気象情報の不確かさを考慮した週間電力負荷予測

非会員 三宅 尚志 (九州大)

正員 村田 純一 (九州大)

正員 平沢 宏太郎 (九州大)

One-day- thorough Seven-day-ahead Electrical Load Forecasting in Consideration of
Uncertainties of Weather Information

Takashi Miyake, Non Member, Junichi Murata, Member, Koutaro Hirasawa, Member
(Kyushu University)

We propose an approach to one-day- thorough seven-day-ahead electrical load forecasting based on a realistic problem formulation which should contribute to more reliable and economic weekly power station operation. Generally, the load forecasting has the following problems:

(1) Although the load is affected by various factors, like temperatures, in the load forecasting, it is impossible to consider all of them;

(2) The relationships between the load and some factors are not clear, and often vary with time;

(3) Uncertainties in forecasts of the temperatures sometimes make the results of load forecasting worse.

They are very influential to the power station operation. While a number of methods have been proposed to solve the problems (1) and (2), there have been few attempts on the problem (3).

We propose the following approach in this paper, taking these problems into consideration. Firstly, concerning the problem (1), we focus on such factors that have major influence on the load and whose values are obtainable on a weekly basis. The other factors are all regarded as stochastic and are not included in the forecasting model. Secondly, regarding the problem (2), we use a self-organizing approach where the algorithm itself finds the optimal model structure or the optimal set of factors to be included in the model day by day. And finally, addressing the problem (3), we propose a new performance index of model structures which can measure the balance between i) improvement of the load forecasting accuracy due to inclusion of a factor in the model and, ii) degradation caused by uncertainty or error in the factor included. Using this index, we construct a model which does not yield a large error in spite of errors in the temperature forecasts. Examples show that this approach improves the forecasted results when erroneous temperature forecasts are fed into the model, and verify its effectiveness.

キーワード：電力負荷予測，自己組織化，説明変数の誤差，モデル構造評価，最終予測誤差

1. まえがき

発電所の運用計画を高い信頼性の下で経済的に行うために，7日先までの日最大負荷を毎日予測する週間電力負荷予測の手法について検討する。

一般に，電力負荷予測においては，負荷の持つ以下の性質が特に問題になる。

(1) 負荷は，気温などの気象条件をはじめとする多種複雑な要因によって決定されるが，その全てを考慮する

ことは不可能である。

(2) 負荷と要因との因果関係が明確ではなく，時間的にも一定ではない。

(3) 予測の際，気象予報における予想誤差のように，要因が不確かさを伴う場合があり，これに伴う影響のため予測結果が悪化する場合がある。

これらは，実際の週間電力負荷予測において重大で，運用計画を立てる際にも影響を及ぼすことが多い。

従来の電力負荷予測の手法は、(1)、(2)の問題に関連して、予測モデル自体に様々な工夫を施すことに重きを置いたものが多く、時系列モデルや状態変数モデル、あるいは多変量解析や回帰分析を用いた予測手法^{(1),(2)}、また近年ではニューラルネットワークや遺伝的アルゴリズムのような自己組織化手法を用いた予測手法^{(3),(4)}などが検討・提案されている。しかし、(3)のような、要因の不確かさが予測結果に悪影響を及ぼす問題について検討したものはない。

本論文では、(1)～(3)の問題を考慮した上で、人間の主観を交えずに予測を行うことを目指している。まず(1)に関連して、負荷が気温、天候、暦などの要因に依存することに着目し、その他の要因による影響を確率的変動と見なす⁽⁵⁾。次いで(2)に関しては、負荷の因果関係を常に良好にモデル化するため、予測に適した構造を持ったモデルをアルゴリズム自体が構成する自己組織化の手法⁽⁶⁾を用いて対処する。

また、特に(3)の要因の不確かさに関する問題について検討を行っている。予想気温などの要因を予測モデルの変数として用いる場合に、変数を用いることによる予測結果改善の効果と、その変数に含まれる誤差による予測結果悪化の影響との両方を考慮できるモデル構造評価指標を提案する。予測の際、これに基づいた最適なモデルを構成することによって、実際の負荷予測における予測誤差の抑制を図る。

2. 週間電力負荷予測

(2.1) 予測対象と使用する説明変数 本研究では1～7日先の日最大負荷を予測対象とする。以下、これを負荷と呼び、予測対象日と予測計算日 k の日数差 d ($d=1, \dots, 7$)を先行日数と呼ぶことにする。

表1は、予測において考慮する11種類の要因 $x_1 \sim x_{11}$ を表示したものである。(2.2)に述べるように、ここでは回帰式型の予測モデルを用いるため、要因を「説明変数」と呼ぶことにする。

予測モデルを推定する場合、これら説明変数の値は全て実績値を用いる。また予測を行う場合は、同じ説明変数であっても、先行日数によって実績値を用いる場合と予測値を用いる場合がある。予測計算日までに値を入手できる場合は実績値を使用し、入手できない場合は予想値を用いる。

予測の際に必要な各説明変数の予想値は、それぞれ誤差の分散・共分散がわかっていると仮定する。

現在、本研究において定量的な予想値を事前に得ることができる説明変数は日平均気温に限られている(日最高・最低気温は、週間予報による予想値が存在しなかったため、本論文では使用しない)。したがって、日平均気温以外の説明変数については、予想値を入手できないので、実績値を用いる。

表1 予測モデルの説明変数

Table 1. Explanatory variables for forecasting model.

