfahren	11
Abb. 6: Übersicht der Einflussgrößen.....	12
Abb. 7: Leistungsspitzen bei unterschiedlicher Sonnenscheindauer.....	14
Abb. 8: Lasterverläufe (Tagtypen).....	15
Abb. 9: Lasterverlauf Neujahr (01.01.08) und einen Monat später.....	16
Abb. 10: Lasterverläufe (Saisontypen)	17
Abb. 11: Lastverlauf bei Zeitumstellung.....	18
Abb. 12: Zusammenhang BIP und Energieverbrauch (Quelle BFE).....	20
Abb. 13: Fuel Cell SAM BFH-TI.....	21
Abb. 14: Prinzip der Wärmepumpe	21
Abb. 15: Photovoltaikanlage Jungfraujoch	22
Abb. 16: Energieeffizienzklasse	22
Abb. 17: Wärmebild Gebäudefassade	23
Abb. 18: Vergleich Lastverlauf Samstag.....	31
Abb. 19: Vergleich Temperatur Samstag	32
Abb. 20: Ablauf der Lastprognose mit Excel	33
Abb. 21: Mittlerer absoluter Prozentfehler Samstag.....	34
Abb. 22: Vergleich Lasten/Prognose	35
Abb. 23: MAPE der Prognose	36
Abb. 24: Vergleich Lasten/Prognose mit kT neu	37
Abb. 25: MAPE der Prognose mit kT neu	37
Abb. 26: Vertikale Kurvenverschiebung Last -> Prognose	38
Abb. 27: Vergleich des MAPE bei 1/4-h Anpassung.....	39
Abb. 28: Vergleich des MAPE bei kT-Anpassung ($\Delta T \square 0$).....	40
Abb. 29: Aufbau Künstlich Neuronales Netz	42
Abb. 30: Aufbau Neuro-Fuzzy-System	52
Abb. 31: Unterschied Systemanbieter - Dienstleister.....	54
Abb. 32: EnDaNet	55

Abb. 33: Giga Energy GmbH	55
Abb. 34: Girsberger Informatik	56
Abb. 35: Kisters AG	56
Abb. 36: SAE IT-Systems	57
Abb. 37: ProCom	57
Abb. 38: DACHS GmbH	57

15 Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Windchill-Temperaturen	13
Tabelle 2: Übersichtstabelle der Einflussgrößen nach Prognosedauer	24
Tabelle 3: Übersichtstabelle der Einflussgrößen nach Kundengruppe	25
Tabelle 4: Übersichtstabelle der Meteoserver	30
Tabelle 5: Übersichtstabelle der Modelle im BelVis	47
Tabelle 6: Übersichtstabelle der Modelle aus Internerecherchen	53
Tabelle 7: Übersichtstabelle der Prognoseanbieter	58

16 Quellenverzeichnis

- Andreas Kauffmann** Prognosemethoden und Prognosequalität – Auswahl und Optimierung [Online]. - 2003. - 18. 11 2008. - http://www.enerconsult.de/updatetool/upload_dateien/1080654115_Prognosemethoden.pdf.
- BFE Bundesamt für Energie** Kostendeckende Einspeisevergütung (KEV) [Online]. - 18. 08 2008. - 27. 11 2008. - <http://www.bfe.admin.ch/themen/00612/02073/index.html?lang=de>.
- Buchholz Bastian** Entwicklung eines adaptiven Modells zur Kurzfristlastprognose im liberalisierten Energiemarkt [Online]. - 2002. - 13. 10 2008.
- EnDaNet GmbH** EnDaNet [Online]. - 2007. - 13. 11 2008. - <http://www.endanet.com/index.php?id=102>.
- Energiemanagement und Beschaffungsoptimierung** giga Energy [Online]. - 2007. - 13. 11 2008. - http://www.giga-energy.com/pdf/giga_broschuere.pdf.
- energiespektrum** Methoden für den Markt von morgen [Online]. - 2003. - 13. 11 2008. - <http://www.energiespektrum.de/index.cfm?pid=1388&pk=12242>.
- Enginering Statistics Handbook** Box-Jenkins Models [Online]. - 13. 10 2008. - <http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/pmc/section4/pmc445.htm>.
- Engelmeyer Esther Borowski und Heinrich** ARIMA - Modelle und Box-Jenkins Methodologie [Online]. - 2005.
- ewz INFRAS und** Instrumente für Energieeffizienz im [Online]. - Bundesamt für Energie BFE, 06 2007. - 17. 11 2008. - <http://www.news-service.admin.ch/NSBSubscriber/message/attachments/8999.pdf>.
- Gebhart Dr. Adalbert** Methoden für den Markt von morgen [Online]. - repas AEG Automation GmbH, 03 2008. - 18. 11 2008. - <http://www.energiespektrum.de/index.cfm?pid=1461&pk=12242>.
- Girsberger Informatik** Loadmap® Produktbeschreibung [Online]. - 2007. - 13. 11 2008. - <http://www.giag.ch/docs/loadmap/beschreibung.html>.
- GmbH CHS** Energieprognosen durch neue Künstliche Neuronale Netze verbessert [Online]. - 2006. - 13. 11 2008. - <http://www.dachs.de/de/unternehmen/aktuelles/energieprognosen-durch-neue-kuenstliche-neuronale-netze-verbessert.html>.
- Immer genug Strom** Der Stromverbrauch steigt weiter an [Online]. - Atel und EOS, 2007. - 17. 11 2008. - <http://www.immergenugstrom.ch/contents/stromverbrauch>.
- Kaltschmitt Kai Hufendiek und Martin** Einsatz künstlicher neuronaler Netze bei der kurzfristigen [Online].
- Kisters** Erstellen von Prognosen mit Belvis PRO [Bericht]. - Aachen : [s.n.], 20.02.2007.
- Kisters** Prognosen mit BelVis PRO [Bericht]. - Aachen : [s.n.], 22.02.2007.
- MeteoGroup** Energie, Lastprognosen [Online]. - 2009. - 13. 11 2008. - http://www.meteogroup.com/de/int/homepage_deutsch/geschaeftskunden/energie/lastprognosen.html.
- Meteogroup** Meteogroup [Online]. - 08 2006. - 04. 11 2008. - <http://www.meteogroup.de/>.

