自動標本選択による週間電力負荷予測

正員 村田 純 一 (九州大)

正員 三宅 尚 志 (九州大)

正員 相良 節 夫 (九州大)

A Method for One-day- through Seven-day-ahead Electrical Load Forecasting
with Automatic Sample SelectionJunichi Murata, Member, Takashi Miyake, Member, Setsuo Sagara, Member
(Kyushu University)

An approach to one-day- through seven-day-ahead electrical load forecasting is proposed for the purpose of weekly power station operation. The load is affected by various factors. However, it is impossible to consider all the factors in load forecasting; the relationship between the load and some factors are not clear; and sometimes their own forecasts are required. In our case, information about day of the week and the temperatures obtainable from weekly weather forecasts can be the only reliable input variables to the forecasting model. The other factors which are not included in the model occasionally make the load significantly different from the model output. The data samples measured in such situation reduce the reliability of the model and thus the forecasts. In order to obtain reliable forecasts we need to eliminate these samples out of the estimation procedure of the model, and investigate the reason of such large errors to improve the forecasts. In this paper, an automatic sample selection method is proposed: each measured sample is judged, based on the estimation error, whether it is appropriate for the model estimation or not. With the method we can effectively eliminate harmful samples without losing useful information contained in the data. The procedure for finding out which factors cause the large errors and how they do is also discussed as well as the method for correcting the forecasts. Some forecasting examples show that we can forecast the load with accuracy of 4 percent average error. Some useful information is also derived from the results which explains large errors and will serve to elaborate the forecasts.

キーワード：電力負荷予測，異常値，自動標本選択

1. ま え が き

電力供給における経済負荷配分の効果や信頼性を向上するには、電力消費量をなるべく早期に精度良く予測し、これに基づいて発電所の運用計画を立てることが望ましい。この必要性から、最大負荷を7日先まで毎日予測する週間電力負荷予測の方法を検討する。

従来の週間電力負荷予測では、過去数年の同時期における負荷の平均値、あるいは月・旬別予測の結果に、気温の影響分を経験的に補正する方法が採られてい

た。文献においても1週間の周期性を絶対視したスペクトル解析手法⁽¹⁾などがあった。しかし、これらは客観性に乏しい、あるいは周期性にずれを生ずるなどの問題があった。本論文における予測では、機械的、客観的に行うことを目指しており、負荷の因果関係を可能な限り厳密に把握することによって、これらに対処している。

一般に、電力負荷予測においては、負荷のもつ以下の性質が特に問題になる。

(1) 負荷を決める要因が多種多様で、なかには数

値で表せないものもある。

(2) 負荷の予測に際し、要因についての正確な予測値が必要である。

(3) 負荷と要因との関係は時間的に一定ではなく、非定常である。

(4) 日・祝日や気象条件の異常、緊急の大口負荷など、特殊な状況における標本が通常とかけ離れた値をとり、予測の信頼性を低下させる可能性が高い。

これらの問題点に対応するため、まず(1)に関連して、負荷の気温に対する強い依存性に着目し、気温以外の要因による影響を確率的変動とみなす^{(2)~(5)}。次いで(2)の問題のうち、負荷に大きな影響を与える気温については、週間天気予報を用いて予想気温を数値化する⁽⁶⁾。更に、適応アルゴリズム⁽⁷⁾を用いたモデル推定によって(3)に対処する。

また、特に本論文では(4)の異常値を処理することに力点を置いており、自動標本選択を用いて、日・祝日や気象条件の異常、緊急の大口負荷など、予測モデルに考慮されない要因の違いによって生じた異常値を除去する方法を提案する。同時に、その際に除去される異常値に対するモデル化や修正の方法についても扱う。

これらの手法によって、負荷の特性変化や異常な負荷が生じた場合にも柔軟に対応し、予測の信頼性の向上を図る。

2. 週間電力負荷予測

〈2・1〉 予測対象と使用する変数 本論文では、発電所の週間運用計画に必要な1~7日先の最大電力負荷を予測の対象とする。すなわち、1日先から7日先まで7通りの予測を毎日行う。以下では、予測対象日と予測実行日の日数差を先行日数と呼ぶことにする。

週間予測を行う際、事前に得られる情報は、平均気温の大まかな傾向や、暦を示すデータなどの数量化されない情報に限られ、利用できる情報量に制約がある。そこで具体的に利用可能な情報として、予測開始時点までに得られた毎日の負荷、暦に関する情報、各地の気象台から発表される週間天気予報に基づいて数量化された平均気温⁽⁵⁾⁽⁶⁾を用いる。