説明変数	内容	次数
x_1	予測対象日7日前の(最大)負荷	0～1
x_2	予測対象日の平均気温(A市)	0～2
x_3	予測対象日前日の平均気温(A市)	0～1
x_4	予測対象日2日前の平均気温(A市)	0～1
x_5	予測対象日3日前の平均気温(A市)	0～1
x_6	予測対象日7日前の平均気温(A市)	0～1
x_7	予測対象日の平均気温(B市)	0～2
x_8	予測対象日が晴天日に当たるか否かを1/0で表すダミー変数(A市)	0～1
x_9	予測対象日が晴天日に当たるか否かを1/0で表すダミー変数(B市)	0～1
x_{10}	予測対象日が土曜日に当たるか否かを1/0で表すダミー変数	1
x_{11}	予測対象日が休日等に当たるか否かを1/0で表すダミー変数	1

(2.2) 負荷予測モデル 本論文における予測モデルは、多項式で表される回帰式で構成する。すなわち、予測計算日 k を基準に d 日先の負荷 $p(k+d)$ ($d=1, \dots, 7$)を定数項 $\theta_{0,d}$ 、および第 i 説明変数 x_i の $l_{i,d}$ 次多項式の総和で近似したものに誤差項 $e(k+d)$ を加えたもので表す。各説明変数の次式 $l_{i,d}$ は予め上・下限 $\max l_i, \min l_i$ を定め、 $\min l_i \leq l_{i,d} \leq \max l_i$ とする(表1の次数欄にこれら上・下限値を示した)。

$$p(k+d) = \theta_{0,d} + \sum_{i=1}^{11} \sum_{j=1}^{l_{i,d}} \theta_{ij,d} \{x_i(k+d)\}^j + e(k+d) \dots \dots \dots (1)$$

ただし、 $\theta_{0,d}, \theta_{ij,d}$: パラメータ

パラメータの推定値は重み付き最小2乗法を用いて推定する。次のようなベクトルと行列を定める。ただし、 p, X はいずれも k 日以前の過去の実績値であるため、説明変数 X には誤差は含まれない。

$$p = \begin{bmatrix} p(k) & \dots & p(k-n+1) \end{bmatrix}^T \dots \dots \dots (2)$$

$$X = \begin{bmatrix} 1 & \dots & \{x_i(k)\}^j & \dots & x_{11}(k) \\ 1 & \dots & \{x_i(k-1)\}^j & \dots & x_{11}(k-1) \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \dots & \{x_i(k-n+1)\}^j & \dots & x_{11}(k-n+1) \end{bmatrix} \dots \dots \dots (3)$$

$$\theta = \begin{bmatrix} \theta_{0,d} & \dots & \theta_{ij,d} & \dots & \theta_{11,1,d} \end{bmatrix}^T \dots \dots \dots (4)$$

$$e = \begin{bmatrix} e(k) & \dots & e(k-n+1) \end{bmatrix}^T \dots \dots \dots (5)$$

これらを用いて(1)式を書き直すと、次のようになる。

$$p = X\theta + e \dots \dots \dots (6)$$

このとき、パラメータ θ の推定値 $\hat{\theta}$ は次のようになる。

$$\hat{\theta} = (X^T W X)^{-1} X^T W p \dots \dots \dots (7)$$

$$W = \begin{bmatrix} w(k) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w(k-1) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & w(k-n+1) \end{bmatrix} \quad (8)$$

ただし、 W : 推定用データにかかる対角重み行列

ここで、モデル推定に用いたデータの個数 n と重み行列 W は、試行錯誤によって、実際のデータにうまく当てはまるような値を選んだ。

(2.3) 誤差の原因と対策 予測を正確に行うには、時々刻々変化する負荷の挙動を、予測モデルが過不足なく説明できることが必要である。もし予測モデルが必要な説明変数を含んでいないと、実際の負荷変動をうまく説明できないために予測誤差を生ずる。逆に余分な説明変数を含んでいても、その予想値に含まれる誤差に伴って不用意な変動をきたすために予測誤差を生ずる。いずれの場合も予測結果に悪影響を及ぼし信頼性を低下するが、特に週間電力負荷予測においては、予想気温などの説明変数に関する誤差が大きいこの傾向が強く、注意を要する。