Meteomedia Meteomedia [Online]. - 1991. - 03. 11 2008. -
<http://www.meteomedia.ch/index.php?id=131>.

MeteoSchweiz Bundesamt für Meteorologie und Klimalogie MeteoSchweiz [Online]. -
2005. - 10. 11 2008. - <http://www.meteoschweiz.admin.ch/web/de/wetter.html>.

Michel Felix Virtual Power Plants [Online]. - 2003. - 18. 11 2008. -
http://www.eeh.ee.ethz.ch/downloads/academics/studentprojects/pps_0203_michel.pdf.

Optimatik AG Einsteiger Schulung BelVis EDM-System [Bericht]. - Gais : [s.n.], 08.01.2007.

Optimatik AG Lastprognosen schnell und präzise [Online]. - 13. 11 2008. -
<http://www.temperatur.ch/optimatik/shop/store/pages/detail.asp?IDPage=62&PageKatalogeID=35&ID=13&click=1&sort=3>.

Philippen Reto Dettli und Daniel Verstärkte Förderung erneuerbarer Energien und der
Energieeffizienz [Online]. - 02 2007. - 18. 11 2008. -
http://www.energie.tg.ch/documents/752_be_Schlussbericht_def_07_03_01.pdf.

ProCom Prognose [Online]. - 2003. - 13. 11 2008. -
<http://www.procom.de/branchen/effektives-energiemanagement/prognose.html>.

SAE IT-Systems Prognosen mit Künstlich Neuronalen Netzen [Online]. - 2006. - 13. 11 2008. -
<http://www.sae.de/www.sae-it.de/de/4leitsysteme/40-202500-procos-knn.html>.

Schleimer Jan-Hendrik Neuro-Fuzzy-Hybridsysteme [Online]. - 05. 08 2002. - 20. 11 2008. -
http://www-ti.informatik.uni-tuebingen.de/deutsch/lehre/ss02/proseminar/ausarbeitungen/jan_hendrik_schleimer.pdf.

Steinberger Thomas Kurzfristige Prognose des Stromverbrauches in Vorarlberg auf Stunden-
und Viertelstundenbasis [Online]. - 2004.

swissgrid AG swissgrid AG [Online]. - 2008. - 14. 10 2008. -
http://www.swissgrid.ch/activities/swiss_electricity_market/balance_group_model/document/D080604_balance_group_model_intro.pdf?set_language=de.

Wikipedia Wikipedia [Online]. - 05. 10 2008. - 04. 11 2008. -
<http://de.wikipedia.org/wiki/Windchill>.

Wokaun Alexander Klimaänderung und die Schweiz 2050 [Online]. - OcCC. - 17. 11 2008. -
http://www.occc.ch/products/ch2050/PDF_D/12-Energie.pdf.

Wunner Tobias Matlab Einführung [Online]. - 16. 10 2006. - 01. 12 2008. -
<http://www.informatik.uni-ulm.de/ni/Lehre/WS08/DMM/MatlabIntro.pdf>.

17 Anhang

17.1. Bewertungskriterien Prognosetools BKW

Zum endgültigen Entscheid verglich die BKW Energie AG mittels eines Bewertungsbogens zwischen drei Prognosetoolanbieter: Kisters, PSI und Robotron. In der folgenden Tabelle sind die Kriterien und Bewertungen aufgelistet.

Anforderungen			Bewertung der Systeme					
Nr.	Anforderung	Gewicht	Kisters		PSI		Robotron	
			Bewertung	Punkte	Bewertung	Punkte	Bewertung	Punkte
1	Funktionale Anforderungen EV							
1.1	<i>Organisation + Aggregation:</i> - Organisation Energiegeschäfte (Erfassung, Speicherung, Bearbeitung, flexible Filterung, Status setzen bzw. Sperrung etc.). - Es muss möglich sein, Zeitreihen über unlimitierte - frei definierbare Attribute die Zuteilung / Aggregation vornehmen zu können. - Ein Energiegeschäft / Messpunkt, eine Messpunktgruppe oder ein Kundencluster kann in mehrere Aggregationen vorkommen. - Zudem müssen Energiegeschäft / Messpunkt / Aggregate nach Attributen frei sortiert und gefiltert werden können. (z.B. nach Qualitäten / Branchen etc.)	Muss	voll erfüllt	4	teilweise erfüllt	2	voll erfüllt	4
1.2	<i>Berechnen von Kennzahlen:</i> Es muss möglich sein, zu vordefinierten Zeitpunkten oder ad-hoc Kennzahlen aus den Zeitreihen zu berechnen (z.B. Deckungsbeitragsrechnung, Schwankungsbreiten, HT-/NT-Anteil). Dabei müssen die Resultate in tabellarischer wie auch in alternativen grafischen Formen darstellbar sein und in der DB abgelegt (gespeichert) werden können.	Muss	voll erfüllt	4	nicht erfüllt	Nicht berücksichtigt	voll erfüllt	4
1.3	<i>Zeitscheiben Funktion; Sperrmöglichkeit:</i> Die Daten (Einzelzeitreihen und Aggregate) müssen mit Zeitscheiben (von / bis) versehen werden können. Z.B. Preiszeitreihen, Lastgänge, Prognosen müssen "gesperrt" werden können d.h. dass sie ab einem bestimmten Punkt nicht mehr geändert werden können. (Periodensperre; Auditing möglich)	Muss	teilweise erfüllt	2	nicht erfüllt	Nicht berücksichtigt	voll erfüllt	4
1.4	<i>Event-getriebene Verarbeitung:</i> Innerhalb des Systems können Events (z.B. Lieferung von Zeitreihen) definiert werden, bei deren Eintreffen Programmcode ausgeführt wird.	Muss	voll erfüllt	4	teilweise erfüllt	2	voll erfüllt	4
1.5	<i>Prognosefunktionalität:</i> - Das Prognosensystem bietet die folgenden Prognosearten an: neuronales Netz, Vergleichstagsverfahren, multiple Regression, Lastgangfortschreibung, Referenzprognose für gleichartige Kundengruppen, Lastprofilaußrollung bei standardisierten Kundenprofilen - Die Parameter können in beliebigen Einheiten und Messintervallen hinterlegt werden. - Den Messpunkten können beliebig viele und verschiedene Zeitreihen und Parameter zugeordnet werden. - Die Art des Einflussparameters und seine Relevanz können in Bezug auf die Viertelstunde, die Tageszeit, den Tagestyp, die Woche, den Monat, die Jahreszeit, HT/NT und den Wochentag ausgewertet werden (Sensitivitätsanalyse). Lastunsicherheiten müssen berechnet werden. - Jede errechnete Prognose muss mit der Gültigkeit (von / bis) sowie einer Versionierung ausgestattet sein. - SLP: Standard Last Profile müssen verwaltet werden können. Weiter muss die Software Möglichkeiten bieten, die SLP's mittels Referenzmessungen zu optimieren / verändern - Trainingsdaten: Die Trainingsdaten werden zur Erstellung des Prognosemodells für einen Messpunkt, eine Messpunktgruppe oder einen Kundencluster verwendet. Der Benutzer kann schnell und einfach die Güte der Trainingsdaten und des Prognosemodells überprüfen	Muss	voll erfüllt	4	nicht erfüllt	Nicht berücksichtigt	teilweise erfüllt	2

