

**Zeitschrift:** Bulletin des Schweizerischen Elektrotechnischen Vereins, des Verbandes Schweizerischer Elektrizitätsunternehmen = Bulletin de l'Association suisse des électriciens, de l'Association des entreprises électriques suisses

**Herausgeber:** Schweizerischer Elektrotechnischer Verein ; Verband Schweizerischer Elektrizitätsunternehmen

**Band:** 76 (1985)

**Heft:** 2

**Artikel:** Lastprognose mit Arbeitsplatzcomputern

**Autor:** Lajda, P.

**DOI:** <https://doi.org/10.5169/seals-904545>

### **Nutzungsbedingungen**

Die ETH-Bibliothek ist die Anbieterin der digitalisierten Zeitschriften. Sie besitzt keine Urheberrechte an den Zeitschriften und ist nicht verantwortlich für deren Inhalte. Die Rechte liegen in der Regel bei den Herausgebern beziehungsweise den externen Rechteinhabern. [Siehe Rechtliche Hinweise.](#)

### **Conditions d'utilisation**

L'ETH Library est le fournisseur des revues numérisées. Elle ne détient aucun droit d'auteur sur les revues et n'est pas responsable de leur contenu. En règle générale, les droits sont détenus par les éditeurs ou les détenteurs de droits externes. [Voir Informations légales.](#)

### **Terms of use**

The ETH Library is the provider of the digitised journals. It does not own any copyrights to the journals and is not responsible for their content. The rights usually lie with the publishers or the external rights holders. [See Legal notice.](#)

**Download PDF:** 30.03.2025

**ETH-Bibliothek Zürich, E-Periodica, <https://www.e-periodica.ch>**

# Lastprognose mit Arbeitsplatzcomputern

P. Lajda

Der Beitrag demonstriert, wie teilweise recht komplizierte Prognosemodelle, die auf Grossrechnern bereits seit einiger Zeit im praktischen Einsatz sind, nun auch auf Arbeitsplatzcomputern eingesetzt werden können, ohne dass dabei der Benutzer durch die Prognosemethodik zu stark belastet wird. Damit sind diese Prognosemodelle zu einem echten Arbeitshilfsmittel, auch für den Ingenieur im Elektrizitätswerk, geworden.

Cet article démontre comment des modèles de prévisions déjà utilisés depuis un certain temps sur de gros ordinateurs peuvent maintenant aussi être employés sur des micro-ordinateurs sans que la méthodologie de prévision ne pèse trop sur l'utilisateur. Ainsi ces modèles de prévisions sont devenus un véritable outil de travail, également pour l'ingénieur d'une entreprise d'électricité.

## 1. Prognose in einem EW

Im praktischen Leben sind wir täglich mit Prognosen bzw. Vorhersagen konfrontiert – die Wetterprognose im Fernsehen, die wirtschaftlichen Prognosen bei Jahreswechsel usw. Jeder einzelne macht selber täglich Prognosen – meistens unbewusst und rein intuitiv. So zum Beispiel ein Automobilist, der das Geschehen auf der Strasse «vorausrechnet» (hier ist die Prognose sogar lebenswichtig), oder ein Jäger, der den Weiterflug einer wilden Ente vorausbestimmt. Praktisch überall, wo geplant wird, ist eine Abschätzung der zukünftigen Situation notwendig.

In einem EW werden Prognosen für folgende Zwecke benötigt:

- Planung bzw. Optimierung des Generatoreinsatzes
- Wartungsplanung
- Kraftwerksausbauplanung
- Netzausbauplanung
- Speicherbewirtschaftung
- Abschluss langfristiger Verträge
- Kurzfristiger Energieaustausch
- Bestimmung bzw. Optimierung der rotierenden Reserve usw.

Dabei werden am häufigsten folgende Kenngrößen prognostiziert:

- Tagesganglinien (halbstündliche, stündliche, ... Lastwerte)
- Minimale und maximale Last (tägliche, wöchentliche, ...)
- Summenlast (tägliche, wöchentliche, ...)
- Energieverkaufszahlen

Abhängig vom Zeitschritt und vom Zeithorizont unterscheidet man:

- sehr kurzfristige
- kurzfristige
- mittelfristige und
- langfristige Prognosen

Je nach der Verwendung werden Prognosen von verschiedenen Kenngrößen für verschiedene Zeiträume benötigt. In Tabelle I sind für die Prognosearten die typischen Kenngrößen, Zeitschritte, Zeithorizonte und Anwendungsgebiete zusammengestellt.