本論文では、実際の予測誤差は上記の原因によって生ずると考えており、(3.1) に示すようなモデル構造の最適化、すなわち各説明変数のモデルへの採否の最適化によって、現実的な条件下における予測誤差の抑制を図る。その際、説明変数が予測モデルに寄与する度合と、その説明変数に含まれる誤差が予測結果に及ぼす悪影響の度合いを考慮すること、さらにはモデル構造の適否を判断する基準となる評価指標を工夫することが重要である。なお、予測誤差の中でも、特殊な事情によって突発的に発生する異常値については扱わない。

3. 説明変数の誤差を考慮した予測モデルの構築

(3.1) 予測モデルの構築 第 k 日における d ($d = 1, \dots, 7$) 日先予測のモデル構造を、説明変数 x_i の次数 l_{id} ($i = 1, \dots, 11$) の組、すなわちベクトル $L_d(k)$ で表す。

$$L_d(k) = [l_{1d} \cdots l_{id} \cdots l_{11d}]^T \cdots \cdots (9)$$

予測モデルの構築は、先行日数 d に対してそれぞれ独立に、最適なモデルを構築するように行う。いま、予測対象日前日 $k-1$ のモデル $L_d(k-1)$ が与えられているとする。翌 k 日になり、新たに負荷や説明変数の実績値が獲得されると、モデルの構造やパラメータの値が更新される。その結果、予測計算日 k におけるモデル $L_d(k)$ が得られる。

k 日におけるモデル $L_d(k)$ は $k-1$ 日におけるモデル $L_d(k-1)$ と構造的に類似する部分が多いと考えられる。したがって、 k 日におけるモデル $L_d(k)$ となり得るモデル構造の候補は、 $k-1$ 日のモデル $L_d(k-1)$ そのものと、 $L_d(k-1)$ の要素 l_{id} ($i = 1, \dots, 11$) を一つだけ選ん

図1 モデル構造の遷移

Fig.1. Transition of the model structure.

で、その値を更新したものに限定する。その中から (3.2) に示す評価指標の値が最小となるようなモデルを k 日におけるモデル $L_d(k)$ とする。 $L_d(k-1)$ の要素を同時に二つ以上更新することも試みてみたが、一つのみ更新する場合に比べて、予測精度が改善される場合と、かえって悪化する場合とがあったため、ここでは、計算量を考慮して1要素のみの更新に限定している。

図1は、以上の処理によって $k-1$ 日から k 日までの間にモデル構造 L_d が遷移する様子を例示したものである。 $k-1$ 日のモデルを基に A から L まで 12 通りの候補が派生し、その各々に対して評価指標を計算すると、図中では候補 D の評価が最小値となるので、 k 日のモデル $L_d(k)$ には候補 D を用いる。

(3.2) モデル構造に対する評価指標 本論文におけるモデル構造の選択は、正確な説明変数が与えられる場合だけでなく、誤差を含む説明変数が与えられた場合も考慮した上で行う。すなわち誤差を含む説明変数による悪影響が負荷予測値に波及し得る場合においても、予測誤差を最小限に抑え、なおかつ説明変数に含まれる有益な情報を十分活用できるような予測モデルを見いだす、これによって実質的な予測誤差の抑制を図る。適切なモデル構造を選択するには、その評価指標の与え方を工夫する必要がある。

予測に用いるモデル構造は、説明変数の誤差による悪影響をなるべく受けず、なおかつ負荷の特徴を十分に説明できるものが望ましい。したがって評価指標については、モデル構造の適否を次の2点から評価できることが要求される。

(1) 説明変数の効果：説明変数の値が正確である場合に、その説明変数をモデルに用いることによって予測誤差の期待値にどのような改善効果が現れるか。

(2) 説明変数の弊害：モデル構造が適切である場合

に、説明変数の値が誤差を含むことによって予測誤差の期待値にどのような影響が現れるか。

本論文では、このような評価として説明変数の誤差を考慮した最終予測誤差 (Final Predictional Error with Errors in explanatory Variables: 略称 FPE-EV) を新たに導入する。

説明変数の誤差を考慮した最終予測誤差は、次のようになる (付録参照)。ただし、 tr はトレースを、 $\|\hat{\theta}\|_{\Gamma}^2$ は 2 次形式を表し、 $\|\hat{\theta}\|_{\Gamma}^2 = \hat{\theta}^T \Gamma \hat{\theta}$ である。

$$\text{FPE-EV} = \frac{n+q - \text{tr}\{(X^T W X)^{-1} \Gamma\}}{n-q} \cdot \frac{\text{RSS}}{n} + \frac{1}{n} \|\hat{\theta}\|_{\Gamma}^2 \dots \dots \dots (10)$$

$$\text{RSS} = \|p - X\hat{\theta}\|_W^2 \dots \dots \dots (11)$$

ただし、 n : パラメータ推定に用いたデータ数、 q : モデル L_d に含まれるパラメータの個数、 Γ : 予測時に用いる説明変数の値に含まれる誤差の分散・共分散行列