1.6	Grafikfunktionen: - Grafiken können hinsichtlich Skalierung, Ausschnitt, Grösse, Farbe und Grafikart vom Benutzer angepasst werden - In einer Grafik können mehrere Zeitreihen dargestellt werden und mehrere Grafiken können zusammen dargestellt werden (Gegenüberstellung) - Der Benutzer kann eigene Grafiklayouts zusammenstellen und speichern sowie anderen Benutzern zur Verfügung stellen.	Muss	voll erfüllt	4	teilweise erfüllt	2	voll erfüllt	4
1.7	Pricingfunktion: - Einsatz muss überall in der BKW möglich sein, später evtl. auch von ausserhalb (Web-Service) - Erfassung und Speicherung Vertrags-/Kunden-/Preisparameter. - Export der Bewertungsergebnisse und Erstellung von Pricing - Reports auf Knopfdruck. - Automatisierte Erstellung von Angeboten (MS - Word) gemäss Templates - Anlage neuer Produkte und damit Pricing-Logiken muss einfach und schnell möglich sein.	Muss	voll erfüllt	4	nicht erfüllt	Nicht berücksichtigt	voll erfüllt	4
1.8	Rückverrechnungsfunktion: - Zuordnung von Kostenblöcken auf Einzelkunden nach definierten Regeln - Definierte Regeln müssen frei anpassbar sein.	Muss	voll erfüllt	4	nicht erfüllt	Nicht berücksichtigt	voll erfüllt	4
1.9	Abrechnung BKW intern: Berechnung Energiebeschaffungs- und Netzpreise und Kosten sowie deren Aggregation	Muss	voll erfüllt	4	teilweise erfüllt	2	voll erfüllt	4
1.10	Risiko - Controlling: - Freie Analyse von Daten aus Fremdsystemen (z.B. EMTS etc.) - Berechnung nicht linearer Kennzahlen; Simulationen etc. - Automatische Generierung und Verteilung von Standardreports - Ad hoc Abfragemöglichkeit	Muss	voll erfüllt	4	nicht erfüllt	Nicht berücksichtigt	teilweise erfüllt	2
2	Funktionale Anforderungen N		<i>Bewertung</i>	<i>Punkte</i>	<i>Bewertung</i>	<i>Punktzahl</i>	<i>Bewertung</i>	<i>Punkte</i>
2.1	Vertragsverwaltung: Im Hinblick auf Kunden, Lieferanten, BGV, Zeitscheiben, Profile, Verbräuche, Geräte, etc.	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
2.2	Aggregation: Profile ausrollen; Verwaltung von Zeitreihen im 1/4h und 1h-Raster; Sommer- und Winterzeitumstellung, Zeitonenverwaltung, Kalenderfunktion; synth. und analytisches Bilanzierungsverfahren; Mehr-Mindermengenberechnung; Einspeiselastränge; spannungsstufenabhängiger Verlustlastgang; Differenzlastgang; frei konfigurierbare Aggregate und Zeitreihenmathematik; Bilanzierungscontrolling (Rückmeldung bei unvollständigen Daten); Logging; Wahlmöglichkeit, welche Linien aggregiert werden sollen und welche nicht (für hinterschaltete Zähler und komplexe Messanlagen).	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
2.3	Stabilität und Performance: - Systemstabilität > 99%;- Performance: Berechnung aller Aggregate innerhalb von 3h täglich für angegebene Mengengerüste und Serverausstattung; - Mengengerüst: 300.000 SLP, 3.000 LGZ aktuell; skalierbar auf das mindestens Doppelte- Serverausstattung: siehe nicht-funktionale Kriterien- Ferndiagnose und Fernwartbarkeit	Muss	voll erfüllt	4	teilweise erfüllt	2	voll erfüllt	4
2.4	Datenarchivierung, Systemaktualität: - Archivierung der Daten für min. 5 Jahre, freier Zugriff auf Daten der letzten 3 Jahre; - Update-Upgrade-Fähigkeit der Software	Soll	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
2.5	Datenstruktur: Zählpunktbezogen inkl. Obis-Kennzahlen; Baumstruktur	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
2.6	Regeln und Richtlinien: Garantiert konform zu den Gesetzen und Richtlinien (Metering-Code, Merkur-AccessII, etc.), sowie regelmäßige Aktualisierung	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
2.7	Sonderfälle: - Direkte Abbildung von Pauschalanlagen und Leerstand; - bei vertragslosen Zuständen automatisch Rückfall in die Grundversorgung; - Darstellung von hinterschalteten Zählern; - Darstellung von Einspeisern (LGZ- und Standardeinspeiser über Referenzprofil) etc.	Soll	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4