## 2. Prognoseverfahren

Seit langem wurden verschiedene Verfahren entwickelt mit dem Ziel, eine möglichst genaue Prognose mit relativ wenig Aufwand zu erreichen.

Gegenüberstellung verschiedener Prognosearten

Tabelle I

Lastprognose	Kenngrösse	Zeitschritt	Zeithorizont	Anwendungsgebiet
sehr kurzfristig	Last	5 Min.	1-2 Std.	Wirtschaftliche Lastverteilung
kurzfristig	Last	1 Std.	1-7 Tage	Betriebsplanung - Generatoreinsatzplanung - Optimum der rotierenden Reserve - kurzfristiger Energieaustausch
mittelfristig	Last/ Energie	1 Tag/ 1 Woche	1-2 Jahre	Wartungsplanung Jahresspeicher-Bewirtschaftung langfristige Energieverträge
langfristig	Last/ Energie	1 Monat/ 1 Jahr	5-20 Jahre	Kraftwerksausbauplanung Netzausbauplanung

### Adresse des Autors

Pavel Lajda, BBC Brown, Boveri & Cie AG, Abt. CTT, 5401 Baden

Im wesentlichen gibt es zwei Klassen von Prognoseverfahren [1]:

- qualitative bzw. technologische
- quantitative Verfahren

### 2.1 Qualitative Prognoseverfahren

Zu dieser Klasse gehören vor allem Verfahren, die das kreative Potential der Experten nutzen. Sie werden in der Regel für langfristige Prognosen eingesetzt. Zu dieser Klasse gehören:

- Marktuntersuchungen
- Delphi-Methode
- Scenario-Writing
- Cross-Impact-Matrices
- Curve-Fitting
- Morphological Research
- Katastrophentheorie
- Relevance Tree
- versch. Simulationsmodelle usw.

### 2.2 Quantitative Prognoseverfahren

Bei diesen Verfahren wird das Verhalten in der Vergangenheit mit Hilfe von mathematischen Methoden in die Zukunft extrapoliert. Dazu müssen allerdings einige grundlegende Voraussetzungen erfüllt sein:

- Existenz von Information über die Vergangenheit
- Möglichkeit, diese Information in Form von Daten zu quantifizieren
- Das Verhalten in der Vergangenheit wird in der Zukunft fortgesetzt.

Auf lange Sicht kann sich das Verhalten von Verbrauchern wesentlich ändern (Ölkrise, Konjunkturschwankungen, neue Verbraucher usw.); damit ist die letzte Voraussetzung nicht mehr erfüllt. Aus diesem Grunde finden quantitative Verfahren für langfristige Lastprognosen nur begrenzte Anwendung. Hingegen sind die erwähnten Voraussetzungen für mittel- und kurzfristige Lastprognosen meistens ziemlich gut erfüllt. Unser Hauptinteresse richtet sich also auf die mittel- und kurzfristigen Lastprognosen mit Hilfe von quantitativen Prognoseverfahren, weil dort mathematische Modelle verwendet werden und somit ein Rechner sehr gut eingesetzt werden kann.

Diese Verfahren können wiederum in zwei Gruppen aufgeteilt werden:

- Zeitreihen- oder autoreflexive Methoden
- Regressions- oder kausale Methoden.

#### 2.2.1 Zeitreihen- oder autoreflexive Methoden

Bei den autoreflexiven Methoden basiert die Prognose nur auf zu pro-

gnostizierenden Kenngrößen und/oder Prognosefehlern in der Vergangenheit. Zu dieser Gruppe gehören:

- Gleitender Mittelwert
- Trend-Extrapolation
- Exponentielle Glättung (in versch. Varianten)
- Census X-11 (Dekompositionsmethode)
- ARIMA-Modelle
- Adaptive Filterung usw.

