配電系統電力融通計算のための短期電力負荷予測

正員 中村 政俊 (佐賀大)

正員 中島 みゆき (戸上電機)

非会員 野口 正治 (戸上電機)

非会員 小川 晴尚 (戸上電機)

1. ま え が き

配電系統の事故や作業によって生じる停電の区間を最小限に食い止めるため、系統の開閉器の切換えによる電力融通が行われている。電力融通計算⁽¹⁾⁽²⁾においては、各フィーダの有する配電余力を均一にするためにフィーダ単位の小さな区域ごとの電力負荷予測値が必要である。

電力負荷予測に関する研究を振り返ると^{(3)~(10)}、予測先行期間の違いによる長期⁽⁴⁾・中期⁽⁵⁾⁽⁶⁾・短期電力負荷予測^{(7)~(10)}や、電力負荷予測における気象情報採用の有無や、電力負荷モデルと推定理論の違いなどにより、数多くの電力負荷予測法⁽³⁾がある。しかし、これらの電力負荷予測法のほとんどすべては、送電系統単位や、電力会社単位の広い地域の電力負荷予測であり、配電系統内における狭い区域ごとの電力負荷予測は、経験的手法だけに頼ってきた傾向が強い。

本論文では、配電系統内の狭い区域単位の実用的な短期電力負荷予測法の開発を行う。小区域ごとの平日と週末の電力負荷予測を行うための負荷モデルを構成し、負荷モデルの日々更新は指数的重み付き最小2乗法⁽¹¹⁾で行う。電力負荷の特質は、小区域ごとにそれぞれ異なるが、その差異は指数の適切な値で対処することになり、その指数の値は各区域ごとに最適に選定する。本方法によれば、電力負荷予測の推定値のみならず、その推定精度幅の情報も得られ、これらの値を用いた電力融通計算の余裕の度合いが確率でもって定量的に保証される。

電力負荷予測法の評価は、1986年秋から1987年冬にかけての佐賀地域の電力負荷実績データに基づいて行ったが、3時間後の電力負荷予測誤差の標準偏差が

数%程度と良好で、従来の経験手法との比較では予測誤差は約1/3~2/3に減少した。佐賀地域では約百箇所の小区域の電力負荷予測を行う必要があり、本方法のアルゴリズム実行にはデータ記憶のための計算機記憶容量が約100キロワード必要であるが、昨今の小形計算機の機能で十分にまかなえる。

2. 配電系統電力負荷予測の目的と電力負荷の特質

〈2・1〉 配電系統電力負荷予測の目的 配電系統の事故停電や作業停電時においては、停電区間を最小限に抑えるために開閉器の切換えによって電力融通が行われる⁽¹⁾⁽²⁾。その際に配電系統の安全性の立場から、各フィーダの容量と電力負荷の差であるフィーダ配電余力をできるだけ均一に図る電力融通計算のためには、フィーダ単位の小区域ごとの電力負荷予測が必要である。

佐賀地域の配電系統を例にとると15の変電所それぞれに約三つのバンクがあり、その各バンクに約6個のフィーダがつながっていて、全体ではバンク区域の数は28箇所、フィーダ区域の数は87箇所である。図1には配電系統の概念図を示し、実線枠はバンク区域、破線枠はフィーダ区域を表す。これら一般の配電系統の電力負荷予測法に関する要求事項を整理すると以下のとおりである。

(i)各バンク区域とフィーダ区域ごとに電力負荷予測値が得られ、(ii)電力負荷予測の推定値に付随して、その推定精度幅が求められ、また(iii)停電時間は通常数時間以下であり、事故停電のときの電力負荷予測の先行期間は現在から4時間先まで必要で、作業停電のときの先行期間は一日から一月先を起点とした数時間の間である。いまからの考察の主な対象は現在から数時間先までの電力負荷予測法である。

〈2・2〉 配電系統電力負荷の特質 配電系統電力負荷の特質の検討を1986年夏の佐賀地域における六つのバンク区域と12箇所のフィーダ区域に関して行った。図2には、そのうちのバンクO区域、バンクK区域、フィーダA区域、フィーダT区域の1

Short Term Load Forecasting Used for Wheeling Service Calculation in Power Distribution Systems. By Masatoshi Nakamura, Member (Faculty of Science and Engineering, Saga University), Miyuki Nakasima, Member, Masaharu Noguchi, Non-member & Harunao Ogawa, Non-member (Togami Electric Mfg. Co., Ltd).

中村政俊：正員，佐賀大理工学部電気工学科

中島みゆき：正員，(株)戸上電機製作所

野口正治：非会員，(株)戸上電機製作所

小川晴尚：非会員，(株)戸上電機製作所

図 1 配電系統図

Fig. 1. A part of power distribution systems.