3 Schnittstellen Anforderungen			Bewertung	Punkte	Bewertung	Punkte	Bewertung	Punkte
3.1	<i>Struktur:</i> Unterscheidbar in Initial, Delta und selektiver Import	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
3.2	<i>Performance bei zuvor genannter Serverausstattung:</i> Datenimport Stammdaten innerhalb von 4h bei täglichem Delta-Import, und 10h bei wöchentlichem Delta-Import	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
3.3	<i>Datenstrom:</i> Unidirektional von Stammdatensystem in EDM-System	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
3.4	<i>Automatisierung:</i> Automatisch nach Zeitplan und manuell	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
3.5	<i>Prüfroutinen bei Importproblemen:</i> Logging/Alarm von Problemen bei der Verarbeitung von Stammdaten oder Datenkonflikten	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
3.6	<i>Ermittlung angenommener Jahresverbrauch (AJV):</i> Prüfroutinen zur Vermeidung von Fehlern bei Ermittlung der AJV, Plausibilitätsprüfung, Alarmmeldung bei AJV größer festzusetzendem oder unplausiblem Wert	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
3.7	<i>Prüfroutinen Zeitscheiben:</i> Prüfung von Zeitscheiben von Zählern, Zählwerken, Verträgen, Profilen, Lieferantenzuordnung/BGV und Verbrauchern. Klare Dokumentation der Prüfroutinen etc.	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
3.8	<i>Dokumentation der Anforderungen:</i> Detaillierte Dokumentation der Anforderungen an zu importierende Daten.	Soll	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4

<i>Total Funktionale Anforderungen (gewichtet):</i>	60	58.80	52.11	57.60
---	----	-------	-------	-------

4 Nichtfunktionale Anforderungen			Bewertung	Punkte	Bewertung	Punkte	Bewertung	Punkte
4.1	<i>Referenzen</i> Der Hersteller benennt zwei, in Bezug auf Funktionsumfang und Mengengerüste vergleichbare Installationen (wenn möglich in CH). Als vergleichbare Installation gilt: - möglichst vollständige Abdeckung der offerierten Module - Inbetriebnahme Zeitpunkt liegt nicht länger als maximal zwei Jahre zurück	Muss	teilweise erfüllt	2	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
4.2	<i>Erfahrungen des Lieferanten</i> Erfahrung des Lieferanten in CH-Markt (wegen der CH-Spezifika) Erfahrungen in Deutschland und Österreich (wegen der weiter fortgeschrittenen Liberalisierung)	Soll	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
4.3	<i>Grobzeitplan für Systemeinführung</i> Der Hersteller zeigt einen belastbaren Zeitplan für Konzept und Realisierung inklusive verfügbarer Ressourcen vor. Zieltermin Einführung abgeschlossen per Ende 2. Quartal 2007	Soll	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	teilweise erfüllt	2
4.4	<i>Organisation / Infrastruktur in CH</i> Verfügbarkeit Mitarbeitenden vor Ort Anzahl Mitarbeitende Wartungsorganisation / Hotline / Servicekonzept	Soll	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
4.5	<i>Geplante Weiterentwicklung / Releaseplanung.</i> Der Hersteller zeigt die geplante Weiterentwicklung auf Der Hersteller zeigt auf, wie auf kurzfristige Änderungen im Energiemarkt reagiert wird (Schweizer Gesetzgebung, Branchenvereinbarungen etc.) Realisierung im laufenden System BKW über Wartungsvertrag	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
4.6	Eingesetzte IT-Entwicklungsumgebung	Soll	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
4.7	Aufzeigen einer aus Herstellersicht geeigneten System-/Serverlandschaft zur Gewährleistung der Stabilität und Performance	Soll	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
4.8	<i>Mandantenfähigkeit:</i> - Rechtssichere Trennung der Stammdatensätze je Mandant; - Möglichkeit zu ASP-Lösung, bis 100 Mandanten und 500 Clients mit Benutzerverwaltung - Berechtigungskonzept - Multiwährungsfähigkeit	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4

4.9	Kommunikation: - Alle gängigen Im- und Exportformate (LPEX2, LPEX3, MSCONS; UTILMD, Excel, CSV, XML, KISS, etc.); - Statusverwaltung gemäß Grid-Code inkl. Status vorläufig; - Prüfung Qualität und Vollständigkeit der Daten; - Verschlüsselter Versand; - automatisiert, eventgetrieben und manuell steuerbar	Muss	voll erfüllt	4	teilweise erfüllt	2	voll erfüllt	4
4.10	3-stufige Hardware-Umgebung Test / Integration / Produktionsumgebung	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
4.11	Oracle- / Unix- / Windows-basierend	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
4.12	BKW Backup-Konzept-kompatibel (Legato, SAN)	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
4.13	Reports: Frei konfigurierbare Reports im Hinblick auf Inhalte, Formate, Darstellung und Zeiten	Muss	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
4.14	Fehlerhandling: Plausibles und sprechendes Fehlerhandling; z.B. soll die Software vor der Berechnung einer Kennzahl prüfen, ob alle dafür benötigten Basisdaten (Zeitreihen) mit Werten entsprechend vorhanden sind und ggfs. eine entsprechend sprechende Fehlermeldung in ein Protokoll oder am Bildschirm ausgegeben wird	Soll	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
4.15	Workflow-Unterstützung: z.B. beim Anlegen eines neuen Kunden / Energiegeschäfts soll auf Musterverträge zugegriffen werden können, wodurch Parameter (z.B. Segment / Anzahl Zeitreihen, IST/SOLL, mit verschiedenen Fristigkeiten etc.) automatisch hinterlegt werden	Muss	voll erfüllt	4	teilweise erfüllt	2	voll erfüllt	4
4.16	Usability: Mehrsprachigkeit (deutsch/französisch) intuitive Bedienbarkeit Schulungsaufwand	Soll	voll erfüllt	4	teilweise erfüllt	2	voll erfüllt	4
4.17	Qualität der Berechnungsergebnisse: Anzahl der intern verwendeten Nachkommastellen bei Berechnungen auf Datenbankebene Anwendbare Rundungsverfahren (z.B. kaufmännisch, Zwischen-/Endergebnis)	Soll	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4	voll erfüllt	4
4.18	Bestehende Erfahrung BKW mit Kandidat (vergangene und aktuelle Projekte): - Entsprech der Funktionsumfang den versprochenen Leistungen - Menge der Mängel - Behebung der festgestellten Mängel - Notwendige Nacharbeit und ihre Behebung - Qualität der Dokumentation - Kosteneinhaltung - Termintreue - Kulanz bei Änderungswünschen	Muss	voll erfüllt	4		0		0
4.19	Eindruck der Präsentation: - Fachliche und soziale Kompetenz (Beantwortung der Fragen, Fokus auf das Wesentliche, etc.) - Kandidat ist gut vorbereitet - Kandidat geht auf die Bedürfnisse der BKW ein	Soll	voll erfüllt	4		0		0

