モデルの自己組織化による 1 日先電力負荷予測

正員 村田 純一 (九州大)

正員 相良 節夫 (九州大)

One-day-ahead Load Forecasting via Self-organization of Model

Junichi Murata, Member, Setsuo Sagara, Member (Kyushu University)

Load forecasting is a basis for power system planning and operation aiming at high reliability and low cost in electrical energy supply. Accurate load forecasts need description of relationship between the load and its determining factors. However there are various factors such as weather conditions and economic situations that may influence the load. It is not easy to discuss general methodology to choose essential factors and represent the relationship exactly. Thus most of the existing methods concentrate their targets on restricted situations or resort to empirical and subjective knowledge.

In the paper a method is proposed for one-day-ahead load forecasting, which is applicable to general situations without empirical knowledge. It is a self-organizing method for making a load forecasting model in terms of the determining factors. There is no need for knowing definitely which are necessary factors for forecasting. A simple initial structure of the model is given first, then newly measured data are fed to the modeling process everyday, and a suitable model grows up through the daily forecasting. Even after a suitable structure is derived, the self-organization process continues searching for more suitable one. This is useful and important feature since the load has a time varying character.

The method is applied to the daily peak and bottom load. The results show the effectiveness of the method: the self-organized model structures agree in some parts with expected structures from empirical knowledge; and the mean error over one year is around 1.7~2.1%.

キーワード：電力負荷予測，自己組織化，変数選択，時変性

1. はじめに

電力システムの運用および設備計画において，電力負荷の予測は欠くことのできない重要なものである。特に 1 日先の負荷の予測値は，毎日の各発電所の起動・停止計画や発電予定出力の決定・修正という最も基本的な需要計画作業に欠かせない。このような需給計画・運用を的確に行い，電力供給の質や経済性を一層向上させるために，高精度で迅速な計算機処理に適した負荷予測方法が求められている。

高精度の負荷予測には，負荷とその決定要因との関係の的確な把握が不可欠である。しかし，負荷の決定

要因は気象条件・経済情勢・社会条件など多様であり，しかもその効果は季節など時間の推移と共に変化するため，これは容易ではない。そこで，過去の要因と負荷の実績データの中から予測対象と似たものを選びだし，これに加工・修正を施して予測値を得る方法が多く実用されている。この加工・修正には予測者の主観・経験が利用されることが多く，計算機による自動化を行ううえでの難点となっていた。一方では負荷と要因の関係を表現するモデルを作成し，これを用いて予測を行う試みも数多くなされてきている^{(1)~(3)}。しかし，要因の多様性・負荷のもつ時変性のため，必要な要因の選定やモデル作成の一般論は議論し難く，各

方法の対象に的を絞った特殊化されたモデルの作成が行われていることが多い。

一方、既存の一般的なモデル化手法を利用して前述の問題点を解決しようとする場合には、有望な道具として、重回帰分析における種々の変数選択法およびその際に用いられる評価基準がある^{(4)~(6)}。これらは、説明変数の候補の中から必要なものを選び出す手段であり、これにより要因の多様性に対処できそうである。しかしこれらは、時間が経過してもモデル化の対象の特性は不変であるとしているため、時間と共に要因との関係が変化する電力負荷の時変性には十分対応できない。これらの手法は、対象に関するデータを時間をかけて用意し、そのうえで解析を行うオフライン的な手法と言える。

本論文では、負荷の時間的変化に対応してモデルをリアルタイムに変更することにより精度の高い予測を行うことを目的として、予測モデルの自己組織化による作成法を提案する。自己組織化とは、「外からの特別な干渉を受けることなく構造や機能を獲得してゆく過程」⁽⁷⁾のことである。本論文で提案する方法では、要因の候補とモデルの簡単な初期構造を与えると、毎日の予測に際して、より良いモデル構造を求めてモデル構造の修正が行われる。この修正を行う際に、人間の経験や勘などの「特別な干渉」を利用するのではなく、客観的でしかも負荷の時変性を考慮した評価基準を導入して用いている。モデルの修正が繰返され、適切なモデルが自動的に求められる。このため、何が予測に必要な要因かを事前に知っている必要はなく、特定の予測対象に限ることなくこの方法を適用することができる。また、適切なモデル構造の探索は常に続けられるため、季節など時間の経過による負荷の特性変化にも対応して精度の高い予測が行える。

この方法を翌日の1時間あたりの需要電力量の最大・最小値の予測に適用した。その結果、年間の平均誤差率が1.7~2.1%程度の良好な予測が行え、このとき自己組織化されたモデルからは、要因-負荷間の関係についてのある程度の解釈が可能であることが確かめられた。