週間の電力負荷曲線を表している。検討によって明らかになった配電系統電力負荷の特質は以下の4項目にまとめられる。

(1) 区域ごとの差異 バンク区域やフィーダ区域が所属している地区が住宅地区、商業地区、工業地区、農業地区などの違いにより、電力負荷の最高値や最低値を呈する時間帯や変動幅など電力負荷曲線の形状に関する特質が異なる。

(2) 平日と週末の差異 一つの区域の電力負荷曲線は月曜から金曜までの平日、土曜日、日曜日の三つのパターンに分類でき、その同一パターン内の電力負荷曲線の形状は似かよっている。

(3) 平日の特質 平日の電力負荷曲線は日々似ていて、時刻を固定させた電力負荷の値はほぼ一定値のまわりにあるばらつきをもって日々変化する。

(4) 週末の特質 土曜日と日曜日の電力負荷はいずれも平日の電力負荷より値が小さく、負のバイアスが存在する。

上記特質のうち、(3)項の平日の特質を定量的にとらえたのが表1で、そこではO区域、K区域、A区域、T区域の1986年8月19日から9月1日までの

佐賀地域：O区域、K区域、A区域、T区域、
昭和61年8月19日～9月1日、電圧約7kV

図 2 1週間の電力負荷曲線

Fig. 2. Daily load curves for a week.

平日の電力負荷の電流値に関して、各j時刻ごとの日付kに関する平均値 $\bar{l}_j$ (平均値を意味する) と標準偏差 e_j

$$\bar{l}_j = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N l_j(k) \dots \dots \dots (1)$$

$$e_j = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \{l_j(k) - \bar{l}_j\}^2} \dots \dots \dots (2)$$

を表している。ここで、日数 N は 10 である。電力負荷は有効電力で計られるが、この配電系統では電圧は 7 kV ではば一定値を有し、また力率に関しても遅れ位相で 1 から 0.95 の範囲に維持されている。従って、以下電力負荷を電流値で表す。

3. 配電系統の電力負荷予測法

〈3・1〉 電力負荷予測の基本方式 前章で検討した配電系統電力負荷の特質をもとに、要求仕様に従った実用的なできるだけ単純な電力負荷予測法を構築するが、そのときの基本方式を以下の5項目に示す。

(1) 各バンク区域・フィーダ区域別、0時から23

表 1 平日電力負荷の平均値と標準偏差 (佐賀地域、昭和61年8月、平均値 $\bar{l}_j$ 、標準偏差 e_j 、単位(A)、電圧約7kV)

Table 1. Means and standard deviations of weekday load.

j時		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
O区域	$\bar{l}_j$	575	483	434	380	354	348	347	372	475	701	941	1,041	1,073	1,094	1,103	1,114	1,102	1,080	1,005	1,027	969	847	737	635
	e_j	64	45	34	19	18	17	14	22	32	75	54	95	77	90	85	94	94	100	73	73	61	57	55	51
K区域	$\bar{l}_j$	361	298	262	216	100	184	194	223	313	407	561	612	635	648	687	661	660	628	591	615	606	537	471	389
	e_j	28	14	8	7	0	5	8	9	21	33	24	28	28	19	26	53	32	37	25	23	26	24	25	26
A区域	$\bar{l}_j$	108	91	80	67	60	57	56	60	72	114	132	142	152	152	158	160	158	157	149	166	174	161	135	119
	e_j	15	13	10	7	5	4	4	3	8	17	16	21	18	15	10	21	23	20	17	19	15	13	14	14
T区域	$\bar{l}_j$	91	56	82	79	78	79	79	83	104	182	193	206	207	205	206	217	201	189	156	149	147	126	123	99
	e_j	17	14	14	11	10	9	10	11	22	30	34	33	37	29	32	33	31	34	27	30	27	25	27	15

時までの時刻別、1時間から4時間までの予測先行時間別に、それぞれ独立な電力負荷予測のための負荷モデルを構成し、これらの負荷モデルを用いて電力負荷予測を行う。

(2) 平日、土曜日、日曜日の電力負荷はそれぞれ別のパターンと考え、平日の電力負荷予測方式を基本にして、土曜日と日曜日の電力負荷予測は平日分に修正を加えた形で行う。

(3) 平日電力負荷予測の方式に関して、まず i 区域の k 日 $j+p$ 時刻の電力負荷 $l_{j+p}(k)$ を

$$l_{j+p}(k) = l_j(k) + d_{j+p}(k) \dots\dots\dots (3)$$

のように現在負荷 $l_j(k)$ と変動負荷 $d_{j+p}(k)$ の和で表す。ここで、変動負荷は先行時間 p 時間の間における負荷の変動分を意味して、 $d_{j+p}(k) = l_{j+p}(k) - l_j(k)$ である。それぞれの変数の関係は図3に示している。現時点 j において p 時間後の電力負荷予測値は

$$\hat{l}_{j+p|j}(k) = \hat{l}_{j|j}(k) + \hat{d}_{j+p|j}(k) \dots\dots\dots (4)$$

で求めるが、右辺の $\hat{l}_{j|j}(k)$ は現在負荷モデルの出力、 $\hat{d}_{j+p|j}(k)$ は変動負荷モデルの出力で、 $\wedge$ は推定値や予測値を意味し、 $j+p|j$ は時刻 j に $j+p$ 時刻の予測を行うことを意味する。これらの負荷モデルの構成法に関しては次節で述べる。

(4) 週末電力負荷予測の方式に関しては、まず週末電力負荷の特徴を平日電力負荷に対する現在バイアス $a_j^m(k)$ と変動バイアス $b_{j+p}^m(k)$

$$a_j^m(k) = \hat{l}_{j|j}(k-1) - l_j^m(k) \dots\dots\dots (5)$$

$$b_{j+p}^m(k) = \hat{d}_{j+p|j}(k-1) - d_{j+p}^m(k-1) \quad (m=1, 2) \dots\dots\dots (6)$$