〈2・2〉 負荷予測モデル 図1は負荷と平均気温の関係を散布図に表示したものである。これより、負荷が気温に強く依存しており、その依存関係も季節などによって異なることがわかる。また、過去数日の気温にも左右されることがわかっている⁽⁸⁾。気温や暦以外にも負荷には様々な要因が影響を与えるが、週間予測では、それらのデータを入手できないので、これら

(a) 1985年7月21日~1986年1月20日

(b) 1986年1月21日~1986年7月20日

図1 日平均気温と日間最大電力負荷の関係
Fig. 1. Relation between daily average temperature and daily maximum electrical load.

は確率的なものとみなす。

週間電力負荷予測において負荷の予測モデルを構成する場合には、以下の点に注意しなければならない。

(1) 予想気温が多少変動しても負荷の推定値が飛躍的な変動をしないこと。

(2) 実際の標本に対する当てはまりが良好なこと。

(3) 年や季節などのように、長期的な特性の変化を考慮しなければならないこと。

従って、本論文では、(1)と(2)に対処するため、予想気温 $t_f(k)$ と負荷 $y(k)$ の関係を表す、3次以下に次数制限された多項式型の予測モデルを用いる。その際、気温と負荷の関係が季節などによって大幅に変化する点に配慮して、予測モデルは1種類ではなく(1)式中の l が異なるものを数種類用意しておき、各日ごとに誤差が最小となるモデルを選択する。すなわち負荷の m 日先予測値 $\hat{y}(k+m)$ は次のようになる。

$$\begin{aligned}\hat{y}(k+m) &= [1 \ t_f(k+m)^2 \ t_f(k+m)^3 \cdots \\ &\quad t_f(k+m-l)] [a_1(k) \cdots a_{l+l}(k)]^T \\ &= \zeta^T(k+m) \theta(k) \cdots \cdots (1)\end{aligned}$$

ただし、 $l=0, \dots, 3, m=1, \dots, 7, t_r(k): k$ 日の
予想平均気温、 a_i : パラメータ、 $\xi(k)$: 入力
変数ベクトル、 $\theta(k)$: パラメータベクトル

いま、(1)式のモデルに基づく推定誤差を $c(k)$ で表す。

$$c(k) = \hat{y}(k) - y(k) \dots \dots \dots (2)$$

このとき、(3)の問題に対処しつつ長期にわたって良好な予測を行うには、モデルに弱い時変性をもたせることが必要である。このため、パラメータ推定は以下の逐次式で与えられる、適応アルゴリズムを用い、毎日新しいデータが手に入るごとに、逐次推定値を修正する。

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) - \gamma \Gamma(k-1) \xi(k) c(k) \dots \dots \dots (3)$$

$$\Gamma(k) = \Gamma'(k) / \lambda_1 \dots \dots \dots (4)$$

$$\Gamma'(k) = \Gamma(k-1) - \frac{\lambda_2 \Gamma(k-1) \xi(k) \xi^T(k) \Gamma(k-1)}{\lambda_1 + \lambda_2 \xi^T(k) \Gamma(k-1) \xi(k)} \dots \dots \dots (5)$$

ただし、 γ : スカラゲイン、 $\Gamma(k-1)$: 行列ゲイン、 λ_1, λ_2 : 重み係数

特に、各モデルのスカラゲイン γ 、重み係数 λ_1, λ_2 は、予測時の良好な当てはまりと突出した誤差の抑制を両立するように選定した。

3. 自動標本選択

〈3・1〉 異常値と自動標本選択 一般に、現象の因果関係を表すモデルを推定する際に使用される標本のなかには、何らかの原因によって、本来の値とかけ離れた値が存在する場合がある。このような値は異常値と呼ばれ、本論文では、日・祝日や気象条件の異常、あるいは緊急の大口負荷など、(1)式のモデルで考慮していない要因に強く影響された標本がこれに該当する。

異常値は他の正常な標本とは統計的性質が異なるため、そのままモデル推定に用いると、適正な推定値の獲得が困難になり、予測の客観性や信頼性を低下させる場合が多い。従って、適正なモデル推定のためには、最適なモデル構造を選択するにとどまらず、推定に用いる標本が異常値を含まないような配慮が必要である。