#### 2.2.2 Regressions- oder kausale Methoden

Bei den kausalen (d.h. erklärenden) Methoden wird angenommen, dass die zu prognostizierenden Kenngrößen (endogene Variablen) Funktion einer oder mehrerer exogener (unabhängiger) Variablen sind. Hier liegt die Aufgabe in der Ermittlung der entsprechenden Abhängigkeiten, d.h. dass die entsprechenden mathematischen Funktionen mit ihren Parametern zu finden sind. Zu dieser Gruppe gehören:

- Regressionsmodelle (einfache, mehrfache)
- Dekompositionsmodelle
- Ökonometrische Modelle
- Multiple ARIMA-Modelle (Transferfunktion)

- Input/Output-Modelle
- Dynamische Modelle usw.

### 2.2.3 Hybride Modelle

Oft werden Modelle entwickelt, die eine Kombination der autoreflexiven und der kausalen Modelle darstellen, sogenannte hybride Modelle. Dabei haben sich zwei prinzipielle Vorgehensweisen herauskristallisiert:

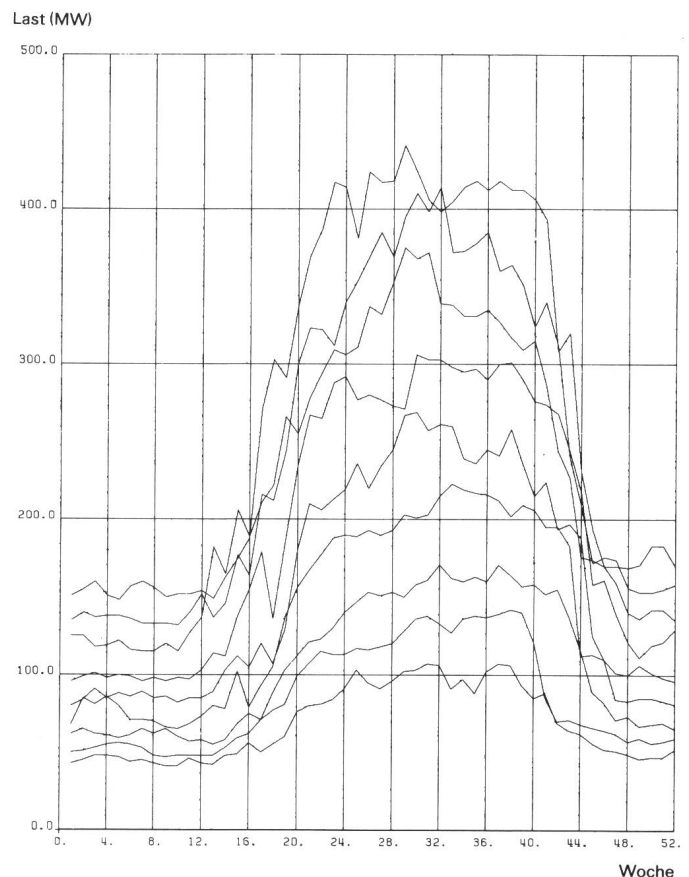
- Erstellung eines kausalen Modells mit anschließender Zeitreihenanalyse der Residuen
- Durchführung einer univariaten Zeitreihenanalyse mit anschließender ökonometrischer Analyse der Residuen

Bei den hier beschriebenen Verfahren wurde die erste Vorgehensweise angewandt.

## 3. Eigenschaften der Last

Die erste Voraussetzung für eine möglichst genaue Prognose ist die Ermittlung eines passenden Prognosemodells mit den entsprechenden Parametern. Für diesen Zweck werden die Lasteigenschaften anhand von historischen Daten untersucht. Für diese Analyse sind Messdaten der zu pro-

Fig. 1  
Wöchentliche  
Spitzenlasten in MW  
1974-1982  
(Beispiel)