によってとらえる。ここで、 m はパターンの分類を意味して、 $m=1$ のときは土曜日、 $m=2$ のときは日曜日を表す。右辺の $\hat{l}_{j|j}(k-1)$ は過去最新の平日電力負荷予測値を意味する。これらのバイアスの推定値 $\hat{a}_{j|j}^m(k)$ と $\hat{b}_{j+p|j}^m(k)$ の求め方については次節で述べる。

図3 電力負荷予測の基本方式

Fig. 3. Basic scheme for the load forecasting.

p 時間後の電力負荷予測値は、平日電力負荷予測値にバイアスの推定値の補正を施して

$$\begin{aligned} \hat{l}_{j+p|j}^m(k) &= \hat{l}_{j|j}(k) - \hat{a}_{j|j}^m(k) \\ &\quad + \hat{d}_{j+p|j}(k) - \hat{b}_{j+p|j}^m(k) \\ &\quad (m=1, 2) \dots\dots\dots (7) \end{aligned}$$

によって求める。

(5) 電力負荷予測値の推定精度幅を知るために、電力負荷予測値と実績値の差の2乗平均で定義される予測誤差分の推定値をも求める。

〈3.2〉 電力負荷予測のアルゴリズム 電力負荷予測の基本方式の中で必要となる負荷モデルの構成に関して検討し、電力負荷予測の具体的なアルゴリズムを示す。負荷モデルの中で対象にする変数はいずれも、ある値のまわりをばらつきをもって徐々に経日変化するので、変数の推定値の日々更新には指数的重み付き最小2乗法⁽⁴⁾を用いる。なお、すべての区域に関して独立に同様の処理を行うので、以下の表記では区域を示す添字 i は省略する。

(1) 現在負荷モデルの更新 電力負荷のパターンは平日 ($m=0$)、土曜日 ($m=1$)、日曜日 ($m=2$) の三つに分けられて、現在負荷モデルとそのバイアスを表すモデルを該当する日に次式

$$\begin{aligned} \hat{l}_{j|j}(k) &= \mu_0 \hat{l}_{j|j}(k-1) + (1-\mu_0) l_j^0(k) \\ &\quad (\text{平日}, m=0) \dots\dots\dots (8) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \hat{a}_{j|j}^1(k) &= \mu_1 \hat{a}_{j|j}^1(k-1) + (1-\mu_1) \\ &\quad \times \{ \hat{l}_{j|j}(k-1) - l_j^1(k) \} \\ &\quad (\text{土曜日}, m=1) \dots\dots\dots (9) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \hat{a}_{j|j}^2(k) &= \mu_2 \hat{a}_{j|j}^2(k-1) + (1-\mu_2) \\ &\quad \times \{ \hat{l}_{j|j}(k-1) - l_j^2(k) \} \\ &\quad (\text{日曜日}, m=2) \dots\dots\dots (10) \end{aligned}$$

によって更新する。ここで、指数 μ_0, μ_1, μ_2 は $[0, 1]$ の範囲で設計者が適切に定めるパラメータで、その値の選定法については次章で述べる。

(8)~(10)式の計算では当日が平日、土曜日、日曜日のいずれであるかを判断し、当日が属しているパターンの該当の一つのモデルだけを更新し、残り二つのモデルは更新しない。従って、日を表す k はモデルによって異なった日付を意味することになり、日の更新を表す式の表現法に工夫が必要である。いま、更新しないモデルは恒等変換式で表す。例えば、当日 k 日が平日であれば、バイアスのモデルの更新は行われないので、恒等変換式 $\hat{a}_{j|j}^1(k) = \hat{a}_{j|j}^1(k-1)$ 、 $\hat{a}_{j|j}^2(k) = \hat{a}_{j|j}^2(k-1)$ で表す。この恒等変換式を導入して(8)~(10)式の内容を表現すると

$$\begin{bmatrix} \hat{l}_{j+1j}(k) \\ \hat{a}_{j+1j}^1(k) \\ \hat{a}_{j+1j}^2(k) \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} \hat{l}_{j+1j}(k-1) \\ \hat{a}_{j+1j}^1(k-1) \\ \hat{a}_{j+1j}^2(k-1) \end{bmatrix} + (I-M) \begin{bmatrix} l_j^0(k) \\ \hat{l}_{j+1j}(k-1) - l_j^1(k) \\ \hat{l}_{j+1j}(k-1) - l_j^2(k) \end{bmatrix} \quad (11a)$$

となり、 I は 3×3 の単位行列、 M は次の対角行列

$$M = \begin{cases} \text{diag}(\mu_0, 1, 1), & (\text{平日}, m=0) \\ \text{diag}(1, \mu_1, 1), & (\text{土曜日}, m=1) \\ \text{diag}(1, 1, \mu_2), & (\text{日曜日}, m=2) \end{cases} \quad (11b)$$

