

非数量化情報を利用した週間電力負荷予測

村田, 純一
九州大学大学院総合理工学研究科エネルギー変換工学専攻

三宅, 尚志
九州大学大学院総合理工学研究科エネルギー変換工学専攻

相良, 節夫
九州大学大学院総合理工学研究科エネルギー変換工学専攻

<https://doi.org/10.15017/17152>

出版情報 : 九州大学大学院総合理工学報告. 11 (2), pp.215-222, 1989-09-01. 九州大学大学院総合理工学研究科
バージョン :
権利関係 :

非数量化情報を利用した週間電力負荷予測

村田 純一*・三宅 尚志**・相良 節夫*

(平成元年5月31日 受理)

One-week-ahead Load Forecasting Using Unnumerical Information

Junichi MURATA, Takashi MIYAKE and Setsuo SAGARA

To make weekly operational plan for power stations, we have to forecast daily peak load till one week ahead. In case of one-week-ahead load forecasting, we can obtain only insufficient and unnumerical information with respect to load such as holiday information and trend of temperature. Therefore the forecasting using a time series model is necessary. However we must pay sufficient attention in modelling to seasonal and weekly variations of load.

We propose a method for forecasting with suitable modelling and removing of these effects on the load. First step is to get numerical expected temperature based on weekly weather forecast expressed in "words", and to construct two models that represent the relations between the temperature and the load. Second step involves dividing the time series of load data into weekly variation caused by holidays, seasonal variation owing to temperature and residual variation due to unknown factors, and forecasting each of them using digital filters or an autoregressive model.

The forecasting examples show the ability of the method in forecasting with practically good accuracy without suffering from the effect of seasons and holidays. Prediction errors are around 100-300 MWh.

1. 緒 言

電力供給における経済負荷配分の効果や信頼性を向上させるためには、電力消費量をなるべく前もって予測し、これに基づいて発電所の起動・停止、出力などの運用計画を立てておくことが望ましい。このような必要性から本研究では、週間電力負荷予測を行う方法について検討する。これは、1日先電力負荷予測に先立って、7日先までの毎日の最大時間電力量（以下ではこの値を負荷として扱う）を予測するもので、本研究では、毎日の予測誤差を300MWh（発電機1機分に相当）以内に抑えることを目標とする。

一般に、負荷は多種多様な要因により決定され、気温や曜日の変化による変動が特に大きい。1週間先までの予測では、この気温に関する正確な情報を事前に入手することが難しく、平均気温の大まかな傾向や曜日・祝日に関するデータのように、数量化されない情

報しか利用できない。さらに、各要因による変動の規模や負荷全体に占める割合も定かではない。このため、時系列モデルによる予測が必要となる。

しかし、負荷を時系列として見ると、気温によって生ずる季節変動や曜日によって生ずる週間変動などが含まれており、いずれも年や季節によって傾向が異なるので、これらの変動を予測に先立って除去する場合には十分な注意が必要である¹⁾。

これまで週間電力負荷予測の現場においては、過去何年かの同時期における負荷の平均値または、月別、旬別予測の結果に、気温の影響分を経験的に補正するなどの方法がとられていた。文献においても、1週間の周期性を絶対的なものとしたスペクトル解析の方法²⁾などがあった。しかし、これらの方法には、客観性に乏しい、あるいは周期性にずれを生じる場合があるなど、いくつかの問題点があった。

本論文では、このような現実の状況を踏まえた上で客観的な予測を行わねばならないことを考慮して、時系列モデルを用いた予測に様々な影響を及ぼす要因の取扱い、特に年や週ごとの周期性を適切に処理する方