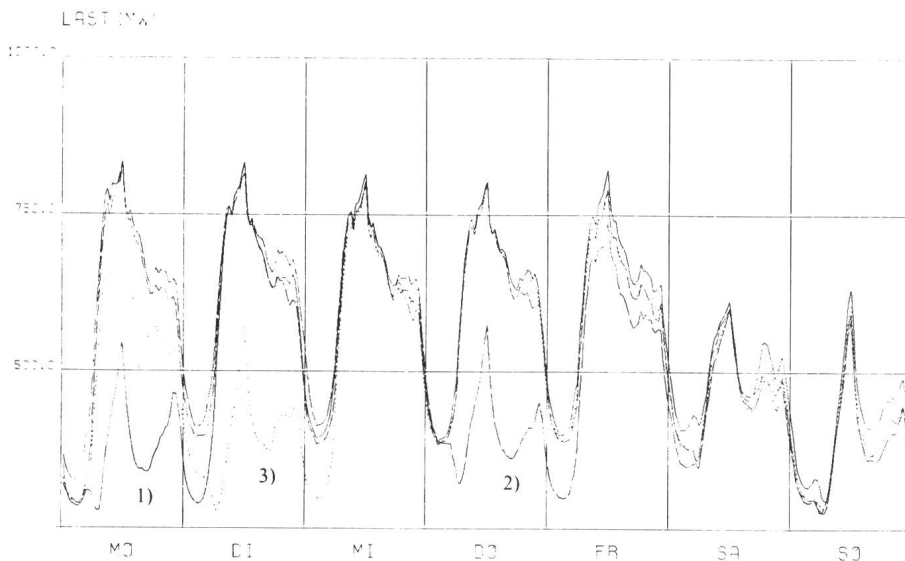


Fig. 2 Lastkurven der Wochen 22 bis 25 im Jahr 1980 in einem deutschen EW

—	Woche 22	26.5.- 1.6.1980	1) Pfingstmontag (26.5.)
- - -	Woche 23	2.6.- 8.6.1980	2) Fronleichnam (5.6.)
· · ·	Woche 24	9.6.-15.6.1980	3) Nationalfeiertag (17.6.)... teilweise auch Montag
· · ·	Woche 25	16.6.-29.6.1980	

gnostizierenden Kenngrösse (Last, Energie), der in Frage kommenden exogenen Variablen (Temperatur, Luftfeuchtigkeit, Windgeschwindigkeit) sowie Informationen über eventuelle Unregelmässigkeiten (Störungen), notwendig.

Eine Datenanalyse zeigt, dass der Energiebedarf einen stochastischen Prozess (Zufallsprozess) mit drei ausgeprägten Eigenschaften bildet:

- Er unterliegt einem zeitlichen Rhythmus, welcher durch die Lebensgewohnheiten der Bevölkerung gegeben ist
- Er ist von Umgebungseinflüssen, vor allem von der Temperatur abhängig
- Unerwartete Ereignisse sowie Sonderevane verursachen Abweichungen vom normalen Lastverhalten

Diese Eigenschaften werden im folgenden näher diskutiert.

Untersucht man die wöchentlichen Spitzenlasten (mittelfristige Prognose), sind die jährliche Periodizität sowie der Trend sehr gut ersichtlich (Fig. 1).

In Fig. 2 ist die wöchentliche Lastkurve eines deutschen Elektrizitätswerkes mit städtischem Versorgungsgebiet dargestellt. Die Last zeigt stark periodisches Verhalten, wobei zwei Perioden - tägliche und wöchentliche - gut erkennbar sind. Sie widerspiegeln den täglichen Lebensrhythmus der Menschen. Die Lastkurven von Montag bis Freitag sind sehr ähnlich (Montagsmorgen bis etwa 6 Uhr ist die Last etwas kleiner als sonst); der Ver-

brauch am Samstag und Sonntag ist wesentlich geringer.

Dieser wöchentliche Zyklus ist allerdings gestört, wenn ein Feiertag auf einen Arbeitstag fällt. An solchen Tagen und eventuell an benachbarten Tagen ist die Lastkurve wesentlich anders, meistens ist sie ähnlich wie an einem Sonntag. Zu solchen Tagen zählen Ostern, Pfingsten, Fronleichnam sowie der Nationalfeiertag (Fig. 2).

Die Wetterabhängigkeit der Last kann sehr gut an Daten eines arabischen Elektrizitätswerkes demonstriert werden, wo wenig Industrieverbraucher, dafür aber um so mehr Klima-

anlagen installiert sind. Grösserer Energieverbrauch wird durch höhere Temperaturen im Sommer (Fig. 3) und tiefere Temperaturen im Winter verursacht [2], wobei im letzteren Fall die Auswirkung wesentlich schwächer ist.