評価 FPE-EV は、各説明変数に誤差を生じた場合における、負荷予測の 2 乗平均誤差の期待値を意味する。

上式の右辺第 1 項は、説明変数が誤差を伴わない場合の、RSS つまり当てはまりの良さと、 q つまりモデルの複雑さを考慮した、モデルの良さを表す。ちなみに $-\text{tr}\{(X^T W X)^{-1} \Gamma\}$ は $E[\hat{\theta}]$ と θ のずれに対する補正項である。また、第 2 項は、説明変数の誤差によって生ずる予測の 2 乗平均誤差を表す。

モデルはこの評価を最小化するように選ぶ。したがって、説明変数は、その変数によるモデルの良さ (第 1 項) の向上の程度が、その変数中の誤差による予測誤差 (第 2 項) の増加よりも勝っている場合に、モデルに採り入れられる。

また、同じ説明変数と負荷の実績値から推定された同一のモデルであっても、各説明変数の予想値に含まれる誤差の分散・共分散が変わると、その評価の値も変わることがわかる。すなわち、説明変数の予想値をどの程度正確に入手できるかによって、得られる最適な予測モデルを変えることができるため、説明変数の予想値が持っている情報を過不足なく十分に活かすようなモデルを構築できる。

なお、(10) 式において $\Gamma = 0$ 、すなわち説明変数に誤差が含まれない場合、(10) 式右辺は、

$$\frac{n+q}{n-q} \cdot \frac{\text{RSS}}{n} \dots \dots \dots (12)$$

となり、通常の最終予測誤差⁽⁷⁾ (Final Predictional Error: 略称 FPE) を意味する。

(3.3) 予測の手順 以上の点を踏まえて予測を行う手順を示す。

(3.1) に述べたように、最適な予測モデルの探索範囲は前日のモデルの近傍に限定されている。したがって、予測計算日 k の直前になってから探索を始めると、直ちに

適切なモデルが得られず、負荷の予測値をうまく計算できない。同時に、日々変化する負荷の因果関係をうまくモデル化する上でも、モデル構造やパラメータが毎日更新できることが望ましい。

そこで、 k_0 日まで大きく遡って初期モデル $L_d(k_0)$ を設定し、モデル構造やパラメータの更新を繰り返す、逐次型アルゴリズムを用いて、 k 日の d 日先予測のモデル $L_d(k)$ を獲得する。得られたモデルを用いて予測を行う。よって、以下の手順で行う。

(1) 初期モデル $L_d(k_0)$ ($d = 1, \dots, 7$) の設定 全ての要素を各説明変数の最小次数に選ぶ。

(2) 日付 k の指定 k を 1 日更新し、(3) ~ (9) の操作を行う。

(3) 先行日数の指定 先行日数 d を 1 ~ 7 の順に一つ定め、(4) ~ (9) により最小の FPE-EV をもつモデル構造を見出す。その際、FPE-EV の最小値 FPE-EV を充分大きな値に初期化しておく。

(4) 説明変数の変更 $L_d(k-1)$ 中の要素、すなわち x_i の次数 l_{id} に $i=1 \sim 11$ の順に着目し、各 i に対して (5) ~ (8) の操作を行う。その際、他の要素は元のままにしておく。

(5) 次数の指定 次数 l_{id} を $\min l_i \sim \max l_i$ の順に一つに定め、モデル構造の候補 L'_d を設定し、各候補について (6) ~ (8) の操作を行う。

(6) パラメータ推定 指定されたモデル候補について、負荷と説明変数の実績値を用いてそのパラメータ $\theta'_{L,d}$ を推定する。

(7) モデル構造の評価計算 (10) 式に基づいて L'_d の評価 FPE-EV を計算する。

(8) モデル構造の更新 $\text{FPE-EV} < \underline{\text{FPE-EV}}$ 、すなわち評価が改善された場合、モデルと評価を L'_d , $\text{FPE-EV} \rightarrow \underline{\text{FPE-EV}}$ と更新する。

(9) 予測 (4) ~ (8) の操作を行った結果、 k 日の d 日先予測モデル $L_d(k)$ が得られる。これを用いて d 日先の負荷を予測する。

以上の手順によって得られたモデル構造は、その時々における負荷と説明変数との因果関係をうまく表すように構築・更新される。したがって、上記の処理は、負荷の因果関係を把握するために、データ解析を行ったり、特定の構造を持つモデルを仮定する必要がないので、一種の自己組織化アルゴリズムと言える。

4. 予測例

(4.1) 予測の条件 以上の方法を用いた予測の例として、九州電力 (株) 管内における毎日の最大電力 (瞬時値) を対象に、1991 年の 1 ~ 7 日先予測を行った結果を示し、検討を行う。内容は次の通りである。