を表す。この(11b)式の M の値を用いて(11a)式中の三つの式すべてを毎日更新すると考えれば、この表現法による k と日付とは1対1の対応が取れる。

(2) 変動負荷モデルの更新 変動負荷モデルとそのバイアスを表すモデルの更新に関しても、三つのうちの当日に該当する一つだけのモデルを更新し、残り二つのモデルは更新しない。従って、これらのモデル更新の式の表現は、(11a)、(11b)式と同様に

$$\begin{bmatrix} \hat{d}_{j+p+1j}(k) \\ \hat{b}_{j+p+1j}^1(k) \\ \hat{b}_{j+p+1j}^2(k) \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} \hat{d}_{j+p+1j}(k-1) \\ \hat{b}_{j+p+1j}^1(k-1) \\ \hat{b}_{j+p+1j}^2(k-1) \end{bmatrix} + (I-A) \begin{bmatrix} l_{j+p}^0(k-1) - l_j^0(k-1) \\ \hat{d}_{j+p+1j}(k-1) - \{l_{j+p}^1(k-1) - l_j^1(k-1)\} \\ \hat{d}_{j+p+1j}(k-1) - \{l_{j+p}^2(k-1) - l_j^2(k-1)\} \end{bmatrix} \quad (12a)$$

で表し、対角行列は

$$A = \begin{cases} \text{diag}(\lambda_0, 1, 1), & (\text{平日}, m=0) \\ \text{diag}(1, \lambda_1, 1), & (\text{土曜日}, m=1) \\ \text{diag}(1, 1, \lambda_2), & (\text{日曜日}, m=2) \end{cases} \quad (12b)$$

である。対角行列 A の値の選定に関しては次章で述べる。ここで p は先行時間を表し、 $p=1, 2, 3, 4$ それぞれに関して(12a)、(12b)式のモデル更新を行う。

(3) 予測誤差分散推定値の更新 電力負荷予測値の推定精度幅を把握するために、予測誤差分散の推定値を次の更新式

$$\begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{j+p+1j}^0(k) \\ \hat{\sigma}_{j+p+1j}^1(k) \\ \hat{\sigma}_{j+p+1j}^2(k) \end{bmatrix} = \Gamma \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{j+p+1j}^0(k-1) \\ \hat{\sigma}_{j+p+1j}^1(k-1) \\ \hat{\sigma}_{j+p+1j}^2(k-1) \end{bmatrix} + (I-\Gamma) \begin{bmatrix} \{l_{j+p}^0(k-1) - \hat{l}_{j+p+1j}^0(k-1)\}^2 \\ \{l_{j+p}^1(k-1) - \hat{l}_{j+p+1j}^1(k-1)\}^2 \\ \{l_{j+p}^2(k-1) - \hat{l}_{j+p+1j}^2(k-1)\}^2 \end{bmatrix} \quad (13a)$$

によって求め、対角行列は

$$\Gamma = \begin{cases} \text{diag}(\gamma_0, 1, 1), & (\text{平日}, m=0) \\ \text{diag}(1, \gamma_1, 1), & (\text{土曜日}, m=1) \\ \text{diag}(1, 1, \gamma_2), & (\text{日曜日}, m=2) \end{cases} \quad (13b)$$

である。異なった先行時間 $p=1, 2, 3, 4$ それぞれに対して、(13a)、(13b)式を用いて予測誤差分散の推定値を得る。この値の利用の仕方については〈5・2〉節(2)項で述べる。

(4) 電力負荷予測値 (11)、(12)式のモデルの出力を用いて、平日の電力負荷予測値は(4)式で求め、週末の電力負荷予測値は(7)式で求める。いま、電力負荷予測の式の表記を簡潔にするために、形式的に平日のバイアスの推定値 $\hat{a}_{j+1j}^0(k) = \hat{b}_{j+p+1j}^0(k) \equiv 0$ を導入し、かつ恒等変換式に注意すれば(4)、(7)式の内容は一つの式

$$\hat{l}_{j+p+1j}^m(k) = \hat{l}_{j+1j}(k) - \hat{a}_{j+1j}^m(k) + \hat{d}_{j+p+1j}(k) - \hat{b}_{j+p+1j}^m(k), \quad (m=0, 1, 2) \quad (14)$$

で統一的に表現できる。以上の電力負荷予測アルゴリズムの流れ図は図4に示す。

(5) 初期値の選定 電力負荷予測アルゴリズムの開始にあたって、負荷モデルの推定値の初期値が必

図4 電力負荷予測のアルゴリズム

Fig. 4. Flow chart of the load forecasting algorithm.

要である。もし、初期値に関して全く情報がない場合には、初期値をすべて 0 として開始してもアルゴリズムの数回の繰返しによって負荷モデルの推定値は望ましい値に近づく。

しかし、初期値に関する情報が入手可能なときは、初期値の適切な選定を行うことによってアルゴリズムは最初から望ましい負荷モデルの出力を生み出せる。いま、電力負荷の過去の実績データがあるときには、負荷モデルの初期値として平日分に関しては

$$\begin{aligned} \hat{l}_{j|j}(0) &= \sum_{k=-1}^{-N} l^0(k)/N \\ \hat{d}_{j+p|j}(0) &= \sum_{k=-1}^{-N} \{l_{j+p}^0(k) - l_j^0(k)\} / N \\ \hat{v}_{j+p|j}^0(0) &= \sum_{k=-1}^{-N} \{\hat{d}_{j+p|j}(0) - (l_{j+p}^0(k) \\ &\quad - l_j^0(k))\}^2 / N \\ l_{j+p}^0(0) - l_j^0(0) &= \hat{d}_{j+p|j}(0) \end{aligned} \quad \dots\dots\dots (15a)$$

