

3 時間先電力需要予測手法

小松 秀徳, 所 健一, 篠原 靖志, 井上 俊雄, 野見山史敏, 井手 敏郎

電力需給運用における発電機の当日の運転計画は、3時間程度先までの需要予測を基に決定される。需要が予測値を上回ると、出力の変化速度は速いが効率が悪い発電機での対応が必要になり、逆に需要が予測値を下回ると、余分な発電機を稼働・低効率運転させることになり、いずれの場合も燃料費が上昇するので、より経済的な運転計画を策定するには、需要を精度良く予測する手法が必要である。本稿では、単純な論理で高精度な予測が行える、重回帰分析による3時間先電力需要予測手法を紹介する。

キーワード：重回帰分析, 需要予測, 経済負荷配分制御

1. はじめに

電力自由化を背景に、電力会社では競争力確保のためのコスト削減が求められている。中でも、発電機群をあらかじめ最適な出力配分で運転させる、経済負荷配分制御 (EDC: Economic Load Dispatching Control) の改善による燃料費の削減が重要となっている。この発電機の運転計画は、電力需要の予測値に基づいて策定されているため、燃料費の削減には電力需要の予測精度向上が不可欠である。例えば、実際の需要が予測を上回った場合には、出力の変化速度は速いが発電効率が悪い発電機での対応が必要となり、燃料費が上昇する。逆に実際の需要が予測を下回った場合は、余分な発電機を稼働・低効率運転させることになり、同様に燃料費が上昇する。つまり、予測値が実際の需要に近ければ近いほど、経済的な運転を行いやすくなる。

発電機の当日の運転計画は、3時間程度までの、短時間先の需要予測を基に決定される。短時間先の需要を予測する手法には、局所ファジィ構成法と推移ベクトル法の組合せ手法[1]、需要変動の中長期成分を抽出し、状態推定法を用いて予測を行う手法[2]等がある。

所らは、需給運用担当者を支援することを目的とし、

こまつ ひでのり, ところ けんいち, しのはら やすし,
いのうえ としお

(財)電力中央研究所

〒100-8126 千代田区大手町1-6-1

のみやま ふみとし, いで としろう

九州電力(株) 技術本部 総合研究所

〒815-8520 福岡市南区塩原2-1-47

予測論理の明解さと、予測式推定における高速性を重視した、重回帰分析による15分先電力需要予測手法を開発した[3]。この手法では、予測対象日の直前約1カ月間の実績データを用いて予測を行っている。しかし、この手法を単純に拡張し、3時間先の需要予測を行っても、良い予測精度は得られない。

そこで本研究では、予測対象日と需要パターンが類似していることが多い過去数年の同時期の実績データを参照することによって、3時間先の需要を高精度に予測する手法を開発した。

本稿では、まず需要予測を行うために必要な需要構造の分析を行う。続いて、分析から明らかになった需要構造の特徴に基づき、3時間先の需要を予測する予測式の構築を行う。併せて、予測値の精度を担当者に視覚的に示すために有用な、区間推定の方法について述べる。さらに、この区間推定の結果に基づき、予測式の係数決定に用いる実績データの期間を自動調節する方法について述べ、開発手法を用いた結果について述べた後、結論を述べる。

2. 需要構造の分析

本節では、需要予測手法の構築に必要な、電力需要の構造分析を行う。

図1は、1年間の電力需要の変化を最大値で正規化し、強度マップで表示したものであり、白い部分は需要が大きいこと、黒い部分は需要が小さいことを示す。この図では、一定間隔の縦方向の縞模様が観察される。これは、一定期間ごとに需要の小さい日が存在することを示しており、より具体的には土曜・日曜の需要が、平日よりも小さくなっていることを示している。また、祝・祭日、お盆、ゴールデンウィーク、正月なども平