*エネルギー変換工学専攻

**エネルギー変換工学専攻博士課程

法を提案する。以下に予測の大まかな手順を記す。

まず、週間天気予報を活用して7日先までの気温の予想値を定量的に得る方法を検討し³⁾、得られた気温の予想値に基く2種類の気温—負荷モデルを構成した。

次に、これらの気温—負荷モデル⁴⁾⁵⁾⁶⁾を利用して、休日の負荷を平日に、過去の負荷を現在にそれぞれ換算することにより、負荷の実績値を季節変動、週間変動、要因のはっきりしない変動とに大きく分けた。

このような処理を施した系列について、自己帰帰モデルを用いて予測を行う。

計算機を用いて予測した結果では、誤差の2乗平均値で100—300MWh程度の精度が得られた。

2. 週間電力負荷予測

2.1 予測に用いる変数

本研究における予測の対象は、7日先までの九州全域における毎日の最大時間電力量である。

週間負荷予測に用いることのできる情報は、予測開始時点までに得られる、九州管内における毎日の負荷、休日などに関する情報、および気象台から発表される各地の気温の実績値及び2.2で示すような“言葉”で表現された週間予報のみである。

実際に用いたデータは、毎日の最大時間電力量、祝日・盆、年末年始などの大型連休や曜日に関する情報、及び2.2に示す方法で日平均気温の実績値から計算された疑似的な気温の予想値のみである。

2.2 週間天気予報を用いた予想気温の数量化

2.2.1 気温の週間予報

気象庁が発表する気温の週間天気予報は、平均気温の平年値に対する偏差について、その出現率から

- かなり低め (出現率：10%)
- やや低め (出現率：20%)
- 平年並 (出現率：40%)
- やや高め (出現率：20%)
- かなり高め (出現率：10%)

のような“言葉”で表された、5階級区分値の形で発表される³⁾。

Y年M月D日の地点*i*における気温 $T_i(Y, M, D)$ の平年値 $T_{i,h}(Y, M, D)$ は、過去30年間の日別平均値として与えられる。すなわち、

$$T_{i,h}(Y, M, D) = \sum_{j=1}^{30} \frac{T_i(Y-j, M, D)}{30} \quad (1)$$

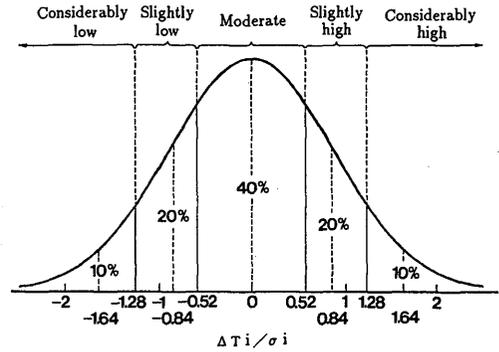


Fig. 1 Categories of temperature used in weekly weather forecast.

各地点における気温の平年値に対する偏差 ΔT_i は、平均0、標準偏差 σ_i の正規分布に従うと仮定している。

$$\Delta T_i(Y, M, D) = T_i(Y, M, D) - T_{i,h}(Y, M, D) \quad (2)$$

$$|\sigma_i(M, D)|^2 = \sum_{Y=1}^{30} \frac{|\Delta T_i(Y, M, D)|^2}{30} \quad (3)$$

出現率は標準偏差を基に計算でき、5階級区分値は次のように分けられる (Fig. 1 参照)。

- かなり低め $\Delta T_i < -1.28 \sigma_i$
- やや低め $-1.28 \sigma_i \leq \Delta T_i < -0.53 \sigma_i$
- 平年並 $-0.53 \sigma_i \leq \Delta T_i \leq 0.53 \sigma_i$
- やや高め $0.53 \sigma_i < \Delta T_i \leq 1.28 \sigma_i$
- かなり高め $1.28 \sigma_i < \Delta T_i$