2. 予測の対象

予測の対象とするのは、翌日24時間の毎時間の需要電力量のうちの最大値と最小値である。これらをそれぞれ最大時間電力量、最小時間電力量と呼ぶ。両者を区別する必要のないときにはこれらを負荷と総称し、 k 日の負荷を $D(k)$ で表す。

3. 負荷の決定要因の候補

負荷予測においては、負荷の大きさに与える影響が大きく、しかも予測を行う時点でデータとして入手可能な要因を基に予測を行うことが必要である。本論文では、1日先電力負荷予測においてこのような条件を満たす要因の候補として、気温、天候、曜日を考える。これ以外の変化の遅い要因は、過去の負荷の実績値を利用することによって間接的に考慮することにする。

負荷と要因の関係を表すモデルにおいては、負荷 $D(k)$ が出力変数となり、上に述べた各要因の候補が入力変数の候補となる。表1に本論文で用いた21種の入力変数の候補 $x_i(k)$ の一覧を掲げる。

表中に示した変数のもつ特徴として、以下のことが挙げられる。

(i) 予測の対象は広い地域の負荷であり、この地域内における気象は均一ではない。そこで、気象条件の地域差を考慮するために気温・天候は代表的な二地点における値を併せ用いている。

(ii) 天候は日照の有無や日照時間の長短に対応するよう、「晴れ」かそうでないかを1, 0に対応させるダミー変数⁽⁵⁾で表している。

(iii) 負荷は予測対象日の気温のみならずその前日

表 1 入力変数の候補
Table 1. List of candidates for input variables.

変数	内容
$x_1(k)$	予測対象日の前日 ($k-1$ 日) の負荷実績値 $D(k-1)$
$x_2(k)$	1週間前 ($k-7$ 日) の負荷実績値 $D(k-7)$
$x_3(k)$	前日の負荷のその1週間前からの増加分 $D(k-1) - D(k-8)$
$x_4(k)$	前日まで3日間の最高気温の平均値 (A地点)
$x_5(k)$	前日まで3日間の最低気温の平均値 (A地点)
$x_6(k)$	予測対象日 (k 日) の予想最高気温 (A地点)
$x_7(k)$	予測対象日 (k 日) の予想最低気温 (A地点)
$x_8(k)$	予測対象日の予想最高気温と前日の最高気温実績値との差 (A地点)
$x_9(k)$	予測対象日の予想最低気温と前日の最低気温実績値との差 (A地点)
$x_{10}(k)$	予測対象日の天候が晴れか否かを1, 0で表すダミー変数 (A地点)
$x_{11}(k)$	前日まで3日間の最高気温の平均値 (B地点)
$x_{12}(k)$	前日まで3日間の最低気温の平均値 (B地点)
$x_{13}(k)$	予測対象日 (k 日) の予想最高気温 (B地点)
$x_{14}(k)$	予測対象日 (k 日) の予想最低気温 (B地点)
$x_{15}(k)$	予測対象日の予想最高気温と前日の最高気温実績値との差 (B地点)
$x_{16}(k)$	予測対象日の予想最低気温と前日の最低気温実績値との差 (B地点)
$x_{17}(k)$	予測対象日の天候が晴れか否かを1, 0で表すダミー変数 (B地点)
$x_{18}(k)$	予測対象日が土曜日か否かを1, 0で表すダミー変数
$x_{19}(k)$	予測対象日が休日か否かを1, 0で表すダミー変数
$x_{20}(k)$	前日が土曜日か否かを1, 0で表すダミー変数
$x_{21}(k)$	前日が休日か否かを1, 0で表すダミー変数

までの気温の履歴に影響を受けることがある。この気温の累積効果を考慮するために、前日まで3日間の気温の平均値を入力変数の候補に含めている。

(iv) ダミー変数で表した曜日を入力変数の候補に加えているため、曜日の違いにかかわらず同じ扱いが可能である。

(v) 祝祭日は原則として日曜日とまとめて休日として取扱う。ただし、振替休日は土曜日と同じ扱いとする。また、盆・年末年始については第5章で述べるような補正を加える。

なお、予測対象が最小時間電力量の場合、天候を表す x_{10}, x_{17} は用いない。これは、1日の最小負荷は明け方ごろ発生し、日中の天候とは無関係と考えられるからである。