とし、週末分に関しては $m=1, 2$ 両者について

$$\begin{aligned} \hat{a}_{j|j}^m(0) &= \sum_{k=-1}^{-n} \{\hat{l}_{j|j}(0) - l_j^m(k)\} / n \\ \hat{b}_{j+p|j}^m(0) &= \sum_{k=-1}^{-n} \{\hat{d}_{j+p|j}(0) - l_{j+p}^m(k) \\ &\quad + l_j^m(k)\} / n \\ \hat{v}_{j+p|j}^m(0) &= \sum_{k=-1}^{-n} \{\hat{d}_{j+p|j}(0) - l_{j+p}^m(k) \\ &\quad + l_j^m(k) - \hat{b}_{j+p|j}^m(0)\}^2 / n \\ l_{j+p}^m(0) - l_j^m(0) &= \hat{d}_{j+p|j}(0) - \hat{b}_{j+p|j}^m(0), (m=1, 2) \end{aligned} \quad \dots\dots\dots (15b)$$

のように選ぶ。ここで、 $-N$ と $-n$ のマイナスはそれぞれ過去にさかのぼった日数を表す。

(6) 計算機メモリー 電力負荷予測のアルゴリズムを計算機で実行するときに、メモリーに記憶すべき変量に関して考察する。電力負荷予測を行う小区域 (i) の数は約百箇所、1 日は時刻 (j) が 0 時から 23 時までであり、上記二つのパラメータを固定して (11)～(13) 式のアルゴリズムを実行するのに最小限記憶すべき変量を列記する。まず、電力負荷の実績データ (l_j^0, l_j^1, l_j^2)、現在負荷モデルとそのバイアスの出力 ($\hat{l}_{j|j}, \hat{a}_{j|j}^1, \hat{a}_{j|j}^2$)、 p 時間先行予測、それぞれに関する変動負荷モデルと、そのバイアスの出力 ($\hat{d}_{j+p|j}, \hat{b}_{j+p|j}^1, \hat{b}_{j+p|j}^2$)、 p 時間先行の負荷予測分散の推定値 ($\hat{v}_{j+p|j}^0, \hat{v}_{j+p|j}^1, \hat{v}_{j+p|j}^2$)、 p 時間先行の電力負荷予測値 ($\hat{l}_{j+p|j}^0, \hat{l}_{j+p|j}^1, \hat{l}_{j+p|j}^2$) で、全体としての必要な記憶容量は、 $i \times 24 \times \{3+3+4 \times (3+3+3)\} = i \times 1,008$ ワードであ

る。最小限記憶すべき変量の個数は電力負荷予測の日数とは全く無関係であり、このことは本電力負荷予測が継続的に、1 区域に約 1 キロワードの記憶容量の計算機で実現できることを意味する。

以上は、1 時間ごとの電力負荷予測を行うときの議論であったが、実際には 10 分ごとの電力負荷データの採取が可能で、電力融通計算をより細かい時間帯に区切って行う必要があるときは、最高 10 分ごとの電力負荷予測が可能である。そのとき独立な負荷モデルの数は 6 倍となり、記憶容量も 1 区域に 6 キロワード必要となる。

4. モデル更新パラメータの選定

前章のモデルの更新式の形はいずれも

$$\hat{x}(k) = \gamma \hat{x}(k-1) + (1-\gamma)y(k) \quad \dots\dots\dots (16)$$

の形を有する。この更新式は指数的重み付き評価関数

$$J(\bar{x}) = \sum_{h=1}^k (\gamma)^{k-h} \{y(h) - \bar{x}\}^2 \quad \dots\dots\dots (17)$$

を最小化する $\bar{x}$ の逐次式として導出され⁽¹¹⁾、評価関数の中の $(\gamma)^{k-h}$ は $[0, 1]$ 範囲内の値を有する指数 γ のべき乗を表す。(16) 式の右辺第 1 項は過去の推定分で第 2 項は新しい観測値 $y(k)$ による修正分を表し、 γ の値が 1 に近いと更新は控え目となり、 γ が 0 に近づくると修正が大きくなされる。このように、指数 γ の値はモデルの更新特性を決定づける重要なパラメータであり、その選定は重要である。

〈4.1〉 平日電力負荷予測におけるパラメータ決定

平日の電力負荷予測におけるモデル更新のパラメータは (11), (12) 式中の指数 μ_0 と λ_0 である。これらのパラメータ μ_0 と λ_0 をそれぞれ 0 から 1 まで 0.1 刻みで変化させると、 $11^2=121$ とおりの組合せができる。パラメータ μ_0 と λ_0 の最適選定に関しては、121 とおりのすべてに対して、それぞれ電力負荷予測を行い、そのときの電力負荷予測誤差の標準偏差

$$\varepsilon(\mu_0, \lambda_0) = \sqrt{\sum_{k=1}^N \{l_{j+p}^0(k) - \hat{l}_{j+p|j}^0(k)\}^2 / N} \quad \dots\dots\dots (18)$$

を求め、 $\varepsilon(\mu_0, \lambda_0)$ を最小ならしめる μ_0 と λ_0 を選定する。ただし、この k は平日だけの日を表す。

O 区域の 8 時に 3 時間後の電力負荷予測を行ったときの予測誤差分散の標準偏差を μ_0 と λ_0 の二次元配列上に記入したものが表 2 (1) で、この表には予測誤差分散の標準偏差の等高線が描けて、その谷底が最適パラメータ ($\mu_0=0.0, \lambda_0=0.2$) である。

同様の表を区域ごと、時刻ごと、先行時間ごとに作

表 2 パラメータに対する電力負荷予測誤差分散の標準偏差 (太字の値が最小値)

Table 2. Standard deviations of the load forecast errors for each parameter.