本論文で取扱う自動標本選択は、標本のもつ有益な情報の損失を極力抑えつつ、個々の標本のモデル推定における適否を推定誤差に基づいて自動的に識別し、

異常値を標本中から効果的に分離・除去し、モデル推定の適正化を図るための手法である。具体的には、個々の標本に対応した推定誤差のしきい値に対する大小を基準に、各々の標本を推定に用いるか否かを識別する。

〈3・2〉 異常値の判定基準 推定誤差 $c(k)$ が、正常な標本では正規分布 $N(0, \sigma^2(k))$ に従うと仮定する。

得られた推定誤差に基づいて個々の標本が異常値であるか否かを識別するには、仮に正常であると判断して推定に用いた標本のみから計算された正規化誤差 $S(k)$ が、 $N(0, 1)$ の95%信頼区間の外側と内側のどちらに当てはまるかを基準にする。

$$S(k) = c(k) / \sigma(k) \dots \dots \dots (6)$$

ただし、 $\sigma(k)$: 推定誤差の標準偏差

このとき、

$|S(k)| < 1.96$: 標本を選択

$|S(k)| \geq 1.96$: 標本を除去

負荷は、日曜日・祝日などを除いた日だけを見ても時期によって誤差のばらつきが変化しやすいので、標本選択の基準となる $\sigma(k)$ についても時期に応じて変化させることが望ましい。そこで $\sigma(k)$ として、 k 日とその前12個・後11個合計24個の、推定に使用された標本のみから求められた推定誤差の標準偏差を用いる。その際、 k 日の標本が推定に使用されていなかった場合は、 $\sigma(k)$ の代わりとして $\sigma(k-1)$ を用いる。

〈3・3〉 繰返し標本選択 実際の標本選択では正しい $\sigma(k)$ はわかっていない。適当に仮定した $\sigma(k)$ を用いて一度標本選択を行うと、選択された標本のみを用いて推定されたモデルの推定誤差に基づく $\sigma(k)$ は、元より小さくなる。そこで最初に大きめの $\sigma(k)$ を与えたうえで、徐々に $\sigma(k)$ を低減していく繰返し標本選択を行う。

まず最初に、大きめの $\sigma(k)$ を与えて、標本の取捨選択を行う。次に、選択された標本のみからモデルを推定して誤差を求め、 $\sigma(k)$ を再計算し、標本の再選択を行う。このような操作を繰返すことによって、徐々に異常値を標本中から除去する。

特に、繰返しの第1回目に与える $\sigma(k)$ は、その後の標本選択における成否を左右するので、望ましくない日曜日・祝日などを除いた日の標本のみを用いてモデル推定を行い、得られた推定誤差から $\sigma(k)$ を計算する。

標本中から異常値を除去する操作を必要以上に何度も繰返すと、標本数の減少に伴って標本自体がもつ有益な情報を徐々に失い、推定されたモデルの信頼性を低下させる。従って、選択された標本の誤差分布が正

常な標本の誤差分布 $N(0, \sigma^2(k))$ に最も近付いた場合に標本選択を打ち切る必要がある。本研究では、異常値以外の $S(k)$ が $N(0, 1)$ に従うと仮定したうえで、繰返し標本選択の停止則として以下の評価 $C(n-1)$ を考える。

$$C(n-1) = \frac{N(n-1)R(n-1) - N(n)R(n)}{N(n-1) - N(n)} \dots (7)$$

ただし、 n ：繰返し回数 ($n \geq 2$)、 $N(n)$ ：第 n 回目を選択された標本数、 $R(n)$ ：第 n 回目の正規化された二乗平均誤差

第 $n-1$ 回から第 n 回へと進むときに、

(1) 標本数が減少する場合

$C(n-1) > \sigma_{i,k}^2$ ：標本選択続行

$C(n-1) \leq \sigma_{i,k}^2$ ：標本選択停止

(2) 標本数が変わらない場合

$R(n) > R(n-1)$ ：標本選択停止

$R(n) \leq R(n-1)$ ：標本選択続行

(3) 標本数が増加する場合

$C(n-1) > \sigma_{i,k}^2$ ：標本選択停止

$C(n-1) \leq \sigma_{i,k}^2$ ：標本選択続行

ここで、 $\sigma_{i,k}^2$ は、正常な正規化誤差の二乗平均値すなわち $N(0, 1)$ の 95% 信頼区間に限定した二乗平均値 (≈ 0.72) である。