Je nach Verbrauchertyp überwiegt die periodische oder die umweltabhängige Komponente - so hat z.B. der Verbrauch eines Industriabnehmers einen regelmässigen zeitlichen Rhythmus, hier also überwiegt die zeitliche Komponente. Hingegen ist der Verbrauch von Klimaanlagen stark wetterabhängig.

Wie schon erwähnt, kann ein quantitatives Prognoseverfahren nur ein bestimmtes Verhalten von der Vergangenheit in die Zukunft projizieren (extrapolieren). Je regelmässiger das Verhalten ist, desto genauere Prognosen können erstellt werden. Kleine stochastische Störungen können nicht erfasst werden. Anders ist es bei grösseren Störungen wie Ausfällen von grossen Energieabnehmern (z.B. infolge Wartung, Ausfall) oder Änderungen im Verbrauch infolge spezieller Ereignisse (z.B. Fernsehübertragung aus den USA in den frühen Morgenstunden). Diese zusätzliche Information über die Abweichungen im Verbraucherverhalten kann auf zwei Arten berücksichtigt werden:

- Bei der Erstellung der Prognose, falls solche Ereignisse zu erwarten sind (Zu- bzw. Abschlag)
- Als Korrektur der historischen Daten, damit die Unregelmässigkeiten in der Vergangenheit die Prognose nicht verfälschen.

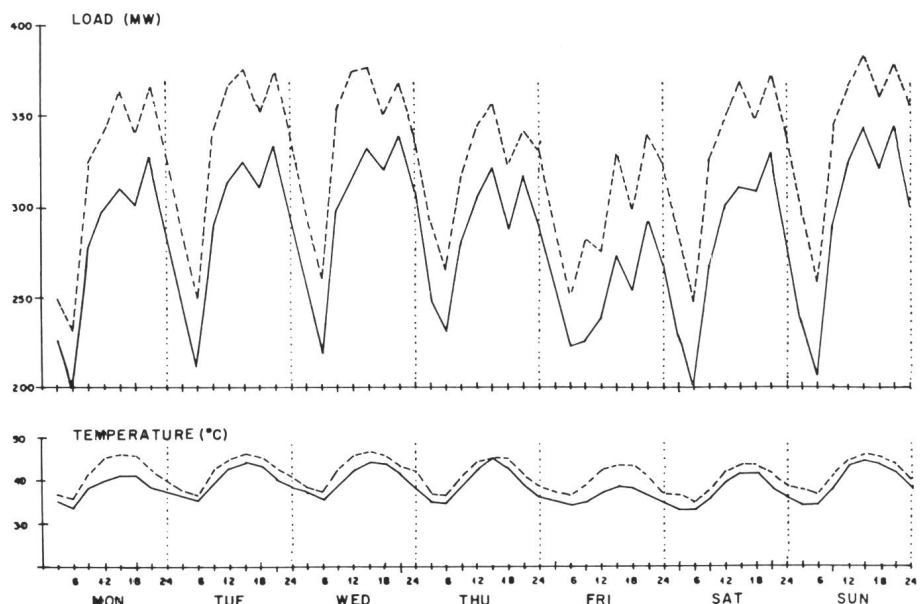


Fig. 3 Last und Temperatur, 14.-29. Mai 1979, in einem arabischen Land

## 4. Lastprognosemodell

Die Analyse der Lasteigenschaften hat gezeigt, dass für die Lastprognose im allgemeinen ein hybrides Modell, welches sowohl das autorefektive Lastverhalten als auch die Umgebungseinflüsse auf die Last berücksichtigt, notwendig ist. Aus diesem Grunde wurde ein Lastmodell mit vier Komponenten gewählt [3]:

$$L(t) = La(t) + Lw(t) + Lz(t) + Le(t) \quad (1)$$

$L(t)$  = Last zur Zeit  $t$

$La(t)$  = Lastkomponente, welche die abgeschätzten Abweichungen vom normalen Verhalten beinhaltet, zur Zeit  $t$

$Lw(t)$  = Wetterabhängige Komponente der Last zur Zeit  $t$

$Lz(t)$  = Zeitabhängige Komponente der Last zur Zeit  $t$

$Le(t)$  = Kleine stochastische Lastschwankungen zur Zeit  $t$

Das Prognoseverfahren basiert auf folgendem Prinzip (siehe 2.2.3): Es wird zuerst ein kausales Modell eingesetzt und anschließend eine Zeitreihenanalyse der Residuen durchgeführt. Anders gesagt, es werden zuerst die Lastkomponenten  $La(t)$  und  $Lw(t)$  ermittelt und nachher die Residuen

$$z(t) = Lz(t) + Le(t) = L(t) - Lw(t) - La(t) \quad (2)$$

zeitreihenanalytisch modelliert.