(1) (4.2) では、提案するモデル構造評価指標の優位性を確認するため、FPE-EV と通常の FPE の二つについて予測を行う。

(2) 〈4.3〉では、FPE-EV をモデル構造評価として用いた場合の予測を行い、先行日数、曜日による違いの検討を行う。

(1), (2) とも、説明変数の実績値を用いてパラメータを推定する際、負荷や気象条件に地域的な特性の違いがあることを考慮して、二つの市 A および B の気温を説明変数として用いている (表 1 参照)。本論文では、人口に伴う負荷への影響の程度を考慮して、A 市を福岡市、B 市を鹿児島市とした。

7 日先までの予想気温のデータが入手できなかったため、予想気温の誤差の分散・共分散行列は、気温の翌日予想と週間天気予報を基に設定した。また、予測の際に用いる予想気温は、これらの統計量を基に正規乱数によって生成した誤差を実績値に加えて合成した。使用した誤差の平均は 0°C 、標準偏差は年間を通じて 2°C 、誤差の相関係数は、両地点間において 0、同一地点では日数差が 1 日の場合 0.5、2 日の場合は 0.25、3 日の場合は 0 である。気温予想の誤差は先行日数と共に増加すると考えられるが、週間天気予報では明確な傾向が認められなかったため、すべての先行日数で同一の値を用いた。その他の説明変数については誤差を 0 とした。

負荷予測の誤差は、予測モデルの不適切さだけでなく予想気温など説明変数の誤差によっても引き起こされる。予測モデルの当否を予測結果から考察するには、予測結果から説明変数の誤差の影響分を取り除かななくてはならない。そこで、ここでは、上述の統計的性質を持つ異なる 200 通りの予想気温を合成して予測を行い、その結果の平均値を考察の対象とした。

〈4.2〉 モデル構造評価に関する検討 本節では、モデル構造評価が予測誤差にどのような効果をもたらすのかを調べるため、予想気温などの説明変数が誤差を伴う場合の予測結果を表 2 に示す。

まず年間の予測誤差について、FPE-EV を用いた場合は 458.9MW、負荷の実績値に対する比率に換算すると 5.1% である。FPE を用いた場合の予測結果は 489.5MW (5.3%) であるから、30.6MW (0.2%) だけ (予測誤差に対する比率では 6.2%) 改善されている。

これに関連して、次に月ごとの内訳について、FPE-EV を用いた場合と、FPE を用いた場合を比較する。

FPE-EV を用いた場合、特に 2 月、7 月、9 月において予測誤差が改善された。改善量は 2 月の 79.4MW (負荷実績値に対する比率で 0.9%)、7 月の 70.6MW (0.6%)、9 月の 82.4MW (0.6%) で、かなりの改善効果が得られたことがわかる。

1 月、8 月についても、それぞれ 28.7MW (0.3%)、35.7MW (0.3%) と、FPE-EV を用いた場合の方が改善されている。しかし改善量自体は、いずれの場合も年間の改善量と大差がない。

その他の月については、FPE-EV、FPE のいずれを用いた場合も、予測誤差 (率) に大きな違いは見られな

表 2 モデル構造評価による 2 乗平均予測誤差の違い

Table 2. Difference of mean squared forecasting errors by model structural performance index.

月	FPE-EV		FPE	
	予測誤差 (MW)	誤差率 (%)	予測誤差 (MW)	誤差率 (%)
1 月	345.1	4.0	373.8	4.3
2 月	230.6	2.7	310.0	3.6
3 月	353.6	4.5	364.8	4.7
4 月	271.5	3.6	257.3	3.4
5 月	360.5	4.8	354.6	4.7
6 月	561.4	6.3	564.2	6.3
7 月	502.3	4.7	572.9	5.3
8 月	798.6	7.5	834.3	7.8
9 月	771.4	8.6	853.8	9.2
10 月	364.5	4.5	373.2	4.6
11 月	190.4	2.3	204.4	2.5
12 月	299.3	3.5	315.0	3.7
年間	458.9	5.1	489.5	5.3

表 3 負荷の気温依存性に関する月ごとの違い

Table 3. Monthly difference about dependency on temperature of load.

月	相関係数	回帰係数 (MW/ $^{\circ}\text{C}$)	気温の変動幅 ($^{\circ}\text{C}$)
1 月	-0.356	-72.0	6.5
2 月	-0.764	-79.9	11.1
3 月	-0.519	-68.9	10.4
4 月	-0.571	-52.5	12.6
5 月	0.621	95.1	8.0
6 月	0.898	273.2	9.8
7 月	0.950	367.7	9.1
8 月	0.743	338.1	6.7
9 月	0.914	533.6	9.7
10 月	0.706	75.6	7.1
11 月	-0.658	-105.0	6.6
12 月	-0.710	-99.7	10.0