2.2.2 予想平均気温の数値化

“やや低め”などの言葉で表される気温の予報値を数量化するため、偏差の各階級区分の代表値を求める。これは、次式のように各階級内でその値より大きい偏差の生ずる確率と小さい偏差の生ずる確率が等しくなる点をとったものである。

$$\Delta T_i(Y, M, D) = \begin{cases} -1.64 \sigma_i & (\text{かなり低め}) \\ -0.84 \sigma_i & (\text{やや低め}) \\ 0.0 & (\text{平年並}) \\ 0.84 \sigma_i & (\text{やや高め}) \\ 1.64 \sigma_i & (\text{かなり高め}) \end{cases} \quad (4)$$

この ΔT_i に気温の平年値を加えて予想平均気温として用いる。

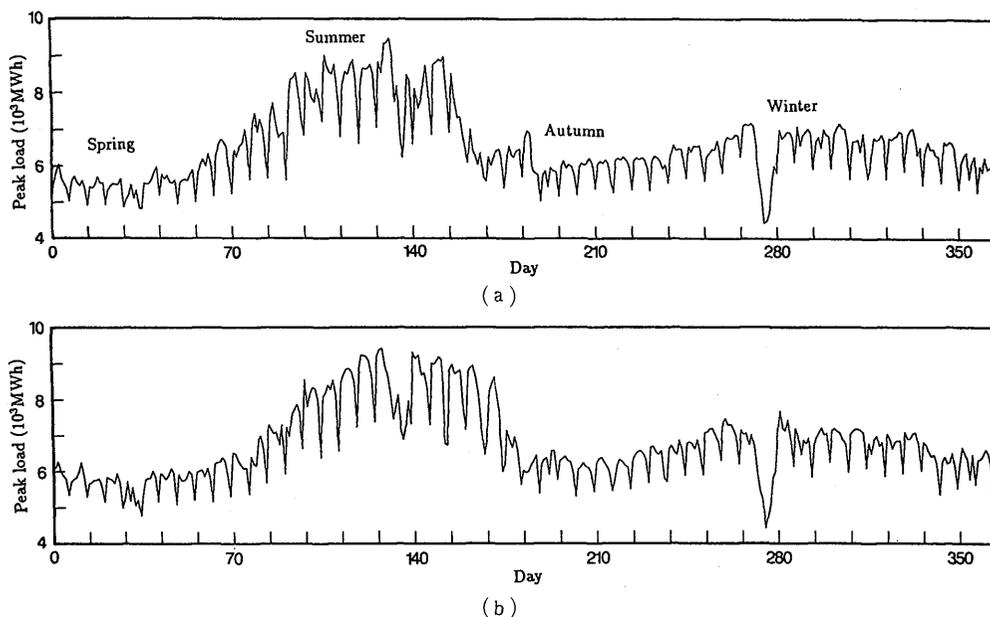


Fig. 2 Daily peak load. (a) 1984. 4. 1. - 1985. 3. 31. (b) 1985. 4. 1. - 1986. 3. 31.

$$T_{ip}(Y, M, D) = T_{ik}(Y, M, D) + \Delta T_i(Y, M, D) \quad (5)$$

本研究の予測モデルで用いる気温の予想値は、気温の地域差が予測結果に及ぼす影響を考慮して、複数の地点における予想平均気温の重み付き平均値で与える。

$$T_y(Y, M, D) = \frac{\sum_{i=1}^n v_i \cdot T_{ip}(Y, M, D)}{\sum_{i=1}^n v_i} \quad (6)$$

v_i : 地点 i ($i = 1, \dots, n$) の重み係数 ($0 \leq v_i \leq 1$)

実際には、九州の代表地点として福岡、熊本、鹿児島各地点における予想平均気温の重み付き平均値として与える。重みは、各地域の負荷の規模を考慮して、福岡を0.6、熊本、鹿児島を各々0.2に選んだ。

2.3 予測手法

2.3.1 負荷データの特性

毎日の最大時間電力量を Fig. 2 に示す。この図より、負荷が次の性質を持つことがわかる。

- 1 祝日や大型連休における負荷の著しい減少

- 2 時期によって傾向の異なる週間変動 (1週間周期の変動)