(1) O区域, 8時, 3時間先行 平日

1.0	62	64	66	68	71	75	79	84	88	93	96
0.9	64	66	68	71	74	78	82	86	91	95	96
0.8	64	66	69	72	75	78	82	86	90	93	94
0.7	64	66	68	71	74	78	81	85	88	91	91
0.6	63	65	67	70	73	76	80	83	86	87	87
0.5	62	64	67	69	72	75	78	81	83	84	84
0.4	61	63	66	68	71	73	76	78	80	81	81
0.3	61	63	65	67	70	72	74	75	78	79	78
0.2	61	62	64	67	69	71	73	75	76	77	76
0.1	61	62	64	66	68	70	72	73	75	75	75
0.0	61	63	65	66	68	70	71	73	74	74	74
λ_0	.0	.1	.2	.3	.4	.5	.6	.7	.8	.9	1.
μ_0											

(2) O区域, 20時, 3時間先行 平日

1.0	56	54	52	49	46	43	40	38	35	33	33
0.9	55	52	48	44	39	34	29	23	21	26	39
0.8	53	49	44	39	33	26	19	15	20	33	50
0.7	50	45	40	34	27	20	14	15	25	42	59
0.6	47	42	36	30	23	16	13	20	33	49	66
0.5	45	40	34	27	21	16	16	25	39	55	71
0.4	43	38	32	25	20	17	20	30	44	59	74
0.3	42	36	30	24	20	19	24	35	48	63	77
0.2	41	35	29	24	21	21	28	38	52	66	80
0.1	40	35	29	25	22	24	31	41	55	68	82
0.0	40	35	30	26	24	27	34	44	57	71	83
λ_0	.0	.1	.2	.3	.4	.5	.6	.7	.8	.9	1.
μ_0											

(3) O区域, 8時, 3時間先行 日曜

1.0	79	79	80	81	83	85	88	92	98	105	115
0.9	59	60	61	62	64	67	70	73	79	86	95
0.8	47	48	49	50	52	55	58	61	66	72	81
0.7	39	40	41	43	45	47	50	54	58	64	72
0.6	35	36	37	39	41	43	46	49	53	58	66
0.5	34	35	36	38	39	42	44	47	50	55	62
0.4	34	35	37	38	40	42	44	46	50	54	61
0.3	37	38	39	40	42	43	45	48	51	55	61
0.2	40	41	42	43	45	47	48	50	53	57	63
0.1	45	46	47	48	49	51	52	54	57	60	66
0.0	51	52	53	54	55	56	58	59	61	65	70
λ_2	.0	.1	.2	.3	.4	.5	.6	.7	.8	.9	1
μ_2											

成し, それぞれの最適パラメータ (μ_0, λ_0) を求める。例えば, O区域の20時における3時間後では, 表2(2)からわかるように ($\mu_0=0.6, \lambda_0=0.6$) である。O区域の16時における3時間後では ($\mu_0=0.0, \lambda_0=1.0$), T区域の8時における3時間後では ($\mu_0=0.4, \lambda_0=1.0$) となった。このように, 時刻の相違や区域の相違によって最適パラメータの値が異なり, これらそれぞれの最適パラメータの採用により, 多様な特質を有する電力負荷に対処した電力負荷予測が行える。

〈4.2〉 週末電力負荷予測におけるパラメータ決定

週末の電力負荷予測におけるモデル更新のパラメータは, 土曜日に関しては指数 μ_1 と λ_1 , 日曜日に関しては μ_2 と λ_2 である。これらのパラメータの最適選定に関しても, μ_0 と λ_0 の決定のときと同様に, パラメータの値をそれぞれ0から1まで0.1刻みで変化させ, それぞれの電力負荷予測の誤差の標準偏差

$$\varepsilon(\mu_m, \lambda_m) = \sqrt{\sum_{k=1}^n \{l_{j+p}^m(k) - \hat{l}_{j+p}^m(k)\}^2 / n} \quad (m=1, 2) \dots (19)$$

を求め, $\varepsilon(\mu_m, \lambda_m)$ を最小ならしめる μ_m と λ_m を選定する。ただし, この k は土曜日だけ日曜日だけの日を表す。なお, 週末の電力負荷予測において, $\hat{l}_{j,i}(k)$ と $\hat{d}_{j+p,i}(k)$ の更新に登場する指数 μ_0 と λ_0 の値は, 〈4.1〉 節の平日電力負荷予測で選定した最適パラメータの値を使用する。表2(3)には日曜日のO区域の8時における3時間後の電力負荷予測の結果を示す。