4. モデルの自己組織化

〈4-1〉 モデルの一般形 前述の21個の入力変数の各候補が負荷に与える影響は、各変数の多項式の形で表現できる。例えば気温に対して、負荷は過ごしやすい気温のときには小さく、冷暖房の必要な気温になると増えるという放物線形の変化を示す。また曜日や天候は、該当するか否かによって負荷が増減するから、その影響は0, 1のダミー変数そのものによって表される。そこで、モデルの一般形は各変数 $x_i(k)$ の多項式の和として、次のようなものとする。

$$D(k) = \sum_{i=1}^{21} \sum_{j=0}^{m_i} a_{ij} [x_i(k)]^j \quad (1)$$

ここで、 m_i : 各変数 $x_i(k)$ の多項式の次数

モデルの具体的な形は、 m_1 から m_{21} までを指定することによって一意に定めることができる。各 x_i は入力変数の候補であって、常に21個の変数のすべてを使用するとは限らない。ある m_i が0であれば、対応する x_i はモデル中に含まれないことを意味する。 m_1 から m_{21} までを並べたベクトルを $\mathbf{m}$ と定義することにする。

$$\mathbf{m} = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_{21} \end{bmatrix} \quad (2)$$

〈4-2〉 モデルの自己組織化—モデル構造の自動決定 上に示した(1)式で表されるモデルの一般形の中から、最もよく各要因と負荷との関係を表すことのできるモデルを見つけ出すことを考える。この関係は毎日変化しており、しかもこれを直接知ることはできず、ただその影響が結果として実績値に現れるのみである。そこで、このような関係を表すモデルは実績値

のデータに基づいて見つけ出し、データに現れる変化に応じて修正することが適切であろう。ここでは、このような毎回の予測と同時にリアルタイムにモデル作成・修正を行う手段として、次のような自己組織化の方法を提案する。

モデル構造は(2)式の $\mathbf{m}$ によって一意に表される。以下では日にち k による変化を考慮して $\mathbf{m}(k)$ と表すことにする。まず、モデル構造の適当な初期値 $\mathbf{m}(0)$ を与える。これから出発して、毎日新しい実績データが手に入るたびに、より良いモデルとなるよう自動的に修正が加えられる。具体的には、第 k 日の予測に際して、第 $k-1$ 日の予測に用いたモデル構造 $\mathbf{m}(k-1)$ をそのまま用いるか、あるいは修正を加えて用いるか、また修正するならばどの入力変数について修正を加えるかが判断され、最も良いと判断されたものが $\mathbf{m}(k)$ として採用される。このとき、最良のモデル構造は1日ごとに大きく変化することはないと仮定し、モデル構造の修正は、ある一つの入力変数についてのみ次数を1だけ増す(あるいは減らす)ことに限定することにする。言い換えれば、 $\mathbf{m}(k)$ の候補として、

(i) 前日のままの、

$$\mathbf{m}^0(k) = \mathbf{m}(k-1) \quad (3a)$$

の一通りと、各変数 x_i ($i=1, 2, \dots, 21$) について、

(ii) 前日のモデル構造から m_i の値を1だけ増した

$$\mathbf{m}_i^+(k) = \begin{bmatrix} m_1(k-1) \\ \vdots \\ m_{i-1}(k-1) \\ m_i(k-1)+1 \\ m_{i+1}(k-1) \\ \vdots \\ m_{21}(k-1) \end{bmatrix} \quad (3b)$$

および、

(iii) 前日のモデル構造から m_i の値を1だけ減じた

$$\mathbf{m}_i^-(k) = \begin{bmatrix} m_1(k-1) \\ \vdots \\ m_{i-1}(k-1) \\ m_i(k-1)-1 \\ m_{i+1}(k-1) \\ \vdots \\ m_{21}(k-1) \end{bmatrix} \quad (3c)$$

の計43通りを考え、この中から最良のものを選ぶ。以上述べた良いモデル構造の探索には人間の手が直接加えられることはなく自動的に行われる。これが毎日の予測に際して繰返し行われることにより、モデル構

造に毎回加えられる修正の積み重ねの結果として、必要な変数を含んだ適切なモデル構造が自動的に求められてゆく。

モデル候補の中から最良のものを選び出すには、モデルの良し悪しを客観的に判断するための評価基準が必要である。ここでは、モデルはその構造も係数値も実績データから決めようとしている。そこで、まず実績データから各モデル候補の係数値を推定し、推定された各モデル候補について、この実績データに基づいて計算される統計量をその評価基準とする。

ここで用いる評価基準は Mallows の C_p 統計量⁽⁵⁾⁽⁶⁾にデータの時変性を考慮したものである。 C_p 統計量は、モデル出力によって出力変数の期待値を推定したときの、平均 2 乗誤差の推定値に相当するものである。一般に目的変数 y を p 個の説明変数 $z_i (i=1, 2, \dots, p)$ で表現する回帰式、