- 3 年によって傾向の異なる季節変動 (1年周期の変動)

これらの性質は、利用可能な情報に乏しい週間電力負荷予測を実行する際に、予測結果に重大な影響を及ぼすことがあるので特に注意が必要である。

Fig. 3 の散布図に平日における負荷 $P(k)$ と予想平均気温 $T_y(k)$ の関係を表示すると、負荷に強い気温依存性があることがわかる。

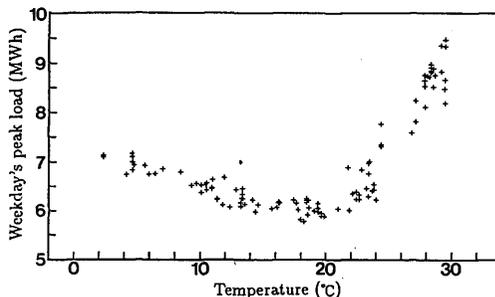


Fig. 3 Relation between expected mean temperature and load on weekdays.

2.3.2 予測の方針

2.3.1で述べた季節変動は細かく見れば、年によって異り、週間変動の様子も週によって変化する。このため、それぞれ1年、7日の周期性は完全ではない。この最大の原因は、負荷が強い気温依存性を持っており、しかも、年や週によって気温の傾向が違ってくる。従って、季節変動、週間変動の取扱いに先立って、この気温による変動の様子の違いを取除いておく必要がある。このため、本論文では気温と負荷の関係を表す気温—負荷モデルを2種類提案する。

気温以外にも負荷にはさまざまな要因が影響を与えるが、週間電力負荷予測では、それらの要因についてのデータを手に入れることができない。そこで、これらを確率的なものとし、毎日の負荷からなる時系列をモデル化して予測を行う。従って言い換えれば、気温—負荷モデルによる季節変動、週間変動の処理は、処理後の毎日の時系列の統計的性質が均一化され、定常時系列となるようにする定常化処理とすることができる。

2.3.3 祝日・大型連休の負荷

祝日・大型連休等の時期（これらは総称して“特殊日”と呼ばれる）では負荷の実績値が著しく減少するので、これらのデータを除外せずに推定されたモデルは望ましくない。

本研究では、特殊日における負荷の減少の程度があらかじめ判っているものとして、このような負荷の実績値を適切な値で置換える。置換えに用いる値には、負荷の大まかな傾向を良く反映し、かつ、週間変動を損わないように選ぶことが望ましい。

このような条件に適する値として、特殊日ではその7日前と7日後（1週間以上の大型連休は14日前と14日後）の実績値を加えて2で割った値を用いる。すなわち、 k 日における負荷の実績値を $P_0(k)$ 、特殊日について置換えを行った値を $P(k)$ とすると、次のようになる。

$$P(k) = \begin{cases} \frac{\{P_0(k-14) + P_0(k+14)\}}{2} & \text{(大型連休)} \\ \frac{\{P_0(k-7) + P_0(k+7)\}}{2} & \text{(祝日) (7)} \\ P_0(k) & \text{(通常日)} \end{cases}$$

2.3.4 気温—負荷モデル

週間電力負荷予測において、気温—負荷モデルを構成する際には、次の問題点がある。

- 1 気温の予想値が大まかな値でしか得られない
- 2 休日のデータが入ると、誤差が大きくなる
- 3 データには毎年の電力需要の増加などのトレンドによる影響が現れている