5. 配電系統の電力負荷予測結果と討論

〈5.1〉 電力負荷予測の結果

採用した電力負荷の実績データは1986年12月1日から1987年1月18日までの佐賀地域のもので, 図5はそのうちの12月12日から26日までの15日間のO区域の電力負荷予測結果を示す。同図では, $k=3, 10$ が日曜日, $k=2, 9$ が土曜日, その他が平日のパターンを表す。また図中には, 0, 4, 8, 12, 16, 20の各時刻における3時間後の電力負荷予測の推定値と, その予測誤差分散推定値の標準偏差を記入している。なお, 予測誤差分散推定値の更新のときのパラメータを含む対角行列 I の値は, I の最適値と同一値を採用した。

本方法による電力負荷予測の精度を評価するために, 電力負荷予測誤差分散の標準偏差を各時刻ごとに調べると, 3時の値は6.4A, 7時は11.2A, 11時は56.8A, 15時は26.7A, 19時は36.4A, 23時は11.8Aであった。これら6時刻の標準偏差の平均値で電力負荷予測の精度を評価すると30.5Aであった。いま6時刻の平均電力負荷が3時は447.8A, 7時は

佐賀地域：○区域，昭和61年12月12日（金）～昭和61年12月26日（金）3時間先行電力負荷予測，左の数字の位置が当日の電力負荷の基線の位置，枠内の数字は電力負荷の該当する日，右の数字は15日目の電力負荷の電流値で他の日の電流値は基線を200A ずつずらして読み取る

図5 電力負荷予測結果

Fig. 5. Results for load forecasting.

429.4 A, 11 時は 733.6 A, 15 時は 694.3 A, 19 時は 783.7 A, 23 時は 521.8 A であるから，6 時刻の相対誤差の平均値に直すと 3.8% である。

本電力負荷予測法と他の手法との相対評価を行うため，以下の三つの経験手法による電力負荷予測を行った。経験手法としては，(i) 本日の電力負荷予測値は，現在負荷と初日の変動負荷の和（簡便法1），(ii) 本日の電力負荷予測値は過去最新の同一パターンの日の電力負荷と同一（簡便法2），(iii) 本日の電力負荷予測値は現在負荷と過去最新の同一パターンの日の変動負荷の和（簡便法3）を用いた。それぞれの手法で○区域の3時間後の電力負荷予測の相対誤差を計算すると7.1%，7.4%と6.0%であった。これらの結果と比較すると本電力負荷予測法はかなり良好で，予測誤差が経験手法より1/3～2/3程度に減少した。

〈5・2〉電力負荷予測法の討論

(1) 負荷モデルの構造と指数 配電系統の小区域ごとの電力負荷は周期的な時間的相関と区域間の空間的相関を有するが，本方法では実用的立場からより単純な電力負荷予測方式が望まれ，相関が特に強い時間的相関だけに着目して小区域ごとに全く独立な現在

負荷と変動負荷の和からなる負荷モデルを採用した。また一日後の電力負荷予測などにおいて，負荷予測の重要な因子であった気象要因は，いまの数時間程度の短い先行期間の電力負荷予測においては，あまり重視する必要はないと判断して採用していない。

各小区域ごとに，全く同一構造を有する個々の負荷モデルにおいて，小区域ごとの電力負荷の特性を指数 μ と λ の値に反映させた。この係数 μ と λ の値は小区域ごとの電力負荷実績データをもとに最適に決定した。

(2) 推定精度幅 本方法では，電力負荷予測値 $\hat{l}_{j+p|j}(k)$ とその予測誤差分散推定値 $\hat{\sigma}_{j+p|j}(k)$ が得られるので，電力負荷予測値の区間推定量を表す推定精度幅が定まる。電力融通計算の際に必要なのは，電力負荷の上限の予測値である。本電力負荷予測結果から求められる $\hat{l}_{j+p|j}^m(k) + \alpha\sqrt{\hat{\sigma}_{j+p|j}^m(k)}$ はこの上限の予測値で， $\sqrt{\hat{\sigma}_{j+p|j}^m(k)}$ の分布を近似的に正規分布と仮定すれば，電力負荷がこの上限値以下に入る確率は容易に求められる。つまり， $\alpha=1$ のとき電力融通計算の余裕の度合の確率は84%， $\alpha=2$ のときは98%， $\alpha=3$ のときは99.9%である。

(3) 異常日 事故や作業時には停電や電力融通によって，周辺の区域の電力負荷は異常パターンを呈する。図5の $k=13$ の日の9時から15時の電力負荷はこの異常パターンに相当する。このように電力負荷が異常パターンのときは，同一異常パターン内の過去の電力負荷実績データそのものを当日の電力負荷予測値として用いる。そのとき，(11)～(13)式の負荷モデルの更新は行わない。その手段としては，対角行列 M, A, Γ はいずれも $\text{diag}(1, 1, 1)$ とおいて(11)～(13)式をそのまま適用すればよい。電力負荷の異常パターンの判断は，異常発生が事前にわかっているときは問題ないが，事前にわからないときは，電力負荷予測値 $\hat{l}_{j+p|j}^m(k)$ が $\pm 3\sqrt{\hat{\sigma}_{j+p|j}^m(k)}$ の範囲をはずれたときとする。

(4) 先行時間が5時間以上1週間程度の電力負荷予測 先行時間が5時間以上の電力負荷予測値は(12)式に従って5時間以上の変動負荷モデルを構成すれば，原理的に本方法で求められる。また，1日から1週間先行電力負荷予測になれば，電力負荷予測のための要因として，気象情報が有効になってくる。しかし，5時間以上の変動負荷モデルを作るには計算機メモリーが増大するし，刻々の気象情報に関しては情報入手コストの面で難しい。