かった。

このように、予測結果の改善効果に月ごとの違いが現れた理由を検討する。先述のように負荷は気温の他にも様々な要因によって影響を受けるが、本論文において数値的な不確かさを問題にしているのは気温だけである。そこで、負荷の気温依存性に関する月ごとの違いを調べるため、平日のデータを用いて得られた、気温と負荷の相関関係、回帰係数および気温変動幅を表 3 に示す。ここで回帰係数とは、負荷を気温の 1 次式で近似した場合における直線の傾きを表す。また、気温の変動幅とは、その月における平日の日平均気温について最大値と最小値の差をとったものである。

表3において、7月と9月は気温と負荷の相関が極めて強く、気温の変動幅もかなり広いことがわかる。また、2月における気温と負荷の相関も冬としてはかなり強く、しかも気温の変動幅も非常に大きいことがわかる。FPEによってモデル選択を行うと、気温の予想誤差を配慮せずに、気温をモデルに取り入れるのに対し、FPE-EVでは、この点を配慮する。よって、この気温が負荷に大きな影響を与える時期において、両評価の差が顕著に現れている。なお、6月は気温依存性の強い時期と弱い時期が混在しているため、両評価の差は大きく現れていない。

一方、1月と8月については、真冬あるいは真夏に当たると、気温の変動幅があまり大きくない。また、その他の時期については、気温と負荷の相関があまり強くない。すなわち予測モデルに気温を取り入れる必要性が大きいかほとんどないので、FPE-EVとFPEとで差は大きく現れない。例えば、4、5月ではFPEの方がかえって良い結果を与えている。これは、説明変数として利用できる情報およびモデル作成・選択用のデータに限りがあるため、選択されたモデルが常に最小の予測誤差を与えとは限らないことに原因がある。負荷の気温依存性が高い7、9月では、FPE-EVはFPEに比べて有意に優れたモデルを選ぶが、気温依存性の低い月では、両評価は類似したモデルを選択し、予測結果は、表1に掲げていない要因の影響などと重なって、優劣のつけ難いものとなっている。

以上から考察すると、予想気温を用いて予測を行う場合には、FPE-EVを用いて予測を行う方が、FPEを用いる場合に比べて予測結果が改善され、はじめに意図した通りの効果が得られたと考えられる。

(4.3) 予測結果についての検討 表2に示すように、先行日数・年間を通じた全体の2乗平均予測誤差458.9MW（負荷実数値に対する比率で5.1%）は、予測に利用できる情報が限られ、しかも誤差を含んでいることを考えると悪くない値であると考えられる。

また、月ごとの誤差については夏場から秋口、特に8・9月の予測が悪化した。この原因を調べてみると、説明変数に含まれていない最高気温や湿度の異常や、気温の増減と負荷の増減の不一致などによって異常な誤差を生じたことがわかった。他の季節における予測誤差は190～360MW程度で、特に2月、4月、11月の予測が良好である。

予想気温の誤差は先行日数によらず一定としたので、表4に示した先行日数ごとの年間の誤差は445～465MW（4.9～5.1%）と大差はない。1～2日先の予測精度が良いのは、表1に示した説明変数中の1～3日前の平均気温として、実績値が利用できるためである。

曜日に対する誤差は表5のようになり、日・月曜日および土曜日の結果が良くない。これらの日は他の平日と比べてデータが少なく本来予測が難しい日である。しか

表4 先行日数別2乗平均予測誤差

Table 4. Mean squared forecasting error for each lead time.

先行日数	予測誤差 (MW)	誤差率 (%)
1日先	444.0	4.9
2日先	456.6	5.0
3日先	459.8	5.1
4日先	461.7	5.1
5日先	462.9	5.1
6日先	462.6	5.1
7日先	464.5	5.1

表5 曜日別2乗平均予測誤差

Table 5. Mean squared forecasting error for each day of the week.

曜日	予測誤差 (MW)	誤差率 (%)
日曜日	467.2	5.8
月曜日	494.7	5.3
火曜日	408.7	4.3
水曜日	424.3	4.5
木曜日	412.0	4.2
金曜日	443.8	4.5
土曜日	541.0	6.3

し、予測結果を調べてみると、予測例では考慮していない最高気温や湿度などが原因となって予測が悪化した日、これらの曜日に多く含まれていることがわかった。このような日を除いて誤差を計算し直すと、460MW程度となり、平日と比べてさほど変わらない。いずれにしても、日・月および土曜日については、曜日の表現方法などについて、さらに工夫を行う必要がある。

以上より、ここで考慮の対象外としている最高気温や湿度などに異常が生じなければ、先行日数や曜日に関係なく良好な予測が可能であると言える。これ以上に誤差を低減するには、最高気温など、他の気象条件を考慮したり、休日の取扱いを工夫する必要がある。