従って、気温—負荷モデルは、1, 2, に対処するために、予想気温と平日の負荷との関係を表すように構成し、3に対処するため年間を通じて使用するモデルではなく、特定の期間におけるモデルとする必要がある。

k 日 が平日である場合の負荷の推定値 $P'(k)$ を、多項式型の気温—負荷モデルで近似する。後に述べるように、本論文では2種類のモデルを用いるが、両者を一般的に F_* で表す。

$$P'(k) = F_* \{T_y(k)\} \quad (8)$$

この多項式モデルのパラメータを最小2乗法を用いて推定し、特定の期間における負荷と気温の関係を求める。

なお、気温—負荷モデルには次の性質が要求されるため、多項式の次数を3次以下に制限することが望ましい。

- 1 気温の予想値が外れても負荷の推定値が過敏に変動しない性質
 - 2 実データへの（ある程度の）当てはまりの良さ
- この他に、気温—負荷モデルを季節変動の処理に用いるか週間変動の処理に用いるかに応じて、やや異なる付加的性質が望まれる。

2.3.5 週間変動の処理

気温—負荷モデルを用いて週間変動から気温の影響を取除いた後、土・日曜日の負荷を平日に換算する平日換算比を導入することにより、曜日の違いを取除く。

まず、予測対象期間に近い時期における、平日の負荷の気温に対する特性を表す気温—負荷モデル F_r を構成する。実際には、多項式の次数を2次にとり、短期間（3—4ヶ月位）の平日のデータを用いて推定する。

$$F_r \{T_y(k)\} = \sum_{i=0}^2 a_{r,i} \cdot \{T_y(k)\}^i \quad (9)$$

$a_{r,i}$: パラメータ ($i = 0, 1, 2$)

いま、 k 日が休日であるとする、この気温—負荷モデル F_r に休日の負荷を代入すると、休日の負荷 $P(k)$ を気温が同じという条件下で曜日だけが平日と想定した場合の負荷 $P'(k)$ に換算することができる。

$$P'(k) = F_r \{ T_y(k) \} \quad (10)$$

式(10)より、平日に比べて小さい各曜日の負荷に換算する平日換算比 $U(k)$ を求めることができる。

$$U(k) = \frac{P(k)}{P'(k)} \quad (11)$$

毎日の $U(k)$ がわかれば、現在までのデータをすべて平日に相当する値として取扱う、つまりデータの定常化の1つのステップが行える。また、平日と想定した時の負荷 $P'(k)$ が予測でき、この日の $U(k)$ がわかれば、式(11)から $P(k)$ の予測値を得ることができる。

しかし、式(11)から明らかなように、 $U(k)$ をそのまま用いたのでは、得られる平日換算された値は $P'(k)$ 、すなわち気温—負荷モデルに気温を代入して得られる値でしかない。これには気温以外の要因は含まれておらず、この系列を対象に別に時系列モデルなどのモデルを構成しても無意味である。

これは、 $P(k)$ の中に含まれていた気温以外の情報がすべて $U(k)$ に含まれてしまっていることによる。そこで、 $U(k)$ をそのまま用いるのではなく、これより、曜日に関する情報のみを表すべく、フィルタリングされた $Y(k)$ を用いる。

$U(k)$ は週周期性を含んでいるので、フィルタは曜日ごとに別個に作成する (Fig. 4 参照)。

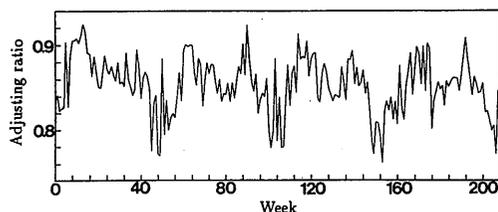


Fig. 4 Adjusting ratio of Sunday load to weekday load.

$$Y(k) = \sum_{i=1}^m h_i \cdot U(k-7 \cdot i) \quad (12)$$

h_i : パラメータ ($i = 1, \dots, m$)