Total Nichtfunktionale Anforderungen (gewichtet):	40	38.95	32.63	34.74
		97.75	84.74	92.34

17.2. Kurzfassungen Internetrecherchen

[1] Künstliche Neuronale Netze zur Prognose von Zeitreihen

In dieser Arbeit wurden die Eigenschaften von Künstlichen Neuronalen Netzen analysiert, die in den vergangenen Jahren für die Prognose von Zeitreihen entwickelt wurden. Betrachtet wurden dabei sowohl die Anwendungssituationen als auch die jeweils angewandten Methoden. Auf diese Weise wurden Präferenzen und Zusammenhänge einzelner Merkmale identifiziert, deren Kenntnis die Modellierung zukünftiger Prognose-Modelle unterstützen kann. Einstiegspunkt war eine Analyse einschlägiger Fachzeitschriften, die auf Beschreibungen von KNN zur Prognose von Zeitreihen hin untersucht wurden. Auf diese Weise wurden 105 unterschiedliche Anwendungen erfasst, die in den Jahren 2000–2004 veröffentlicht wurden. In Kapitel 5 (Bericht) werden diese Anwendungen zunächst nach einer Vielzahl einzelner Kriterien klassifiziert. Die Kriterien wurden dabei zunächst jeweils unabhängig voneinander betrachtet und erläutert. Dadurch wurde zum einen die Vielfalt innerhalb einzelner Kriterien dargestellt, und zum anderen konnten für einige Merkmale bereits deutliche Präferenzen herausgestellt werden. In einem weiteren Schritt wurden in Kapitel 6 die 18 wichtigsten Kriterien herausgegriffen und jeweils paarweise miteinander kombiniert. Um die Auswahl der zu betrachtenden Kombinationen auf eine sinnvolle Anzahl zu beschränken, wurden diese nach zwei unterschiedlichen Gesichtspunkten selektiert. Zum einen wurden mit Hilfe einer Assoziationsanalyse alle statistisch signifikanten Abweichungen der bedingten Häufigkeiten gegenüber den unbedingten Häufigkeiten ermittelt, mit denen die Ausprägung eines Kriteriums verwendet wurde. Diese Methode wurde gewählt, um in den Anwendungen liegende, aber bis dato unbekannte Informationen entdecken zu können. Es wurden dabei sowohl bereits im Vorhinein bekannte als auch nicht erwartete Zusammenhänge identifiziert, die jeweils auf ihre inhaltliche Begründbarkeit und Bedeutung für eine zukünftige Modellierung hin untersucht wurden. Insbesondere bei den nicht erwarteten Zusammenhängen konnten jedoch die meisten Abhängigkeiten auch nicht begründet werden, weshalb zu vermuten ist, dass diese lediglich auf zufälligen Häufungen in den untersuchten Anwendungen beruhen. Einer anderen Sichtweise folgend, wurden im Anschluss daran zusätzlich diejenigen Verknüpfungen einzelner Kriterien untersucht, deren potentielle Abhängigkeiten einen großen Nutzen für eine zukünftige Modellierung bringen könnten. Da diese Auswahl jedoch losgelöst von der statistischen Grundlage der Assoziationsanalyse erfolgte, sind die hierbei gewonnenen Erkenntnisse in der Regel statistisch auch weniger deutlich fundiert. Als ein Ergebnis dieser Arbeit wurden alle durch eine der beiden Sichtweisen ausgewählten Verknüpfungen auf begründbare existierende Abhängigkeiten zwischen den Kriterien sowie deren Bedeutung für eine zukünftige Modellierung hin untersucht und entsprechend der dabei erhaltenen Ergebnisse klassifiziert.

[2] Einsatz künstlicher neuronaler Netze bei der kurzfristigen Lastprognose

Um die erweiterten Möglichkeiten des Stromhandels, die sich durch die geplante Liberalisierung des Strommarktes ergeben, optimal nutzen zu können, muss die Planung zur Deckung der Stromnachfrage in Energieversorgungs- und anderen Unternehmen auf einer verlässlichen Lastprognose beruhen. Künstliche neuronale Netze, über deren Möglichkeiten bei der Lastprognose ein kurzer Überblick gegeben wird, weisen in diesem Zusammenhang, u. a. gegenüber der klassischen multiplen Regression, Vorteile auf. Anhand typischer Merkmale werden die Lastprognosesysteme mit künstlichen neuronalen Netzen, die teilweise bereits mit Erfolg eingesetzt werden, kurz charakterisiert. Darüber hinaus werden

noch vorhandene Probleme im Umgang mit dieser Methode aufgezeigt, die vor allem darin bestehen, dass die Entwicklung solcher Systeme bisher weitgehend auf Versuch und Irrtum basiert. Daher wird abschließend eine entsprechende Entwicklungsmethodik vorgestellt und diskutiert, die zwar im Detail noch auszugestalten ist, auf die aber für eine breite wirtschaftliche Anwendung individuell angepasster Systeme nicht verzichtet werden kann.