一方，配電系統電力融通計算のための電力負荷予測値の利用の立場から見れば，5時間以上先の電力負荷

予測は必ずしもそれほど高い精度は要求されない。比較的先行期間の長い電力負荷予測値が必要な作業停電時の電力融通計算においては、1週間程度前に一度雑な電力負荷予測値をもとに電力融通計算を行っていて、実際作業停電に入る直前に高精度の電力負荷予測値をもとに電力融通計算をもう一度やり直す。

〈3・2〉節(6)項で述べた計算機メモリー内の情報だけから、5時間以上1週間程度まで先行の電力負荷予測値を求める簡便法を示す。 q 日後の電力負荷予測値は現在負荷と変動負荷の和で表すが、その変動負荷は予測日の $k+q$ 日 $j+p$ 時刻同一パターンの日の中で過去最新の変動負荷実績値を採用する。

(5) 祝日対策 当面、祝祭日などは日曜日のパターンとして、祝日の電力負荷予測を行うが、実際は祝日、年末、ゴールデンウィーク、盆などはそれぞれ独特の電力負荷の特質を示す。従って、計算機容量と電力負荷予測の要求精度の兼ね合いで、祝祭日独自のパターンを新たに設けることにより、本電力負荷予測法を拡張することが可能である。

6. む す び

配電系統電力融通計算において利用される実用的な短期電力負荷予測法について検討した。配電系統の電力負荷予測法に関する要求事項は、各バンク区域と各フィーダ区域ごとに、数時間後の電力負荷予測の推定値と、その推定精度幅が精度良く求められることである。配電系統の電力負荷の実績データから明らかになった電力負荷の特質は、(i)区域ごとの差異、(ii)平日と週末の差異があり、(iii)平日の電力負荷曲線は日々似かよっていて、時刻を固定した電力負荷値は、ほぼ一定値のまわりにあるばらつきをもって日々変化し、(iv)週末の電力負荷値は、同時刻の平日の電力負荷より値が小さく、負のバイアスが存在する。

これらの電力負荷の特質をもとに、要求仕様にあった電力負荷予測法として、まず小区域ごとの電力負荷予測の推定値と予測誤差分散推定のための負荷モデルを構成し、これらの負荷モデルの日々の更新は指数的重み付き最小2乗法で行った。小区域ごとに指数のバ

ラメータの値を最適に選定し、この指数の適切な値の採用によって区域ごとに異なる電力負荷の特質に対処した電力負荷予測値を得た。1986年秋から1987年冬にかけての佐賀地方の電力負荷実績データに基づいて電力負荷予測結果を評価したところ、本方法による3時間後の電力負荷予測の予測誤差分散の標準偏差は数%程度と良好で、従来の経験手法との比較では、予測誤差は約 $1/3 \sim 2/3$ に減少した。この電力負荷予測方式によれば、電力負荷の推定値とその推定精度幅が得られ、これらの値を用いて電力融通計算結果の余裕の度合いが確率でもって定量的に保証される。

終りに、本研究において、計算機プログラム製作などに協力いただいた佐賀大学卒研究生の前田富美男氏(現在、長崎県立北松西高教員)に謝意を表する。

(昭和62年8月12日受付、同63年2月8日再受付)

文 献

- (1) 山田, 他: 「配電線電算機制御プログラムの開発 (その1) —配電系統事故処理操作論理プログラム—」, 電中研技術第一研究所報告, No. 74071 (昭 50)
- (2) 青木, 他: 「電圧降下制約を考慮した事故時負荷切換え方式」, 電気学会電力技術研究, PE-86-68, p. 161 (昭 61)
- (3) Load Forecasting Working Group: "Load Forecasting Bibliography", *IEEE Trans. Power Apparatus Syst.*, PAS-99, 53 (1980)/PAS-100, 3217 (1981)
- (4) K. A. Clements: "Error Analysis of Econometric Load Forecasting Models", *ibid.*, PAS-98, 393 (1979)
- (5) G. T. Heinemann, et al.: "The Relationship Between Summer Weather and Summer Loads — A Regression Analysis", *ibid.*, PAS-85, 1144 (1966)
- (6) K. N. Stanton: "Medium-Range Weekly and Seasonal Peak Demand Forecasting by Probability Method", *ibid.*, PAS-90, 1183 (1971)
- (7) P. C. Gupta, et al.: "Adaptive Short-Term Forecasting of Hourly Load Using Weather Information", *ibid.*, PAS-91, 2085 (1972)
- (8) J. Toyota, et al.: "An Application of State Estimation to Short-Term Load Forecasting", *ibid.*, PAS-89, 1678 (1978)
- (9) 外山, 他: 「Farmer氏の方法による日間電力負荷予測方式について」, 電学誌, 87, 1403 (昭 42-7)
- (10) 中村, 他: 「カルマンフィルタによって更新される線形回帰モデルを用いた数時間先行電力負荷予測」, 電学論B, 103, 251 (昭 58-4)
- (11) 中澤: 「線形離散時間システムの固定手法」, システムと制御, 25, 476 (昭 56-8)