$C(n-1)$ は、第 $n-1$ 回～第 n 回標本選択の間における正規化誤差平方和の減少 (増加) 分と標本数の減少 (増加) 分との比率、すなわち除去 (追加) された標本 1 個当たりが受け持つ正規化誤差の二乗を意味する。

従って、これが $\sigma_{i,k}^2$ を下 (上) 回ることは、正常な標本を除去 (異常な標本を追加) することを意味するため、その回の標本選択は無効になる。

図 2 に、自動標本選択の結果として、 $c(k)$ に対応

図 2 自動標本選択の結果

Fig. 2. Result of automatic sample selection.

するしきい値と、推定誤差を日曜日・祝日など・その他の 3 種類に分類して表示する。黒色のマークは選択された標本を、白抜きのマークは除去された標本を示す。

〈3・4〉 異常値の取扱い 標本選択によって除去された異常値のなかには、何らかの外的要因によって生じたものが多数存在する。要因の特定が可能なものはできる限りモデル化、あるいは説明付けを行い、推定・予測値についても修正を行うことが望ましい。異常値のもつ誤差 $c(k)$ は、(8) 式のように与えることができる。

$$c(k) = g[d(k)] + e(k) \dots \dots \dots (8)$$

ただし、 $d(k)$ ：異常値の原因となる (考慮されなかった) 変数、 $g[d(k)]$ ：推定誤差のモデル出力 (正常な標本ならば無視できる)、 $e(k)$ ：正規分布 $N(0, \sigma^2)$ に従う誤差

(1) 定量的な説明付けの可能な要因が存在する場合については、その因果関係を表すモデルを構成する。更に、その要因に関する予想値が得られる場合は、予測の際に修正を行う。修正された異常値 $y_c(k)$ は、(8) 式で得られたモデルを用いて次のように表す。

$$y_c(k) = \hat{y}(k) + g[d(k)] \dots \dots \dots (9)$$

ただし、 $g[d(k)]$ ：推定誤差のモデル出力

図 3 に、日曜日・祝日などにおいて除去された標本の誤差が気温に依存する様子を示す (図 3 において右下の部分は盆、左上の部分は年末年始における標本である)。本論文では、これらを基にして日曜日・祝日・盆および年末年始に対してモデル化・修正を行う。

まず、日曜日は誤差が気温の 3 次式で近似できる。従って、これを用いて予測値を修正する。

次に、一般の祝日も誤差が気温に依存するが、その特性は日曜日のものと少し異なるため、両者を分けて

図 3 日平均気温と推定誤差の関係

Fig. 3. Relation between daily average temperature and estimation error.

扱い、気温の2次式で近似する。

盆・年末年始については、他の祝日と異なり、気温にほとんど関係しないことがわかる。しかも、この時期は標本数が不足するため、予測値の修正には、過去数年間の誤差の平均値を用いる。

ほかに、異常値の原因としては、平均気温以外の気温・天候・湿度・緊急の大口負荷などが考えられるが、現時点ではその因果関係が十分に明らかであるとはいえないため、予測時にこれらに関する修正は行わない。

(2) 定性的な説明付けが可能な要因については、その要因に関する予想値に異常な兆候が見られる場合に、得られる予測値に基づく系統運用や1日先予測など予測周期の短い予測を行う際に注意を喚起して、系統運用の信頼性を向上するべく活用する。

(3) 現時点で標本数が極度に少ない、あるいは因果関係がはっきりしないなどの理由で、上記のような説明や処理ができない異常値は、そのときの状況を可能な限り詳細に記録しておく。

4. 予測の手順

以上の点を踏まえて予測を行う手順を以下に示す。

〈4・1〉 事前準備 予測モデルのパラメータ推定は適応アルゴリズムを用いるため、不適切なパラメータ初期値から推定を始めると、直ちに良好な推定値は得られず、予測計算に間に合わない。そこで、あらかじめ予測開始時点までに得られたデータ（準備用データ）に対して標本選択を行い、選択された標本のみを用いてパラメータを推定し、その結果を適正な初期値として利用する。また、同時に標本の選択・除去を分類する指針をある程度得ておく。従って、以下の手順を要する。