この $Y(k)$ には、気温・曜日以外の情報は含まれていないため、次のような $P_{tr}(k)$ を考えると、 $P(k)$ の持つ、その他の確率的情報はすべて $P_{tr}(k)$ に含まれていることになる。

$$P_{tr}(k) = \frac{P(k)}{Y(k)} \quad (13)$$

この結果、土・日曜日のデータも平日と同様の取り扱いを行い、かつ、気温以外の情報に関するモデルを $P_{tr}(k)$ から構成することが可能になる。

2.3.6 季節変動の処理

次に、気温—負荷モデルを用いて、負荷の実績値から季節変動を除去する手順を述べる。

季節変動は1年を周期とする周期変動であるから、これを除去するには毎日のデータとその1年前のデータとの差をとればよい⁶⁾。しかし、Fig. 2 に示すように、年によって季節変動の様子は異なる。この違いは気温の変化が年によって異なるためである。そこで、気温—負荷モデルを用いて、今年、前年の負荷とも気温の条件を同じにし、その後、両者の差をとる。

季節変動の除去に用いる気温—負荷モデルは、過去(特に1年程前)の負荷の気温依存性を示すように構成され、以下の条件が求められる。

- 1 対象となる温度領域を広く取れること
- 2 モデルの当てはまりが良いこと
- 3 トレンドの影響を最小限に抑えられること

このため、モデルの推定に用いる期間は、春→夏、夏→秋、秋→冬、冬→春の4つの時期を選んだ。

$$F_{p,i} \{ T_y(k) \} = \sum_{j=0}^3 a_{p,i} \cdot \{ T_y(k) \}^j \quad (14)$$

$a_{p,i}$: パラメータ ($i = 0, \dots, 3$)

なお、時系列モデルの推定用データ数の確保等の目的で、気温—負荷モデルの扱い得る期間を長く取りたい場合は、予め重複区間を設けた複数のモデルの重み付き平均を利用すると、重複区間分だけデータ数が多く取れ、しかもこの期間中のモデル間の移行が円滑に行われる。

$$\mathbf{F}_p \{T_y(k)\} = \sum_{l=1}^M w_l \cdot \mathbf{F}_{p,l} \{T_y(k)\} \quad (15)$$

w_l : 時間や気温などに対して, l 番目のモデルにかける重み ($0 \leq w_l \leq 1$)

この気温—負荷モデル \mathbf{F}_p に, 現在の気温を代入すると, 1年前の季節変動の傾向 $\mathbf{P}'(k-365)$ を現在の季節変動の傾向とはほぼ同じ形 $\mathbf{P}_{tr,c}(k)$ に補正出来る.

$$\mathbf{P}_{tr,c}(k) = \mathbf{F}_p \{T_y(k)\} \quad (16)$$

式 (16) で求められた $\mathbf{P}_{tr}(k)$ からこの $\mathbf{P}_{tr,c}(k)$ を差し引くと季節変動を除去することが出来る.

$$\Delta \mathbf{P}(k) = \mathbf{P}_{tr}(k) - \mathbf{P}_{tr,c}(k) \quad (17)$$

$\Delta \mathbf{P}(k)$ は, 気温以外の要因による1年間に生じた様々な変動を含んでいるが, 週間予測ではこれらの要因に関するデータが入手できない. そこで, これらを確認率的要素を持つ変動として取扱う.

2.3.7 自己回帰モデルによる予測

要因のはっきりしない変動を含む $\Delta \mathbf{P}(k)$ は, 確率的要素を持つと考える. そこで, これについては, 次数 p の自己回帰モデルを構成する. 最小2乗法を用いてパラメータを推定し, 予測を行う.

$$\Delta \mathbf{P}(k) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \cdot \Delta \mathbf{P}(k-i) + \mathbf{e}(k) \quad (18)$$

α_i : パラメータ ($i=0, \dots, p$)

$\mathbf{e}(k)$: 誤差

すなわち, 誤差 $\mathbf{e}(k)$ は正規分布 $\mathbf{N}(\alpha_0, \sigma^2)$ に従う定常な時系列であると考ええる.

なお, モデルの次数は自由度調整済み寄与率 $\{\mathbf{R}^*\}^2$ で決定する⁷⁾.

$$\{\mathbf{R}^*\}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-p-1} (1 - \mathbf{R}^2) \quad (19)$$

\mathbf{R} : 重相関係数

n : データ数

次数は, あらかじめ上限を定めておいて, $\{\mathbf{R}^*\}^2$ が最大になるように選んだ. なお, 自由度調整済み寄

与率を次数決定に用いたのは, 自由度の変化による影響を受けないためである.