(4.4) あとがき 気象情報など予測に不可欠な情報に不確かさを伴う週間電力負荷予測において、最も適した予測モデルを自ら見出すための方法を検討した。負荷への影響が大きい説明変数の予想値が誤差を含む場合に、どのような予測モデルを構成すれば、予測結果に大きな影響を与えずに済むかを考え、これに起因する予測誤差への悪影響を低減する方法を検討した。特に、説明変数の誤差が予測誤差に及ぼす悪影響を評価指標に反映させ、評価が最小となるようなモデルの構造を実際の予測に用いる手法を提案し、以下の結論を得た。

(1) 本論文で提案したモデル構造評価（FPE-EV）は、気温など不確かさを伴う要因を説明変数に用いて予

付 録

測を行わねばならない場合に、予測誤差を低減する効果がある。このため、季節が大きく変化する時期の予測結果が目立って改善された。

(2) FPE-EV は、予測モデルが誤差を伴う説明変数を使用しない場合は、FPE と同様に振舞う。したがって、本論文において負荷の気温依存性が弱い時期には、予測結果は両者ではほぼ同等である。

(3) 予測は予想気温に誤差が含まれているにも拘らず、年間・先行日数・曜日を通じて比較的良好であるが、季節的には夏期における予測誤差が大きく、平均気温を用いた予測では十分な精度を確保するのが難しい。したがって、これ以上予測精度を向上するには、最高気温など、さらに多くの情報を用いる必要がある。また、日・月曜日や土曜日の予測も悪くはないが、その取扱いについてはなお工夫の余地がある。

今後の展望として、本論文で提案したモデル構造評価の考え方は、ニューラルネットワークを用いた予測手法などに拡張する事が考えられ、実際の予測における精度や信頼性の向上が大いに期待される。

最後に、本研究を行うにあたり貴重なデータを提供していただいた九州電力(株)、気象庁福岡管区気象台、および(財)日本気象協会の関係者各位に謝意を示す。

(平成6年4月1日受付)

文 献

- (1) M.A.Abu-El-Magd and N.K.Sinha: "Short-Term Load Demand Modeling and Forecasting: A Review", *IEEE Trans. Syst. Man Cybernetics*, SMC-12, 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) 松元敏弘・植木芳照・北村佐喜男・松井哲郎・遠藤弘: 「ニューロ・ファジィを用いた通年型翌日最大電力予測システムの実用化」, 第4回電気学会電力・エネルギー部門大会論文 II, 179
- (4) 村田純一・三宅尚志・平沢宏太郎: 「遺伝的アルゴリズムを用いた1日先電力負荷予測」, 第4回電気学会電力・エネルギー部門大会論文 II, 186 (平4)
- (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) 村田純一・東島浩司・相良節夫: 「季節の変化に応じたモデルを用いた2・3日先電力負荷予測」, 第1回電気学会電力・エネルギー部門大会論文 II, 138 (平2)
- (7) 久米均・飯塚悦功: 回帰分析(昭62) 岩波書店
- (8) 児玉慎三・須田信英: システム制御のためのマトリクス理論(昭53) 計測自動制御学会

説明変数の誤差を考慮した最終予測誤差の導出

(6) 式において、モデル推定時と類似の状況で予測を行ったときの誤差を推定する。説明変数の予想値が(3)式の X と同じ値であるとし、これに伴う誤差を V で表す場合を考える。このときの負荷を p' , それに含まれる(説明変数と無関係の)誤差を e' とする。これらのベクトルおよび行列は次のように表される。

$$p' = [p' \ \cdots \ p'_n]^T \quad \cdots \cdots \cdots \text{(付1)}$$

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \quad \cdots \cdots \cdots \text{(付2)}$$

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & \cdots & v_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{n1} & \cdots & v_{np} \end{bmatrix} \quad \cdots \cdots \cdots \text{(付3)}$$

$$e' = [e'_1 \ \cdots \ e'_n]^T \quad \cdots \cdots \cdots \text{(付4)}$$

これらを用いて(1)式を書き直すと、次のようになる。

$$p' = (X + V)\theta + e' \quad \cdots \cdots \cdots \text{(付5)}$$

この式において X は予想値, V は誤差, $X + V$ は真値である。このとき、(6)式および(7)式よりモデルパラメータ θ と、 θ の推定値 $\hat{\theta}$ との関係式が導かれる。

$$\hat{\theta} = \theta + (X^T W X)^{-1} X^T W e \quad \cdots \cdots \cdots \text{(付6)}$$

ここで、 X の誤差 V について、次式のような行列 Γ を定める。

$$\Gamma = E(V^T W V) \quad \cdots \cdots \cdots \text{(付7)}$$

また、 e, e' は統計的性質が同一であり、平均値は 0 となる。したがって分散・共分散行列 $W_{\Sigma} \sigma^2$ は次のように定められる。

$$W_{\Sigma} \sigma^2 = E(e e^T) = E(e' e'^T) \quad \cdots \cdots \cdots \text{(付8)}$$