(1) 準備用データから予測モデルの予備推定を行い、各日 k における $\sigma(k)$ の初期値を与える。

(2) $\sigma(k)$ に基づいて準備用データの標本選択を行う。

(3) 標本選択の結果、除去されずに残った準備用データのみを用いて、再度予測モデルのパラメータ推定を行い、各日における $\sigma(k)$ を更新する。

(4) (2), (3) の処理を、第3章の $C(n)$ が 0.72 以下になるまで繰返す。

(5) 異常値と判定された標本について、推定誤差と様々な要因との関係を調べる。

(6) (5) の調査の結果、モデル化や説明付けが可能なものは、予測値を修正する際のモデル構成に役立てる。本論文では日曜日・祝日などと盆・年末年始を

その対象とする。また、要因の不明確なものは記録を行う。

〈4・2〉 予測計算 〈3・2〉節に述べたように、本論文における予測計算においては、 $\sigma(k)$ の計算には k 日より新しいデータも必要なため、最新の $\sigma(k)$ は最新のデータ入手より数日遅れて求まることになる。この数日間分の $\sigma(k)$ は暫定的に本来必要な個数よりも少ないデータから計算しておき、新しいデータが入手されるたびに再計算することにする。 $\sigma(k)$ が再計算されると標本選択の結果も影響を受けるため、この再計算が必要なデータを対象に、標本選択が必要になる。

(1) 再計算対象データを基に予測モデルの予備推定を行い、各日 k における $\sigma(k)$ の初期値を与える。

(2) $\sigma(k)$ に基づいて再計算対象データの標本選択を行う。

(3) 標本選択の結果、除去されずに残った標本のみを用いて、再度予測モデルの推定を行い、各日における $\sigma(k)$ を更新する。

(4) (2), (3) の処理を、第3章の $C(n)$ が 0.72 以下になるまで繰返す。

(5) 得られた予測モデルを基に、負荷の決定要因に異常がないと仮定した1~7日先予測値を計算する。

(6) 負荷を異常値とする要因の発生が予想される場合、事前計算で得られた、予測値を修正するモデルに基き予測値の修正を行う。その後、日付が更新され、その日の誤差計算が可能となり、かつ異常値と識別された場合は、予測値を修正するモデルを更新する。

(7) 要因の不明確な異常値は、記録しておく。

(8) 日付が1日経過して推定期間が更新されるごとに(1)~(7)の処理を繰返す。

5. 予測結果

以上の方法による予測の例として、毎日の最大時間電力量を対象に、1984~1985年度の標本を用いて事前計算における標本選択を行った結果と、1986年度の1~7日先予測を行った結果を各々示し、検討を行う。

〈5・1〉 異常値についての検討 事前計算における標本選択の結果、正常な値として選択された標本と、異常値として除去された標本の内訳を表1に示す。

除去された標本は175個で全標本の約24%に当たる。その内訳は、日曜日の標本が60%、祝日などが約24.6%をそれぞれ占める。また、日曜日・祝日など

図 4 予測結果（7日先予測）
Fig. 4. Result of forecasting (seven-day-ahead forecasting).

表 1 標本選択の結果
Table 1. Result of sample selection.

項目	結果	個数
日曜日	除去	105
	選択	0
祝日など	除去	43
	選択	10
その他	除去	27
	選択	545

に該当しない標本が約 15.4%を占める。このような標本が異常値として除去された要因として、日曜日・祝日などの休日であることのほか、別の曜日の影響や気温・天候・湿度などの気象条件などの存在が推測された。これらと異常値の発生状況との関連を調べた結果、次のようになった。

まず曜日については、日曜日の前後に当たる土曜日や月曜日が除去されることが多いが、他の大半の土・月曜日は選択されていた。これらの原因は不明である。

次に気象条件については、夏期においては最高気温や湿度が際立って高い（低い）、あるいは、秋から春にかけては天候の悪化により電力負荷が増加するなど、予測モデルが考慮していない要因が通常の状態から大きく外れたために、異常値が発生したことがわかった、しかし、標本数の不足や、異常値発生因果関係の季節による違いなどの制約のため、これらの要因による負荷に対する影響の定量的モデル化はできなかった。

一方、選択された標本は 555 個で全標本の約 76%

に該当する。このうちの大半・約 98.2%は日曜日・祝日などに該当しない標本であるが、祝日などの標本も約 1.8%存在する。しかし、日曜日の標本は全く存在しない。