$$y = \theta^T z + \varepsilon \dots\dots\dots (4)$$

ただし、 $z = [z_1, z_2, \dots, z_p]^T$; θ : パラメータベクトル、 ε : 白色雑音

を求める場合に、 M 組のデータ $\{y(1), z(1)\}, \{y(2), z(2)\}, \dots, \{y(M), z(M)\}$ を用いるとする。負荷のように対象が時変性をもつ場合は、モデル推定の際に、予測対象と類似の特性をもつデータを重視するために、各データにそれぞれ重み $w_1, w_2, \dots, w_N$ を乗じて用いることが効果的である。これは、モデル評価においても、対象の時間変化に素早く対応してモデルを変更するために必要である。そこで、ここでは C_p 統計量にデータの重み付けを考慮した(5)式の評価基準 C_{pw} を導入する(付録参照)。この統計量では ε の定常性のほかは確率分布の形などの統計的性質を仮定しない。

$$C_{pw} = 2 \operatorname{tr}(PW^2) - \operatorname{tr}(W^2) + \frac{\operatorname{WRSS}}{\hat{\sigma}^2} \dots\dots\dots (5)$$

ただし、
 $P = (WZ)\{(WZ)^T(WZ)\}^{-1}(WZ)^T$
 $W = \operatorname{diag}[w_1, w_2, \dots, w_N]$
 $Z = [z(1), z(2), \dots, z(M)]^T$

WRSS は重み付き残差平方和 (Weighted Residual Sum of Squares) であり、

$$\operatorname{WRSS} = \sum_{i=1}^M \{y(i) - \hat{y}(i)\}^2$$

ただし、 $\hat{y}(i)$: この回帰式による $y(i)$ の推定値、 $\hat{\sigma}^2$: 誤差分散の推定値

と表される。

上記(3)式のモデル候補の中から(5)式の C_{pw} 統計量が最小のものを採用する。 $\hat{\sigma}^2$ としては、前日に使用したモデルと同じ構造のモデル候補 $m^0(k)$ から

図 1 モデルの自己組織化の過程
 Fig. 1. Process of model self-organization.

推定された誤差分散を用いる。

適切なモデルへの収束は理論的には証明できない。そこで、計算時間ばかり要して誤差の大きいモデルや不自然に小さい m_i をもつモデルの発生を防止するため、各 m_i にはそれぞれ上限値 $\bar{m}_i$ ・下限値 $\underline{m}_i$ を定めておき、この範囲を逸脱したものは候補から除外する。このとき、モデル候補の総数は 43 より小さくなる。

以上の過程を入力変数の候補が 2 個の場合について図示すると図 1 のようになる。同図では網かけで囲った内部が m_i の上・下限値の範囲内に対応する。この図に示すように、初期値 $m(0)$ (図では原点) を出発点として、毎日の予測を経て $m(k)$ が修正され、より良いモデルが自動的に組織化されてゆく。

この方法の最大の利点は次の二点である。

- (1) 負荷と各入力変数との関係がよくわからない場合でも適切なモデルが得られる。
- (2) 季節の変化などによって負荷と入力変数との関係が変化しても、自動的にモデル構造も変化してこれに対処できる。

〈4・3〉 モデルの係数推定 モデルの係数 a_{ij} は最小 2 乗法によって推定する。このとき用いるデータは、その時点で手に入るデータのうち予測対象日に近い特性をもったデータでなければならない。負荷の特性は時間と共に変化するが、そのなかでも著しいものは季節による変化である。そこで、データ数を多く確保しようとするとき、単に時間的に近いというだけで日付を順にさかのぼると、異なる季節のデータが混入することになり好ましくない。それよりは、前年、

図 2 係数推定用データと重み付け
Fig. 2. Data and their weightings for estimation of coefficients.

前々年の同一季節のデータを利用することが有利であると考えられる。そこで、予測対象日を第 k 日とすると、過去 2 年分のデータのうち、第 k 日に日付(月日)のうえで近いものを選ぶことにする。

更に、第 k 日に日付のうえで近いデータほど重視し、遠くなれば軽く見るような重み付けを行う。具体的には、各データに対してそのデータの得られた日が日付のうえで第 k 日から 1 日遠ざかるたびに重み係数 λ ($0 < \lambda < 1$) を 1 回乗ずるという指数的重み付けを用いる。また、1 年前、2 年前の負荷実績値はそれぞれ 1 年間、2 年間の負荷増加率を乗じて用いることにする。

以上の様子を図 2 に示す。

5. 予測の手順

自己組織化によって求められたモデルに、表 1 に示した各入力変数の予測対象日の値を代入して予測を行う。土曜・日曜およびほとんどの祝祭日については、その影響は入力変数 x_{18} から x_{21} によって表されているので、特に平日と異なる取扱いには必要ない。ただ、他の日に比べて落ち込みの激しい盆・年末年始の負荷については、通常の休日と同様にして予測値を求めると値が高すぎるため、その差を前年の値から推定して補正を行う。すなわち、

$$\begin{aligned} & \text{(第 } k \text{ 日が盆・年末年始の場合の予測値)} \\ &= \text{(第 } k \text{ 日を通常の休日とみなしたときの} \\ & \quad \text{予測値)} + \text{(年間負荷増加率)} \\ & \quad \times \{ \text{(第 } k-365 \text{ 日の負荷実績値)} \\ & \quad - \text{(第 } k-365 \text{ 日を通常の休日とみなし} \\ & \quad \text{たときの同じモデルによる予測値)} \} \end{aligned}$$