このとき、ベクトルと行列について、2次形式とトレースの性質⁽⁸⁾を用いると、モデルパラメータ θ が確率量ではないこと、上式が成り立つことから、説明変数が誤差を生じた場合における予測誤差平方和の期待値 S_p は次のようになる。

$$\begin{aligned} S_p &= E \|p' - \hat{p}\|_W^2 \\ &= E \|(X + V)\theta + e' - X\hat{\theta}\|_W^2 \\ &= E \|V\theta + e' - X(X^T W X)^{-1} X^T W e\|_W^2 \\ &= E \{ \theta^T V^T W V \theta + e'^T W e' \\ &\quad + e^T W X (X^T W X)^{-1} X^T W e \} \\ &= \|\theta\|_{\Gamma}^2 + [\text{tr}\{W W_{\Sigma}\} \\ &\quad + \text{tr}\{(X^T W X)^{-1} X^T W W_{\Sigma} W X\}] \sigma^2 \\ &\quad \cdots \cdots \cdots \text{(付9)} \end{aligned}$$

一方、残差平方和 RSS の期待値 S_r は次のようになる。

$$S_r = E \|p - \hat{p}\|_W^2$$

$$\begin{aligned}
&= E \|e - X(X^T W X)^{-1} X^T W e\|_W^2 \\
&= [\text{tr}(W W_\Sigma) \\
&\quad - \text{tr}\{(X^T W X)^{-1} X^T W W_\Sigma W X\}] \sigma^2 \\
&\dots\dots\dots(\text{付 } 10)
\end{aligned}$$

いま, $E \|\hat{\theta}\|_\Gamma^2$ に着目すると,

$$\begin{aligned}
E \|\hat{\theta}\|_\Gamma^2 &= E \|\theta + (X^T W X)^{-1} X^T W e\|_\Gamma^2 \\
&= \|\theta\|_\Gamma^2 + \text{tr}\{(X^T W X)^{-1} \Gamma \\
&\quad \cdot (X^T W X)^{-1} X^T W W_\Sigma W X\} \sigma^2 \\
&\dots\dots\dots(\text{付 } 11)
\end{aligned}$$

以上三つの式は, 重み行列 W を $W = W_\Sigma^{-1}$ とおくと, それぞれ次のようになる。

$$\begin{aligned}
\|\theta\|_\Gamma^2 &= E \|\hat{\theta}\|_\Gamma^2 - \text{tr}\{(X^T W X)^{-1} \Gamma\} \sigma^2 \\
&\dots\dots\dots(\text{付 } 12)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
S_r &= \{\text{tr}(I_n) - \text{tr}(I_q)\} \sigma^2 \\
&= (n - q) \sigma^2 \dots\dots\dots(\text{付 } 13)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
S_p &= E \|\theta\|_\Gamma^2 + \{\text{tr}(I_n + \text{tr}(I_q))\} \sigma^2 \\
&= E \|\hat{\theta}\|_\Gamma^2 \\
&\quad + [\text{tr}(I_n) + \text{tr}(I_q) - \text{tr}\{(X^T W X)^{-1} \Gamma\}] \sigma^2 \\
&= E \|\hat{\theta}\|_\Gamma^2 + [n + q - \text{tr}\{(X^T W X)^{-1} \Gamma\}] \sigma^2 \\
&\dots\dots\dots(\text{付 } 14)
\end{aligned}$$

したがって, σ^2 を S_r を用いて表し, $S_r = E(RSS)$ の推定値を RSS として, $E \|\hat{\theta}\|_\Gamma^2$ の推定値を $\|\hat{\theta}\|_\Gamma^2$ とすると, S_p の推定値は次式のように導かれる。

$$\begin{aligned}
S_p &= \frac{n + q - \text{tr}\{(X^T W X)^{-1} \Gamma\}}{n - q} RSS + \|\hat{\theta}\|_\Gamma^2 \\
&\dots\dots\dots(\text{付 } 15)
\end{aligned}$$

よって $FPE-EV = S_p/n$ より (10) 式が得られ, 説明変数の誤差を考慮した最終予測誤差が導かれる。

三宅 尚志 (非会員) 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。63 年 4 月同大学博士後期課程進学。

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。61 年 4 月九州大学工学部助手。63 年 4 月同大学工学部助教授。現在に至る。主として自己組織化手法やニューラルネットワークを用いた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。

平沢 宏太郎 (正員) 昭和 17 年 1 月 26 日生。41 年 3

月九州大学大学院工学研究科修士課程電気工学専攻修了。41 年 4 月 (株) 日立製作所日立研究所入所, 60 年同第 10 部長, 平成元年同副所長。日立研究所にて電力系統を中心とした計算機制御システムの研究に従事。平成 3 年日立製作所大みか工場主管技師長。平成 4 年 12 月九州大学工学部教授。現在に至る。工学博士。計測自動制御学会, 情報処理学会, IEEE 会員。