祝日などの標本で選択されたものを調べると、10 個中 7 個が飛び石連休の中日であった。しかし、すべての飛び石連休の中日が選択されているわけではなかった。従って、標本の選択結果は必ずしも暦とは一致せず、標本を曜日に基づいて除去するのは適切でない。

以上の結果より、標本選択のアルゴリズムは、単に暦のうえでの日曜日や祝日などを除去するのは異なり、日曜日・祝日などであってもモデル推定に支障ない標本は可能な限り選択し、逆にその他の標本であってもモデル推定に支障するものは除去することによって、真にモデル推定用の標本として適さないものだけを重点的に除去し、推定の適正化に重要な役割を果たす。

〈5・2〉 予測結果についての検討 図 4(a)、(b)に、7 日先予測の結果と誤差の時間的変化を示す。春・秋・冬における予測値のカーブは実績値のカーブに対して比較的良く合っているが、夏場（6 月下旬～9 月）においては数箇所であり良く合わない日があった。これは、予測モデルが平均気温のみを考慮していることと関連しており、モデルに考慮されない最高気温や湿度が通常の状態と比べて高いか低いために生じたものであった。また、季節的な違いは誤差にも良く表れており、夏期における誤差が特に大きいことがわかる。

表2 年間の二乗平均予測誤差

Table 2. Mean squared forecasting error over one year.

標本数	予測誤差 (MWh)	誤差率 (%)
365	275.0	3.9

表3 先行日数別二乗平均予測誤差

Table 3. Mean squared forecasting error for each lead time.

	予測誤差 (MWh)	誤差率 (%)
1日先	267.5	3.8
2日先	267.2	3.8
3日先	269.6	3.8
4日先	276.4	3.9
5日先	278.9	3.9
6日先	282.0	4.0
7日先	283.2	4.0

表4 曜日別二乗平均予測誤差

Table 4. Mean squared forecasting error for each day of the week.

曜日	予測誤差 (MWh)	誤差率 (%)
日曜日	215.9	3.8
月曜日	235.0	3.5
火曜日	260.7	3.6
水曜日	288.2	3.9
木曜日	344.4	4.6
金曜日	312.5	4.1
土曜日	246.1	3.7

次に、表2に示すように先行日数・年間を通じた全体の予測誤差は、二乗平均値で275.0 MWh、実績値に対する比率に換算すると3.9%で、週間運用計画を行う目的としては十分な精度であると考えられる。

表3より、年間を通じた先行日数に対する誤差は270~280 MWh (3.8~4.0%)程度で、先行日数の延長に伴いわずかに増える傾向にある。しかし、その違いはあまり目立つものではなく、予想気温が正確であれば、先行日数の誤差への影響は事実上ないといえる。

曜日に対する誤差は表4のようになり、木・金曜日の結果が良くない。その原因を調査した結果、最高気温や湿度の異常によって予測の悪化した日が木・金曜日に偶然重なったことがわかった。いずれの曜日もこのような日が3日ずつ生じており、これらを除いて誤差(率)を計算し直すと木曜日が291.3 MWh(4.0%)、

表5 月別二乗平均予測誤差

Table 5. Monthly mean squared forecasting error.

月	予測誤差 (MWh)	誤差率 (%)
1月	201.5	3.2
2月	227.2	3.6
3月	192.9	3.1
4月	239.7	4.2
5月	182.0	3.3
6月	287.2	3.9
7月	424.6	5.5
8月	437.8	5.1
9月	352.4	4.8
10月	126.5	2.1
11月	193.0	3.0
12月	231.3	3.5

図5 予測誤差のヒストグラム

Fig. 5. Histogram of forecasting error.

金曜日が240.4 MWh (3.4%)となる。他の曜日の誤差(率)が約250 MWh (3.9%)前後の値をとることを考えると、曜日による予測精度の差異は実質的に皆無といえる。

月ごとの誤差については表5のようになり、夏場、特に7・8月の予測が悪化した。これは予測モデルが考慮していない最高気温や湿度の異常によって異常な誤差を生じたことに起因する。ちなみにこのような日以外の誤差(率)は、7月が383.7 MWh (4.9%)で、8月が410.9 MWh (4.8%)である。他の季節における予測誤差は190~300 MWh程度で、特に5, 10, 11月の予測が良好である。これは、負荷の気温依存性が弱く、気温の日較差が小さいことが原因と考えられる。この季節的な誤差の違いは図4(b)からも裏付けられる。