とする。

6. 予測例

昭和 60 年度と 61 年度について、モデルが自己組織化されるまでの準備期間をそれぞれ 1 箇月置き、その後の 1 年間の最大・最小時間電力量の予測を行った。

〈6・1〉 入力変数 入力変数のうち、気温および天候については予想値が必要である。ここでは次の二つのケースを考えた。一つ目は正確な予想値が得られる場合に対応しており、気温・天候とも実績値⁽⁸⁾を利用するケース(ケース 1)である。このうち天候については、午前 6 時から午後 6 時までの天気概況から、「晴れ」、「晴れ一時雨」および「晴れ一時雪」の三つの場合に 1 (晴れ)、それ以外のとき 0 (晴れではない)とするダミー変数を構成した。もう一つのケース(ケース 2)は、気温、天候の予測値を全く利用しない場合に相当し、気温は旬別の平年値(昭和 26 年から 55 年までの平均値)⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾を用い、天候変数は利用しない

表 2 m_i の上・下限値, 初期値
Table 2. Upper and lower bounds and initial values of m_i 's.

変数	上限値 $\bar{m}_i$	下限値 $\underline{m}_i$	初期値 $m_i(0)$
x_1	1	0	0
x_2	1	0	0
x_3	1	0	0
x_4	1	0	0
x_5	1	0	0
x_6	2	0	0
x_7	2	0	0
x_8	1	0	0
x_9	1	0	0
x_{10}	1*	0	0
x_{11}	1	0	0
x_{12}	1	0	0
x_{13}	2	0	0
x_{14}	2	0	0
x_{15}	1	0	0
x_{16}	1	0	0
x_{17}	1*	0	0
x_{18}	1	1	1
x_{19}	1	1	1
x_{20}	1	1	1
x_{21}	1	1	1

* 最小時間電力量の予測の場合は 0 とする

というケースである。従って、誤差を含んだ気象予想値を用いる現実の予測精度は、この二つのケースの結果の間になると考えられる。

各 m_i の上・下限値および初期値を表 2 にまとめる。なお既に述べたように、最小時間電力量の予測では日中の天候を表す変数はいらないので、これらに対する上・下限値はともに 0 とする。また、曜日に関する変数は必ずモデルに含めることとし、これらの変数に対する m_i の上・下限値はいずれも 1 とする。

〈6・2〉 データ数・重みの係数 モデルの作成に用いるデータ数は図 2 に示した n を、最大時間電力量の予測の場合 49 日 (7 週間)、最小時間電力量の予測では 77 日 (11 週間) とした。従って、全データ数 $N(=4n)$ はそれぞれ 196, 308 となる。重みの係数 λ は、日付(月日)のうえで予測対象日から最も遠い日に対する重み λ^{n-1} が、最大時間電力量の場合 0.1, 最小時間電力量の場合 0.5 となるように定めた。これら n および λ は昭和 60 年度についての年間平均予測誤差率が小さくなるように定めたものであり、昭和 61 年度の予測にもそのまま用いた。

〈6.3〉 予測結果—予測誤差 昭和 61, 61 年各年度について毎日の予測誤差率 (予測値から実績値を引いて実績値で割った値) の絶対値平均を表 3 (ケース 1) および表 4 (ケース 2) に示す。表中全日とある

表 3 予測誤差率の年間絶対値平均(ケース 1)
Table 3. Absolute mean error rates of forecasts (case 1).

年 度	最大時間電力量(%)	最小時間電力量(%)
昭和60年度 全 日	2.1	1.7
通常日	1.8	1.5
昭和61年度 全 日	2.1	1.7
通常日	1.9	1.5

表 4 予測誤差率の年間絶対値平均(ケース 2)
Table 4. Absolute mean error rates of forecasts (case 2).

年 度	最大時間電力量(%)	最小時間電力量(%)
昭和60年度 全 日	3.1	1.9
通常日	2.9	1.7
昭和61年度 全 日	2.7	1.8
通常日	2.6	1.6

表 5 月別平均予測誤差率(ケース 1
昭和 61 年度の最大時間電力量)

Table 5. Monthly mean error rates of forecasts (case 1, peak load in 1986).