3. 予測結果

3.1 予測の対象と期間

1985年から1986年までの, 特殊日を除く各季節における負荷を予測した. 期間は, 以下の4つを選び, 結果を Fig. 5 に示す.

- 1 春: 1985年4月21日(日)–27日(土)
- 2 夏: 1985年7月21日(日)–27日(土)
- 3 秋: 1985年10月21日(月)–27日(日)
- 4 冬: 1986年1月21日(火)–27日(月)

3.2 予測結果の検討

Fig. 5 の結果では, 1985年7月21日–27日における予測があまり良くない(誤差の2乗平均値で264.7MWh). これは, 夏場のデータの中だけに原因のはっきりしない変動が現れ, 気温—負荷モデルが夏場の負荷を低めに推定した結果, 負荷の補正がうまくいかなかったためである.

その他の季節では, 2乗平均誤差で100–200MWh程度と, 概ね良好な予測結果が得られ, 各曜日とも同じ程度の誤差で予測が出来た. しかし, 本研究で行った予測では, 気温の予想値を実績値から計算しているので, 実際の予想気温の当りはずれによって, 結果は大きく変わるものと考えられる.

このことから, 季節の変わり目のデータを用いても予測ができ, 年間を通じて予測が可能なが判った.

負荷の実績値の曲線と予測値の曲線における形状の適合は, 予測の時期によってはまだ良く合わない部分が残っている.

4. 結 言

週間天気予報の数量化の方法を考え, 予測対象期間に近い時期とその前年について, 週間天気予報に基いた気温—負荷モデルを構成し, これらを用いて, 負荷の実績値を, 曜日によって生ずる週間変動, 気温によって生ずる季節変動, そして要因のはっきりしない変動とに大別し, デジタルフィルタや時系列モデルを併用して予測する方法を提案した. 本研究では, 祝日・大型連休などの特殊日を除いたほとんどの季節で予測を試み, 年間を通じて曜日にあまり関係なく, 良好な予測が出来ることが確かめられた.