[3] Erstellung von Lastprognosen

Die Energiewirtschaft nimmt in Deutschland eine Schlüsselstellung ein und steht seit der Marktliberalisierung unter großem Wettbewerbsdruck. Entscheidend für die Wettbewerbsfähigkeit der Unternehmen wird neben der Kostenminimierung und Effizienzsteigerung interner Prozesse auch der Abschluss geeigneter Erzeugungs- und Liefervereinbarungen auch bei kurzfristigen Strom- und Gashandelsgeschäften sein. Da Energie im großtechnischen Umfang praktisch nicht direkt speicherbar ist, muss der zeitliche Leistungsbedarf der Verbraucher unter Einhaltung aller technischen und wirtschaftlichen Randbedingungen durch Einsatz von Erzeugungsanlagen sowie Energiehandel gedeckt werden. In Anbetracht dieser Entwicklung gewinnt der Einsatz von Lastprognosen zunehmend an Bedeutung. Sie wird für den wirtschaftlichen Erfolg eines Unternehmens wie z.B. für die Stadtwerke Osnabrück AG zunehmend wichtiger und ist zwingende Voraussetzung zur Teilnahme an liberalisierten Beschaffungs- und Absatzmärkten. Dabei sind sowohl kurz-, als auch mittel- und langfristige Prognosen von essentieller Bedeutung. Inhalt dieser Forschungsarbeit ist es, auf der Basis der bei den Stadtwerken in Osnabrück vorliegenden Verbrauchsdaten ein verallgemeinerungsfähiges innovatives Prognosemodell zu erarbeiten. Dabei soll der Technik der künstlichen neuronalen Netze besondere Bedeutung zufallen, da man sich hiervon die besten Prognosen erhofft. Offen sind dabei Art, Topologie sowie Anzahl der neuronalen Netze. Neuronale Netze sind prinzipiell in der Lage, komplexe nichtlineare Abhängigkeiten als Black Box zu beschreiben. Das Potential der neuronalen Netze in diesem Zusammenhang zeigt eine kürzlich durchgeführte Diplomarbeit auf, in der mit Hilfe neuronaler Netze ein erstes zufriedenstellendes Prognosemodell für den Gasverbrauch vorgestellt wird (Fehler: 1-2%). Die Stromverbrauchsdaten sind jedoch deutlich komplexer und verlangen ein tieferes methodisches Vorgehen. Zu untersuchen ist ferner, in wie weit auch regelbasierte Methoden einen Beitrag zur Lösung der Prognoseprobleme in Kombination mit neuronalen Netzen liefern (Hybridsystem). Weiterhin sollen auch Vergleiche zu den klassischeren Regressions- und Autoregressionsverfahren gezogen werden. Damit ein Lastprognosemodell in der betrieblichen Praxis Verwendung finden kann, ist ein RMS-Fehler (root mean square) von kleiner als 5% zu einzuhalten. Ein solches Prognosemodell soll dann in ein bestehendes Energiedatenmanagement (EDS) integriert werden.

[4] Fuzzybasierte Zeitreihenvorhersage

Die bisherigen Untersuchungen haben gezeigt, dass die Fuzzy-Zeitreihenvorhersage gute Ergebnisse liefert. Das konnte am Beispiel der Lastprognose für ein Energieversorgungsunternehmen über einen Zeitraum, der sowohl „normale“ Tage als auch alle möglichen Ausnahmen enthält, nachgewiesen werden. Dabei wurde festgestellt, dass mit zunehmender Anzahl verfügbarer Daten aus der Vergangenheit, die Güte der Vorhersage ebenfalls zunimmt. Das Verfahren arbeitet ohne Signalmodell, so dass weder Struktursuchen noch Parameteranpassungen erforderlich sind. Der Hauptvorteil der Methode besteht darin, dass völlig selbständig nach Übereinstimmungen der aktuellen Situation (von der aus eine Vorhersage erfolgen soll) in der Vergangenheit gesucht wird und daraus die Prognosewerte ermittelt werden. Eine vorherige Klassifikation nach unterschiedlichen Mustertagen ist deshalb nicht notwendig, so dass auch ein Regelwerk zur Auswahl dieser Mustertage bei der Vorhersage entfallen kann. Die sonst notwendige Einbeziehung nicht messbarer Einflussgrößen über diese Mustertage wird hier durch deren indirekte Erfassung über die Ähnlichkeit der Signalverläufe ersetzt. Voraussetzung ist natürlich, dass eine genügend große Historie der Zeitreihe zur Verfügung steht und die Breite der Zugehörigkeitsfunktion nicht zu klein gewählt wird, so dass nicht alle berechneten Distanzwerte $D(k)$ gleich Null werden. Eine Vorhersage über mehrere Abtastschritte ist ohne Probleme möglich. Die Methode ist sehr robust gegenüber Fehlmessungen und Änderungen der zur Vorhersage einzustellenden Parameter wie Fensterbreite m und Breite der Zugehörigkeitsfunktion b . Der beschriebene Fuzzy-Zeitreihenvorhersagealgorithmus wurde in einem Softwaretool „FuzzyPredict“ realisiert. Für eine Optimierung der Vorhersage sind noch weitergehende Untersuchungen hinsichtlich der optimalen Wahl der Fensterbreite m und der Breite der Zugehörigkeitsfunktion b notwendig.

[5] Entwicklung eines adaptiven autoregressiven Modells zur Kurzfristlastprognose im liberalisierten Energiemarkt

Für Unternehmen in der Energiewirtschaft ist es von grosser Bedeutung, die elektrische Lastnachfrage seitens der Verbraucher, vorhersagen zu können. Auf diese Weise können zum einen Stromproduzenten den Betrieb ihrer Kraftwerke, und zum Anderen die durch die Liberalisierung des Energiemarktes neu entstandenen Stromhändler ihre Strategie beim An- und Verkauf von elektrischer Energie besser planen. Ziel dieser Arbeit ist es, auf Basis eines autoregressiven Ansatzes (AR-Ansatz), verschiedene Modelle zu erstellen, welche eine Kurzfrist-Prognose, das heisst für den Zeitraum der nächsten 24 Stunden, der elektrischen Lastnachfrage ermöglichen. Der reine AR-Ansatz wird hierfür erweitert. Zuerst durch ein adaptives Prognosevorgehen, welches es dem Modell ermöglicht sich an veränderliche Bedingungen anzupassen, wie sie zum Beispiel durch die Fluktuationen im Kundenstamm, verursacht durch die Liberalisierung des Energiemarktes entstehen. Anschliessend durch einen X-Anteil (ARX-Ansatz) welcher den Einfluss der Temperatur berücksichtigt und Konstanten zur Abbildung spezifischer elektrischer Tageslastverläufe enthalten. Die Verwirklichung eines Moving-Average-Anteils (ARMAX-Ansatz) scheitert daran, dass das sich ergebende, nicht-lineare Gleichungssystem mit dem hier verwendeten Lösungsalgorithmen nicht zufriedenstellend gelöst werden kann. Die Ergebnisse zeigen, dass der ARX-Ansatz, kombiniert mit einem adaptiven Prognosevorgehen, die besten Ergebnisse liefert. Werkzeuge,

speziell in der warmen Jahreszeit, lassen sich mit diesem Modell gut abbilden. Die Prognose von Wochenend- und Feiertagen, sowie Tagen in der kalten Jahreszeit muss noch verbessert werden. Dabei ist bei der Prognose von Tagen der kalten Jahreszeit eine Verfeinerung des Verfahrens zur Berücksichtigung der Temperatur vorzunehmen und eine Einbeziehung weiterer Einflussgrößen wie zum Beispiel der Helligkeit vorzusehen.