月	平均誤差率(%)
4	2.24
5	2.65
6	1.94
7	2.27
8	2.65
9	2.02
10	1.38
11	0.89
12	2.02
1	2.35
2	2.30
3	2.28
年 間	2.08

のは 1 年間すべての日を表し、通常日とあるのはこれから祝祭日など特殊日を除いた通常の日曜、土曜、平日を表す。気象条件が正確にわかっている場合、最大時間電力量は 2.1% 程度、最小時間電力量では 1.7% 程度の小さい誤差率で予測が可能であることがわかる。データ数 n および重みの係数 λ は昭和 60 年度の予測結果を基に決定したが、そのまま昭和 61 年度の予測を使用しても、同等の予測精度が得られたことから、これらの選定は適切であったと考えられる。ケース 2 では、ケース 1 に比べて最大時間電力量の場合 0.6 ポイント、最小時間電力量の場合 0.1 から 0.2 ポイント程度の誤差率の増加が見られる。現実はこの方法を適用した場合は、ケース 1 と 2 の中間の精度の予

(a) 最大時間電力量

(b) 最小時間電力量

図 3 予測誤差率のヒストグラム
Fig. 3. Histogram of forecast error rate.

測結果が得られると考えられる。
表 5 には誤差の大きい最大時間電力量について、昭和 61 年度の月別の平均誤差率を示す。この表において誤差は 10、11 月で小さく、逆に 8、5、1 の各月で大きい。誤差を大きくしているのは、これらの月に含まれる盆、ゴールデンウィーク、正月の長い連休である。これら特殊日の予測精度が悪いのは、第 5 章で述べたように、長い連休の負荷予測値の補正を、1 年前の同月同日が必要であった補正量を基準に行っていることによる。実際には、この補正すべき量は年によって異なる。これらを何らかの形でモデル化できれば、予測精度は更に向上すると考えられるが、この違いを説明する情報が不十分な現段階では困難である。

図 3 には、昭和 61 年度 1 年間のケース 1 の誤差率の度数分布を表すヒストグラムを示す。誤差の許容範囲の目安として $\pm 3\%$ に着目すると、最大時間電力量の場合 280 日がこの範囲に入っている。最小時間電力量の予測では 309 日が範囲内である。 $\pm 4\%$ の範囲を見ると、最大時間電力量では 319 日、最小時間電力量では 330 日が含まれる。予測誤差率が 10% 程度の値となる日が幾つか見られるが、すべてゴールデンウィーク、盆、年末年始のときである。

以上から、一部の特殊日を除いて予測精度は良好であることがわかる。

なお、初期モデル構造を表 2 に示したものと異なるものにとった場合も、予測開始後 1 箇月以内で同じ結果を与えるようになった。ただ、入力変数の候補を極めて多くとると、モデル構造の良否や収束性は初期モデル構造に依存すると考えられる。この場合は、過度に複雑なモデルは避けるという、いわゆる「ケチの原理」に従って、最も単純なモデル構造を初期値として採用するのがよい。

表 6 m_i の月別平均値
Table 6. Monthly mean value of m_i 's.

月	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5	m_6	m_7	m_8	m_9	m_{10}	m_{11}	m_{12}	m_{13}	m_{14}	m_{15}	m_{16}	m_{17}
1	1	0.19	0.23	0	0	0.32	1.55	0.03	0.58	0.61	0.58	0	0.23	0.68	0	0	0.87
2	1	0.82	0.54	0	0.32	0.57	1.46	0.07	0.21	0.36	0	0	1.03	0.71	0.11	0.82	1
3	1	0.90	0	0	0	1.20	0	0	0.03	1	0	0.03	0.20	1	0.10	0.83	1
4	1	0.90	0.23	0.17	0.30	1.00	0.13	0	1	0.27	0	0	1.67	0	0.17	0	0.43
5	1	0.58	0.26	0	0.32	1.13	0.13	0.81	0.29	0	0	0.03	2	0.58	0.42	0	0
6	1	1	0	0.73	0.70	2	0	0.63	0.50	0	0.57	0	1.87	0.83	0.50	0	0
7	1	1	0.19	0.35	0.03	1.16	0.03	0.55	0	0	0	0	1.39	0.03	0	0.06	0
8	0.81	0.74	0.68	0.71	0.03	0.74	1.68	0.81	0.06	0	0	0.45	2	0	0	0	0
9	0.90	0.83	0.20	0	0.13	2	1.43	0.83	0.07	0.07	0.03	0	2	0	0	0	0
10	1	0.87	0.71	0	0.29	2	1.77	0.58	0	0.16	0.26	0.65	0.81	0.23	0	0	0
11	1	0.63	0.50	0	0.83	2	0.30	0.23	0.83	1	0	0	0	0	0	0	0.63
12	1	0.32	0.77	0	0	0.09	1.81	1	0	1	0	0	0.06	0	0	0.35	0

表 7 モデル構造固定の場合の月別平均予測誤差率
(ケース 1 昭和 61 年度の最大時間電力量)

Table 7. Monthly mean error rates of forecasts with fixed structure models (case 1, peak load in 1986).