図5に誤差の分布を表すヒストグラムを示す。予測の良否を分ける目安として誤差が±3%の範囲に着目すると、年間214日がこの範囲に入る。また、誤差±5%の範囲では、年間294日がこの範囲に入る。誤差

が±10%を超す日が年間6日程見られるが、いずれも夏期における最高気温や湿度などの異常によるものである。

以上より、夏期において最高気温や湿度に異常が生じなければ、先行日数や曜日・季節にあまり関係なく良好な予測が可能であるといえる。これ以上に誤差を低減するには、平均気温だけを用いた予測モデルだけでは十分ではなく、季節によっては、最高気温や天候・湿度など、他の気象条件についても考慮する必要がある。

6. あとがき

週間電力負荷予測において機械的・客観的予測を行う目的で、標本を自動的に選択するアルゴリズムを考案し、電力負荷に存在する異常値を標本中から効果的に除去し、通常の時期における負荷の予測値を適正化すると同時に、休日などの正常でない時期の負荷を予測する方法を検討し、以下の結論を得た。

(1) 自動標本選択の結果、予測モデル推定に用いる標本は、全体の70~80%程度を占め、その中に日曜日は全く含まれない。また、祝日などについては通常の日と大差ないものは、予測モデルの推定用標本として使用しても差し支えない。

(2) 異常値として除去された標本は、日曜日・祝日などのみならず、通常の日も気温・曜日・天候および湿度など、何らかの要因によって説明できることがわかった。

(3) 標本選択における $\sigma(k)$ の変化から、夏期の予測では他の季節に比べ誤差が大きくなり、平均気温だけで十分な精度を確保することは難しいことがわかる。従って、実際の予測精度を向上するには、週間天気予報の精度向上に加えて、2, 3日先予測や1日先予測のように、更に多くの情報を使える予測が重要である。

(4) 予測は、先行日数・曜日・年間を通じて比較的良好である。盆・年末年始における予測も良好であるが、これらの処理はまだ十分だとはいえず、その因果関係については、更に解析・調査する必要がある。

最後に、本研究を進めるに当たって貴重なデータを提供いただいた九州電力(株)の関係者各位に謝意を表す。

(平成4年1月14日受付, 平成4年6月25日再受付)

文 献

- (1) M. A. Abu-El-Magd, N. K. Sinha: "Short-Term Load Demand Modeling and Forecasting: A Review", *IEEE Trans. Systems, Man & Cybernetics*, **SMC-12**, 3, 370 (1982)
- (2) K. N. Stanton: "Medium Range Weekly and Seasonal Peak Demand for Forecasting by Probability Methods", *IEEE Trans. Power Apparatus Syst.*, **PAS-90**, 1183 (1971)
- (3) M. Nakamura: "Short Term Load Forecasting Using Daily Updated Load Models", *Automatica*, **21**, No. 6, 729 (1985)
- (4) 村田純一・三宅尚志・相良節夫:「休日と季節の影響を表すモデルによる週間電力負荷予測」, 平元電気学会大会, 1093
- (5) 村田純一・三宅尚志・相良節夫:「非数量化情報を利用した週間電力負荷予測」, 九州大学総合理工学研究科報告, **11**, No. 2, 215 (平元)
- (6) 中村 繁・北村幸房: 気象データマニュアル (昭62) 丸善
- (7) 新中新二: 適応アルゴリズム (平2) 産業図書
- (8) 中村政俊・田原俊司:「1日先行電力負荷予測方式における最高負荷モデルにおける前日気温の影響」, 昭56電気四学会九州支部連大, 222

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博士後期課程電気工学専攻修了。同年4月同大学工学部助手, 63年4月同助教授, 現在に至る。主として, システムのモデル化, 電力負荷予測に関する研究に従事。工学博士。計測自動制御学会, システム制御情報学会会員。

三 宅 尚 志 (正員)

昭和39年3月29日生。61年3月宮崎大学工学部電気工学科卒業。63年4月九州大学大学院総合理工学研究科修士課程エネルギー変換工学専攻修了。同年4月同大学博士後期課程在籍, 現在に至る。計測自動制御学会会員。

相 良 節 夫 (正員)

昭和3年5月5日生。28年九州大学工学部電気工学科卒業。31年広島大学工学部講師, 35年同助教授, 38年同教授。43年九州大学工学部教授。平成4年福岡工業大学教授, 現在に至る。工学博士。計測自動制御学会, システム制御情報学会会員。