[6] ARIMA - Modelle und Box-Jenkins Methodologie

Das Ziel der Zeitreihenmodellierung ist es, ein Modell zu finden, das die Zeitreihe am besten beschreibt oder erklärt und das aufgesetzt auf diese sowie mit Hilfe der historischen Beobachtungen zukünftige Werte prognostizieren kann. Im Kapitel 2 wurden theoretische Überlegungen für die Analyse von Zeitreihen zusammengetragen, die im Kapitel 4 für die Findung eines ARIMA -Modells von Nutzen sein können. Die erzielten Erkenntnisse dienen dann zu Prognosezwecken. Das Beispiel aus Kapitel 3 hat dabei anschaulich gezeigt, aus welchen Teilen ARIMA-Modelle bestehen und wie man für eine Zeitreihe das passende Vorhersagemodell findet. Hilfreich zur Findung eines Modells sind dabei die grafische Darstellung der Daten in einer Kurve, die in Kapitel 2 erläuterte Autokorrelationsfunktion sowie die Partielle Autokorrelationsfunktion. Beim Modellieren werden die Daten auf Stationarität geprüft und falls diese nicht vorliegt, wird die Zeitreihe mittels der Methode des Differenzierens von Trends und Saisonalitäten bereinigt, um Nicht-Stationarität zu entfernen. Die Güte eines möglichen Modells prüft man mit Hilfe des in Kapitel 3 eingeführten „Hold-outset“ -Prinzips. Zum Schluss kann man sagen, dass es sicherlich für jede Zeitreihe eine andere Methode gibt, die zukünftigen Werte vorherzusagen und kein allgemein gültiger Weg zur Findung dieser. Eine gute Zeitreihenanalyse und viel Erfahrung können dabei aber von Nutzen sein.

[7] Kurzfristige Prognose des Stromverbrauchs in Vorarlberg auf Stunden und Viertelstundenbasis

Hier seien die wichtigsten Ergebnisse der Validierung der Prognosemodelle noch einmal kurz zusammengefasst. Der Zeitraum der Validierung ist unverändert das Jahr vom 1. Juli 2002 bis zum 31. Juni 2003.

- Stundenprognose: Das gemischte Modell (mit Wetter-Forecast) aus Vergleichstagsmodell für die Weihnachtszeit (22. 12. 2002 bis 6. 1. 2003) und ARX-Modell für alle anderen Tage erzielt einen MAE (Mittlerer Absoluter Fehler) von 6:07 MW, das entspricht einer Verbesserung gegen über der VKW-eigenen Prognose von 0:72 MW oder 11%. Der MSE (Mittlerer Quadratischer Fehler) beträgt 64:67 MW², einer Verbesserung von 19:38 MW² oder 23% entsprechend. Der maximale Fehler vermindert sich bei Verwendung der automatisierten Prognose von 70 MW auf 52:38 MW, eine Verbesserung um 25%. Nach Wochentagen und Sondertagen (Feiertage, Fenstertage, Sommerferien und Weihnachten) getrennt betrachtet, liefert das Modell an allen Tagen ausser Mittwoch eine bessere Prognose (Verbesserung zwischen 0:37 MW und 1:99 MW) und liegt am Mittwoch gleichauf (-0.01 MW). Bei

Vergleich der Prognoseergebnisse getrennt nach Stunden und Tagtyp zeigt sich, dass das Modell 80% aller Stunden besser prognostiziert.

- Viertelstundenprognose: Die Viertelstundenprognose basiert auf der Stundenprognose des oben beschriebenen gemischten Modells. Auf Viertelstundenbasis liegen keine Vergleichsdaten der VKW-Prognose vor. Erfreulicherweise liegen die Fehlerkenngrößen für die Viertelstundenprognose beinahe gleichauf mit der Stundenprognose. Der MAE beträgt 6.09 MW, der MSE 65.6 MW² und der maximale Fehler 52.4 MW. Die Verschlechterung gegenüber der Stundenprognose beträgt also nur 0.02 MW (MAE), 0.9 MW² (MSE) und 0.6 MW (MAX). Tageweise betrachtet zeigt sich, dass manche Tage (Montag, Dienstag, Freitag und Fenstertage) sogar leicht besser prognostiziert werden als mit dem Stundenmodell.

[8] Einzelfallforschung und Zeitreihenanalyse

Das gefundene multivariate Modell wird für eine Residualanalyse von jeder einzelnen empirischen Zeitreihe subtrahiert. Es entstehen Residualreihen, die jede für sich *White Noise* sein sollten. Um dies zu prüfen, wird die ACF für jede der einzelnen Residualreihen berechnet. Die Autokorrelationen sollten dabei alle nicht signifikant sein, wobei unter 20 Testungen eine Signifikanz zufällig auftreten kann. Hilfsmittel zur Diagnose sind: Indikatortabellen, Portmanteau-Test (analog zum Ljung-Box-Q-Test), Partialkorrelationen, M(m)-Statistik und die Diagonale der Varianz-Kovarianz-Matrix der Residuen. Dokumentieren diese Kriterien noch Abweichungen von *White Noise*, so können sie unter Umständen Informationen über die Art der notwendigen Modifikation des Modells liefern. Bei einem Vergleich konkurrierender Modell können die Modellselektionskriterien (z. B. AIC) zu Rate gezogen werden. Beim identifizierten Modell ist darauf zu achten, dass die Stationaritäts- bzw. Invertierbarkeitsbedingungen unbedingt erfüllt sind sowie das Prinzip der Sparsamkeit beachtet wurde.