月	予測誤差率(%)
4	2.52
5	2.72
6	2.21
7	1.93
8	2.59
9	2.22
10	1.34
11	0.94
12	2.18
1	2.65
2	1.84
3	2.47
年 間	2.14

〈6・4〉 予測結果—モデルの構造 昭和 61 年度の最大時間電力量の予測において、自己組織化によって求められたモデルの構造 $m(k)$ の季節的な特徴をみる。毎日の $m(k)$ の変化を調べるのは変動が細かすぎて複雑になるので、各月ごとの単純平均値を求めた表 6 に基づいて検討を行う。

各平均値が大きいほど、対応する x_i がその月においてモデルに取り入れられる頻度が高かったことを表すが、各入力変数相互に相関があるために、この表からどの変数が重要でどれが重要でないかを直ちに判断することはできない。しかし、幾つかの季節的な特徴を読み取ることができる。例えば、予想最高気温に関する変数 x_6 と x_{13} は概して夏に多く用いられ、逆に予想最低気温の変数 x_7, x_{14} についての m_7, m_{14} は冬期に大きな値をとる傾向にある。また、日中の天候を表す変数 x_{10}, x_{17} は冬を中心とする季節にモデルに取り入れられている。これは、この季節においては日照の有無が照明負荷の増減を通して負荷の大きさに影響を与えることに対応しているものと考えられる。

以上のように、ここで述べた自己組織化法によって求められたモデルから、各要因と負荷の関係の特徴についての解釈を得ることも可能である。

〈6・5〉 予測結果—モデル更新の効果 本手法の特徴である自己組織化による毎日のモデル更新の効果を調べるために、比較対象としてモデル構造を固定し係数のみ毎日推定して予測を行った場合の月別予測誤差率を表 7 に示す。モデル構造は、前年度のデータに本手法を適用して得た $m(k)$ の 3 箇月ごとの平均値を四捨五入して整数化したものである。これを 3 箇月ご

表 8 予測誤差率頻度分布の比較 (昭和 61 年度最大時間電力量)

Table 8. Comparison of frequency distributions of forecasted error rates (peak load in 1986).

誤差率階級(%)	出 現 頻 度	
	本 手 法 (日)	モデル構造固定の場合(日)
~-10	4	3
~-8	1	0
~-6	4	6
~-4	12	16
~-2	46	44
~0	107	108
~2	112	111
~4	54	47
~6	17	20
~8	5	6
~10	2	2
10~	0	1

とに切換えて用いた。表 5 の提案手法の結果の方が極めて良好とは言えないが、全体に誤差率は小さくなっている。

また、表 8 の誤差率の頻度分布を比較すると、誤差率の絶対値が 4% 以上の大きな値となる日の出現回数は、45 日対 54 日と提案手法のほうが少ない。

以上より毎日のモデル更新の効果が確認できる。

7. ま と め

自己組織化によって負荷と各要因の間の関係を客観的にモデル化し、これを用いて予測を行う方法を提案した。自己組織化を用いたモデルの自動作成により、要因-負荷間の関係の複雑さ、時間的変化および要因の重要性などに関する先験情報の不足に対処することができる。

この方法を翌日の最大時間電力量・最小時間電力量の予測に適用した結果、年間の平均誤差率が 1.7 から 2.1% 程度の良好な予測が行え、このとき自己組織化されたモデルから、要因-負荷間の関係についてのある程度の解釈を得ることができることが確かめられた。

なお、本研究は昭和 62 年度文部省科学研究費補助金 (奨励研究(A)6275039) の補助を受けたものである。また、貴重なデータや御助言をいただいた九州電力の方々にお礼申し上げます。本予測方法については現在、九州電力より委託を受け協同で実用化を目指した実地検証を進めており、この結果については改めて報告する予定である。

(平成元年 5 月 23 日受付、同 2 年 1 月 11 日再受付)

文 献

- (1) G. E. Huck, A. A. Mahmoud, R. B. Comerford, J. Adams & E. Dawson: "Load Forecast Bibliography Phase I", *IEEE Trans. Power Apparatus Syst.*, **PAS-99**, 53 (1980)
- (2) M. A. Abu-El-Magd & N. K. Sinha: "Short-Term Load Demand Modeling and Forecasting: A Review", *IEEE Trans. Syst. Man Cybernetics*, **SMC-12**, 370 (1982)
- (3) 相良・中村・壇上: 「電力系統における推定と同定」, 計測と制御, **24**, 1143 (昭60)
- (4) 奥野・芳賀・矢島・奥野・橋本・古河: 線多変量解析法 (昭51) 日科技連
- (5) 久米・飯塚: 回帰分析 (昭62) 岩波書店
- (6) 佐和: 回帰分析 (昭54) 朝倉書店
- (7) H. Haken (斎藤, 他訳): *Advanced Synergetics* (シナジェティクスの基礎) (昭61) 東海大学出版会
- (8) 気象庁編: 気象庁月報全国気象表, 昭和56年4月～昭和62年3月
- (9) 日本気象協会福岡本部: 福岡県気象月報, 昭和61年1月～12月
- (10) 日本気象協会鹿児島支部: 鹿児島県気象月報, 昭和61年1月～12月