### 4.1 Kausales Modell

Die abgeschätzten Abweichungen vom normalen Energiebedarf  $La(t)$  werden vom Benutzer eingegeben.

Die wetterabhängige Lastkomponente  $Lw(t)$  lässt sich für eine kurzfristige Lastprognose (z.B. stündliche Datenerfassung) wie folgt modellieren [4] (Fig. 4):

$$Lw(t) = \begin{cases} Pu \cdot (Tu - T(t-ts)) & \text{für } T(t-ts) \leq Tu \\ 0 & \text{für } Tu < T(t-ts) < To \\ Po \cdot (T(t-ts) - To) & \text{für } To \leq T(t-ts) \end{cases} \quad (3)$$

$T(t)$  Temperatur zur Zeit  $t$

$Tu$  Untere Temperaturgrenze, unter dieser Grenze wird geheizt

$To$  Obere Temperaturgrenze, über dieser Grenze wird gekühlt

$Pu$  «Heizungsrate» MW/°C

$Po$  «Kühlungsrate» MW/°C

$ts$  Zeitliche Verzögerung der Temperatureinwirkung auf die Last

Für die mittelfristige Lastprognose konnte im untersuchten Fall bei der Datenanalyse keine signifikante Abhängigkeit der Last von Umgebungs-

einflüssen festgestellt werden. Aus diesem Grunde wurde die Komponente  $Lw(t)$  weggelassen.

### 4.2 Zeitreihenanalyse der Residuen

Werden von der Last  $L(t)$  die Lastabweichungen  $La(t)$  und die wetterabhängige Lastkomponente  $Lw(t)$  abge-

zogen, bleiben die Residuen  $z(t)$ , d.h. die zeitabhängige Lastkomponente  $Lz(t)$  mit den kleinen stochastischen Lastschwankungen  $Le(t)$ , übrig.

Diese Residuen sind nun nur von der Zeit abhängig und weisen einen starken autoregressiven Charakter auf. Sie werden mit einem saisonellen ARIMA-Modell [5] nachgebildet:

$$z(t) = \text{SUMME}_{i=1, p'} (a' \cdot z(t-tpi)) + e(t) - \text{SUMME}_{j=1, q'} (b' \cdot e(t-tqj)) \quad (4)$$

$$z(t) = \begin{cases} L(t) - Lw(t) - La(t) & \text{für } t \leq tup \text{ (Vergangenheit)} \\ Lz'(t/tup) & \text{für } t > tup \text{ (Zukunft)} \end{cases} \quad (5)$$

$$e(t) = \begin{cases} Le(t) & \text{für } t \leq tup \text{ (Vergangenheit)} \\ 0 & \text{für } t > tup \text{ (Zukunft)} \end{cases} \quad (6)$$

$Lz'(t/tup)$ : Prognose für  $Lz(t)$  basierend auf den Daten bis zur Zeit  $tup$  ( $tup$  = last update time)

$Le(t)$ : Die kleinen stochastischen Schwankungen werden gleich dem Ein-Schritt Prognosefehler gesetzt:

$$Le(t) = L(t) - Lw(t) - La(t) - Lz'(t/t-1) \quad (7)$$

$a'$	Verallgemeinerte autoregressive (AR-)Parameter	$q'$	Anzahl moving-average (MA-)Parameter
$b'$	Verallgemeinerte moving-average (MA-)Parameter	$tpi$	$i$ -ter autoregressiver Index (Rückwärtsschritt)
$p'$	Anzahl autoregressive (AR-)Parameter	$tqj$	$j$ -ter moving-average Index (Rückwärtsschritt)

Im vorliegenden Fall wurden folgende ARIMA-Modelle identifiziert:

- Für kurzfristige Lastprognose [2] (stündliche Werte):

$$(1,1,1)_1 \cdot (1,0,1)_{24} \cdot (0,1,1)_{168}$$

Das entspricht elf AR-Parametern ( $p' = 11$ ) mit folgenden Rückwärtsschritten: 1, 2, 24, 25, 26, 168, 169, 170, 192, 193, 194 und sieben MA-Parametern ( $q' = 7$ ) mit folgenden Rückwärtsschritten: 1, 24, 25, 168, 169, 192, 193.