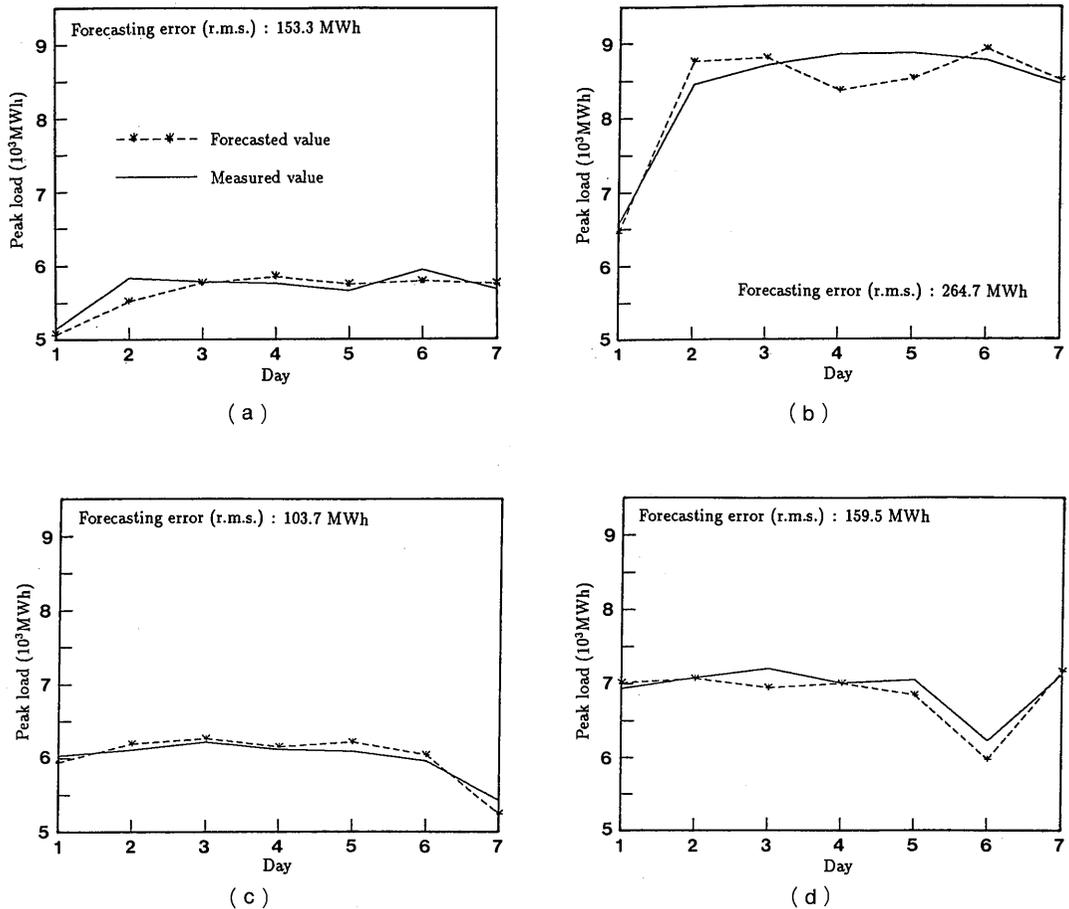


Fig. 5 Forecasted result.

- (a) Spring : 1985. 4.21.-27.
- (b) Summer : 1985. 7.21.-27.
- (c) Autumn : 1985.10.21.-27.
- (d) Winter : 1986. 1.21.-27.

また、気温の予想値を求める際、複数の地点におけるデータを使用したり、気温の予想値に基いた予測モデルを構成するなど、予測モデルの改善を行った結果、福岡市の気温の実績値だけを利用した予測モデルに比べて、実際の予測における信頼性が大幅に向上した。気温情報の取扱いに関するこれらの方法は、週間電力負荷予測だけでなく、1日先あるいは2、3日先の予測モデルの改善などにも応用できると思われる。

今後の課題としては、

- 1 気温や曜日以外の要因（夏の高校野球や負荷の内容的变化など）に関するデータの入手方法
- 2 気温や曜日以外の要因が負荷に及ぼす影響を調べ、予測モデルに反映させる方法
- 3 祝日・大型連休などの特殊日における予測手法などが考えられる。

本研究に際しては、九州電力株式会社からデータを戴いた。ここに感謝の意を記す。

参 考 文 献

- 1) 相良節夫, 村田純一: “GMDH を用いた月別電力負荷予測”, 電気学会論文誌, Vol. 106-C, No. 5, 67/74 (1986).
- 2) M. A. Abu-El-Magd, N. K. Sinha: “Short-Term Load Demand Modeling and Forecasting: A Review”, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-12, 3, 370/382 (1982).
- 3) 中村 繁, 北村幸房: “気象データマニュアル”, 丸善 (1987).
- 4) K. N. Stanton: “Medium Range Weekly and Seasonal Peak Demand for Forecasting by Probability Methods”, IEEE Trans. on Power App. Syst., Vol. PAS - 90, 1183/1189 (1971).
- 5) F. D. Gariana, F. C. Schweppe: “A Weather-Dependent Probabilistic Model for Short-Term Load Forecasting”, IEEE Winter Power Meeting, Paper No. C72 171-2 (1972).
- 6) 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”, 電気学会全国大会, 1093 (1989).
- 7) 奥野忠一, 芳賀敏郎, 矢島敬二, 奥野千恵子, 橋本茂司, 古河陽子: “統多変量解析法”, 日科技連 (1976).