付 録

出力変数 y , 誤差 ε の各 M 個のデータおよび対応する回帰変数 η を並べたベクトルをそれぞれ次のように定義する。

$$\left. \begin{aligned} y &= [y(1), y(2), \dots, y(M)]^T \\ \varepsilon &= [\varepsilon(1), \varepsilon(2), \dots, \varepsilon(M)]^T \\ \eta &= [\eta(1), \eta(2), \dots, \eta(M)]^T \end{aligned} \right\} \dots\dots\dots (付1)$$

ただし, $\eta(i) = \theta^T z(i)$

更に, 誤差の平均値, 分散を次のように仮定する。

$$E(\varepsilon) = 0, V(\varepsilon) = \sigma^2 I \dots\dots\dots (付2)$$

入出力データ Z, y のそれぞれに(5)式の重み W を乗じてパラメータベクトル θ を最小2乗推定すると, 次の推定値 $\hat{\theta}$ が得られる。

$$\hat{\theta} = \{(WZ)^T(WZ)\}^{-1}(WZ)^T W y \dots\dots\dots (付3)$$

この推定パラメータを用いて出力 y の期待値, すなわち回帰変数 η を推定したときの, 重み付き誤差の平方和の期待値 Δ を(5)式の P を用いて表すと,

$$\left. \begin{aligned} \Delta &= E(\|W\hat{y} - W\eta\|^2) \\ &= E(\|PW\hat{y} - PW\eta - \bar{P}W\eta\|^2) \\ &= E\{(\hat{y} - \eta)^T W^T P^T P W (\hat{y} - \eta) \\ &\quad + \eta^T W^T \bar{P}^T \bar{P} W \eta\} \\ &= \sigma^2 \text{tr}(PW^2) + \eta^T W^T \bar{P} W \eta \end{aligned} \right\} \dots\dots\dots (付4)$$

ただし, $\bar{P} = I - P$

となる。 η は未知であるから Δ を直接求めることはできない。そこで, データから推定可能な重み付き残差平方和 $WRSS$ から推定する。 $WRSS$ の期待値を計

算すると,

$$\begin{aligned} E(WRSS) &= E(\|W\hat{y} - W\eta\|^2) \\ &= E(\|\bar{P}W\eta\|^2) \\ &= E(\|\bar{P}W\eta - \bar{P}W\eta + \bar{P}W\eta\|^2) \\ &= \sigma^2 \text{tr}(\bar{P}W^2) + \eta^T W^T \bar{P} W \eta \\ &\dots\dots\dots (付5) \end{aligned}$$

となるので, これと(付4)式より Δ は次のように表される。

$$\Delta = \sigma^2 \{2 \text{tr}(PW^2) - \text{tr}(W^2)\} + E(WRSS) \dots\dots\dots (付6)$$

(付6)式中の $E(WRSS)$ を $WRSS$ で, また σ^2 を推定値 $\hat{\sigma}^2$ で置き換え, $\hat{\sigma}^2$ で規格化したものが C_p 統計量である。

$$C_{pw} = 2 \text{tr}(PW^2) - \text{tr}(W^2) + \frac{WRSS}{\hat{\sigma}^2} \dots\dots\dots (付7)$$

分散の推定値は, 基準となる場合の残差平方和 $WRSS_0$ より,

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{WRSS_0}{\text{tr}(P_0 W^2)} \dots\dots\dots (付8)$$

と求めることができる。

村 田 純 一 (正員)

昭和34年1月19日生。61年3月九州大学大学院工学研究科電気工学専攻博士後期課程修了。同年4月同大学工学部情報工学科助手, 63年4月同電気工学科助教授, 現在に至る。工学博士。システムのモデル作成手法および電力負荷予測に関する研究に従事。計測自動制御学会, システム制御情報学会会員。

相 良 節 夫 (正員)

昭和3年5月5日生。28年3月九州大学工学部電気工学科卒業。31年4月広島大学工学部講師, 同助教授, 同教授を経て, 43年5月九州大学工学部教授, 現在に至る。工学博士。主として, システム同定と最適制御に関する研究に従事。計測自動制御学会, システム制御情報学会, 情報処理学会会員。