Aus den AR- und MA-Indizes ist ersichtlich, dass für die Prognose die

Werte  $Lz(t)$  und/oder  $Le(t)$  von vorgehenden Stunden (Indizes 1 und 2), vom Vortag (Indizes 24, 25 und 26), und von vor einer Woche (Indizes 168, 169, 170, 192, 193 und 194) verwendet werden.

- Für mittelfristige Lastprognose (wöchentliche Werte):

$$(1,1,1)_1 \cdot (1,1,1)_{52}$$

Das entspricht acht AR-Parametern ( $p' = 8$ ) mit folgenden Rückwärtsschritten: 1, 2, 52, 53, 54, 104, 105, 106 und drei MA-Parametern ( $q' = 3$ ) mit folgenden Rückwärtsschritten: 1, 52, 53.

Aus den AR- und MA-Indizes ist ersichtlich, dass für die Prognose die Werte  $Lz(t)$  und/oder  $Le(t)$  der letzten Wochen (Indizes 1 und 2) und von vor ein (Indizes 52, 53, 54) bzw. zwei (Indizes 104, 105, 106) Jahren verwendet werden.

In diesem Beispiel wurde noch eine Transformation der Daten (Logarithmus) wegen des exponentiellen Wachstums (Fig. 1) notwendig.

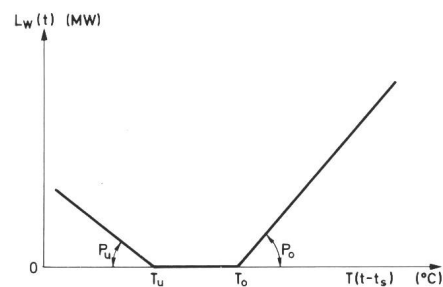
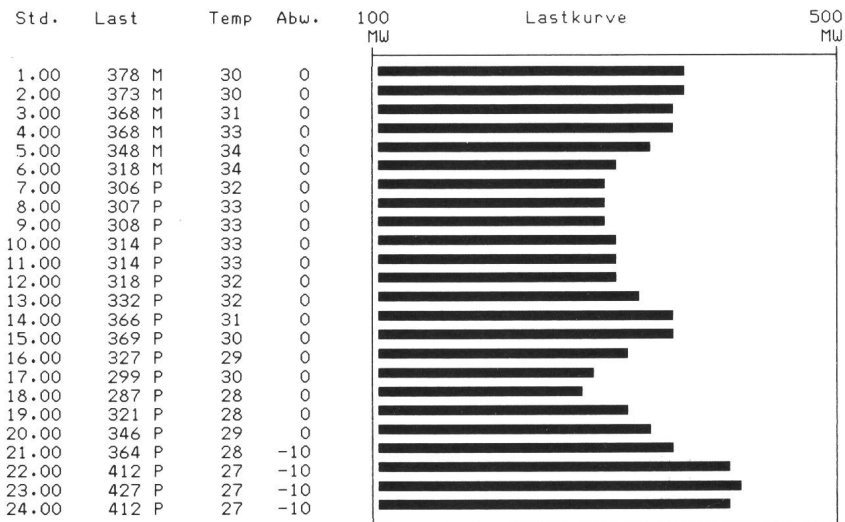


Fig. 4 Wetterabhängige Lastkomponente  $Lw(t)$



Bemerkungen : ab 21.00 Wartung Stahlwerk

Letzte Messwerte : FR 1 JUNI 1984 6.00

M : Messwerte  
P : Prognose

Fig. 5 Ausgabe des Lastprognoseprogramms

## 5. Anwendung

Ausgehend von den oben ausgeführten Modellen wurden zwei Programme, eines für kurz- und eines für mittelfristige Lastprognosen, entwickelt. Diese werden auf einem PDP-11/70-Rechner bereits produktiv eingesetzt sind. Es lag nahe, diese zwei Programme nun auf einem IBM PC zu implementieren.