[9] Verteilungsdichteprognose von Netzlast und Preisen

Es hat sich gezeigt, dass die untersuchten vertikalen Netzlastdaten nicht der Normalverteilungshypothese genügen. Dies trifft sowohl auf die wirklichen, wie auch auf die differenzierten Daten zu. Für Zeitreihenansätze wie die ARMA-Ansätze existieren Erweiterungen, die nicht mit einfachen Normalverteilungen sondern mit zusammengesetzten oder zeitvariablen Normalverteilungen arbeiten und so eine verbesserte Modellierung von nicht normalverteilten Zeitreihen ermöglichen. Bezüglich der Punktprognosen ergeben sich mit den erweiterten Ansätzen weder in der Schätzung noch in der Prognose deutliche Verbesserungen, wie die konstanten MAPEs der einzelnen Modellläufe zeigen. Aus den erhöhten LLFs kann dagegen auf eine bessere Schätzung der Verteilung geschlossen werden. Es ist somit von einer erhöhten Güte der Verteilungsprognose bei Einsatz der erweiterten Ansätze auszugehen. Die tatsächliche Überprüfung der Verteilungsprognose fällt schwierig, da in der kurzfristigen Prognose naturgemäß nur wenige Prognosewerte ermittelt werden und daher eine Beschreibung der Verteilung kaum möglich ist. Es bleibt weiterführenden Studien vorbehalten, die Güte der Verteilungsprognose zu ermitteln. Generell wird bei Lastprognosen mit differenzierten

Daten gearbeitet. Es ist daher zu untersuchen, welche Verbesserungen die vorgestellten Modellerweiterungen in Zeitreihenmodellen mit differenzierten Daten, sprich ARIMA-Ansätzen, ermöglichen. Weiterhin ist zu untersuchen, ob in allgemeinen Elektrizitätsmodellen die der Beschreibung der Lastprognosefehler zugrunde liegenden Verteilungsfunktionen einen signifikanten Einfluss auf die Ergebnisse der Modelle haben.

17.3. MatLab-Code

17.3.1. Code für die einfache Versuchsprognose

```
%%-----  
%   Autor:           Kronig Patrick  
%                   Dipl. Ing. for Energy Systems  
%   Firma:           BFH-TI Biel/Bienne  
%   Auftraggeber:    BKW FMB Energie AG  
%   Version:         1.0  
%   Datum:           November/Dezember 2008  
%  
%   Description:     Mittels eines einfachen MatLab-Programms soll eine  
%   Lastprognose erstellt werden. Das eingelesene Excel-Sheet hat 2  
%   Kolonnen mit je 96 Werten (1 Tag). Die erste Kolonne beinhaltet das  
%   Datum im Format dd.mm.yyyy HH:MM:SS. Die zweite Kolonne befindet sich  
%   die IST-Daten. Der MAPE wird am Display ausgegeben.  
%-----  
  
%% Programm zur Prognose über 1 Tag  
  
clear;  
close all;  
  
%% Get Excel File Data  
% Get Excel File Path  
[FileName,PathName1] = uigetfile('*.xls','Select the xls-file');  
  
% Import Data  
input_data = importdata(FileName);  
  
% Extract Data from Sheets IST/PRO  
DataIn1 = input_data.data.Sheet1;  
DataIn2 = input_data.data.Sheet2;  
  
%% Read Excel File Data  
% IST  
powerIST = (DataIn1(:,1))';  
tempIST = (DataIn1(:,2))';  
  
% PRO  
powerPRO = (DataIn2(:,1))';  
tempPRO = (DataIn2(:,2))';  
  
%% Differences  
% Power Difference  
deltapower = powerIST-powerPRO;  
  
% Temperature Difference  
deltatemp = tempPRO-tempIST;  
  
%% Calculation new Prognose  
% Calculation Temperature factor kT  
count = 0;  
kTR = 0;  
for R = (1:24)  
    if (deltatemp(R)<1)  
        count = count+1;  
        kTR = kTR+((tempIST(R)-tempPRO(R))^2/(tempIST(R))^2);  
    end  
end
```

```

end

kT = (kTR/(count))+1;

% 1h-data convert in 1/4h-data
deltatemp1 = [deltatemp;deltatemp;deltatemp;deltatemp];
deltatempneu = deltatemp1(1:96);

% Calculation of the new Prognose
for R = (1:96)
    if (deltatempneu(R)<1)
        powerPROnew(R) = powerIST(R)*kT;
    else
        powerPROnew(R)=powerIST(R);
    end
end

%% MAPE (Mean Absolute Percentage Error) in Percent
% Old
mape = (abs(powerPRO-powerIST)./abs(powerIST))*100;
MAPE = (abs(powerPRO-powerIST)/abs(powerIST))*100;

% New
mapenew = (abs(powerPROnew-powerPRO)./abs(powerPRO))*100;
MAPEnew = (abs(powerPROnew-powerPRO)/abs(powerPRO))*100;

%% Plots
% Subplot Power and Temperature
grenzP = ones(1,96)*3;
grenzT = ones(1,96)*0;
subplot(2,2,1);plot(1:1:96, powerIST,1:1:96, powerPRO)
axis auto;grid on;
title('Lastverlauf');ylabel('Last in kW');xlabel('1/4h Werte');

subplot(2,2,2);plot(1:1:96, tempIST,1:1:96, tempPRO)
axis ([0 25 0 20]);grid on;
title('Temperaturverlauf');ylabel('Temperatur in C°');xlabel('1/4h Werte');

subplot(2,2,3);plot(1:1:96, deltapower, 1:1:96, powerPROnew-powerPRO)
axis auto;grid on;
title('Lastdifferenz');ylabel('Last in kW');xlabel('1/4h Werte');

subplot(2,2,4);plot(1:1:96, deltatemp, 1:1:96, grenzT)
axis ([0 25 -5 15]);grid on;
title('Temperaturdifferenz');ylabel('Temperatur in C°');xlabel('1/4h Werte');

%Plot MAPE
figure(2);plot(1:1:96, mape, 1:1:96, mapenew, 1:1:96, grenzP);
axis auto;grid on;
title('Vergleich MAPE');ylabel('Fehler in Prozent');xlabel('1/4h Werte');
sprintf('%g MAPE alt -> %g MAPE neu', MAPE, MAPEnew)

% Plot Original and Prognose
figure(3);plot(1:1:96, powerIST,1:1:96, powerPRO, 1:1:96, powerPROnew);
axis auto;grid on;
title('Lastverlauf Original und Prognose');ylabel('Last in kW');xlabel('1/4h Werte');

```