Der Benutzer ist mit den teilweise komplizierten Prognosemodellen überhaupt nicht belastet. Er sieht die Lastprognose aus seiner Sicht. Er kann seine Messdaten eingeben und revidieren sowie eine Prognose neu erstellen. Falls er es wünscht, hat er die Möglichkeit, gewisse Modellparameter sowie Plausibilitätsgrenzen zu ändern – dies ist aber nicht erforderlich. Es ist möglich, sich die gespeicherten Daten (in Tabellenform) auf dem Bildschirm anzuschauen oder auf Papier auszudrucken (Fig. 5).

In der kurzfristigen Lastprognose kann er zusätzlich eigene Bemerkungen eingeben bzw. überschreiben (No-

tizbuch), Feiertage bzw. Tage mit aussergewöhnlichem Energiebedarf bezeichnen und die automatisch erstellte Temperaturprognose revidieren.

Beide Programme besitzen die gleiche Struktur und ein einheitliches Benutzer-Interface. Nach dem Aufruf vom Programm werden die Daten von einer Diskette gelesen und der Dialog beginnt mit dem Hauptmenü. Hier kann sich der Benutzer für eine der folgenden Aktivitäten (Working Mode) entscheiden:

- FO (Forecasting): Erstellung von Prognosen
- DI (Display): Datenmanipulationen
- UP (Update): Eingabe neuer Werte (mit Plausibilitätschecks)
- PA (Parameter): Revision der Modellparameter
- LM (Limits): Revision der Plausibilitätsgrenzen
- EX (Exit): Ausgang aus dem Programm

Bei der kurzfristigen Lastprognose sind stündliche Werte (Last, Temperatur, Abweichungen usw.) für die letzten sechs Wochen, den laufenden Tag und sieben folgende Tage – also zusammen 50 Tage = 1200 Stunden – gespeichert.

Bei der mittelfristigen Lastprognose sind wöchentliche Daten für die letzten vier Jahre, das laufende Jahr und zwei folgende Jahre – also zusammen sieben Jahre à 52 Wochen = 364 Wochen – gespeichert.

Für beide Programme ist eine andere Auslegung ohne weiteres möglich, so zum Beispiel eine Umstellung auf halbstündliche oder zweistündliche Werte oder die Abspeicherung einer längeren «Geschichte» usw.

## 6. Zusammenfassung und Ausblick

Die beiden oben beschriebenen Programme laufen im Rahmen von Leitstellen-Software seit einiger Zeit erfolgreich auf PDP-11-Anlagen. Der technische Fortschritt in den letzten Jahren hat es ermöglicht, diese Programme jetzt auf einem PC zu implementieren und sie damit näher an den Benutzer zu bringen. Erst mit diesem Schritt sind die Prognoseprogramme zu einem echten Werkzeug eines Ingenieurs in einem Elektrizitätswerk geworden.

Als nächstes gilt es, weitere Bedürfnisse der Benutzer zu erkennen und diese für Erweiterungen der bestehenden Software um neue Funktionen, wie statistische Auswertungen, Optimierungen, Datenmanipulationen und -darstellungen, zu verwenden. Das Ziel wäre es, ein komplexes Planungs- und Optimierungssystem (Decision Support System) für Elektrizitätswerke zu erstellen. Mit dem PC zeichnen sich neue Möglichkeiten ab, und diese sind zu nutzen.

### Literatur

- [1] S. Makridakis and S. C. Wheelwright: Forecasting – Methods and Applications, John Wiley & Sons, N.Y. 1978.
- [2] P. Lajda: Short-Term Operation Planning in Electric Power Systems, J. Opl. Res. Soc. Vol. 32, pp. 675 to 682, 1981.
- [3] G. T. Heinemann, D. A. Nordman and E. C. Plant: The Relationship Between Summer Weather and Summer Loads – a Regression Analysis, IEEE Trans. on PAS-85, pp. 1144...1154, 1966.
- [4] R. L. Sullivan: Power System Planning, McGraw-Hill, 1977.
- [5] G. E. P. Box and G. M. Jenkins: Time Series Analysis, Forecasting and Control, Holden Day, San Francisco CA, 1970.