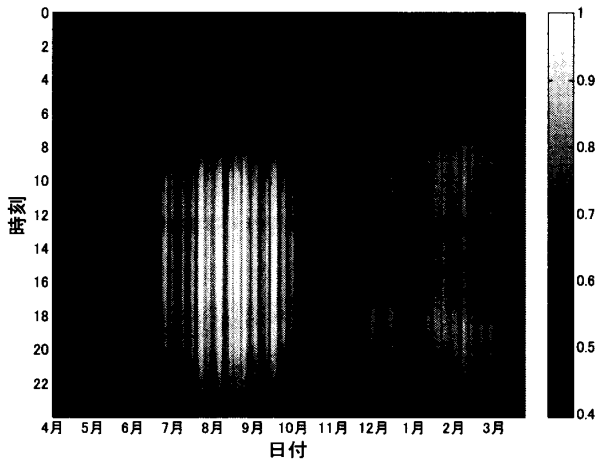


図1 1年間分の需要の実績データ

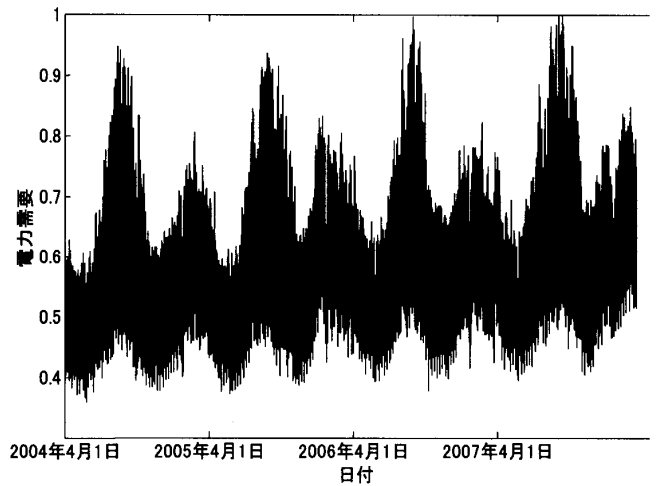


図3 対象期間の電力需要の変化

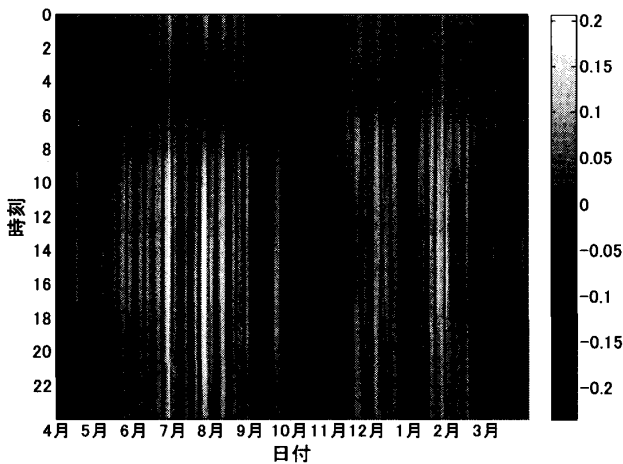


図2 至近日の平均的な需要からの偏差

日と比べ需要が小さいことが分かる。本稿では便宜的に、この特性を「特性1」と呼ぶことにする。

さらに図1について、時間帯を固定して横方向（日付方向）に観察すると、至近日の同時刻であれば、概ね同じような色の濃さであることが多いことがわかる。すなわち、至近日の同時刻の電力需要は同レベルである傾向が強い。この特性を「特性2」と呼ぶことにする。

続いて、至近日の同時刻の電力需要は同レベルである傾向がどれだけ強いかを把握するために、以下のように同時刻の平均的な需要からの偏差を取る。

偏差 = 実績値 - 至近28日の平均電力需要

図2は、この偏差を1年間分強度マップで表示したものである。図2において、日ごとに色の濃さは異なるが、一日の中で黒から白へ、あるいは白から黒へと色が大きく反転することはほとんどない。すなわち、一日の中で偏差が正の値から負の値へ、あるいは負の値から正の値へ、といった極端な変化を辿るケースは

少ないことが分かる。この特性を「特性3」と呼ぶことにする。

また、対象とした期間の電力需要の変化を、最大値で正規化してプロットしたのが図3である。1年単位で同じようなパターン変化を繰り返しながらも、需要ベースは年度ごとに異なることが分かる。この特性を「特性4」と呼ぶことにする。

以上の需要構造分析によって明らかになった4つの特性をまとめると、以下のようになる。

特性1：一定期間ごとに需要の小さい日が存在し（土曜・日曜）、祝・祭日、お盆、ゴールデンウィーク、正月なども平日と比べて需要が小さい。

特性2：至近日の同時刻の電力需要は同レベルである傾向が強い。

特性3：1日の中で平均値からの偏差は大きく変化しないことが多い。

特性4：需要ベースは年度ごとに異なるが、過去年同時期の需要パターンは同様である傾向が強い。

次節では、これらの需要構造分析から明らかになった4つの特徴に着目した、3時間先の電力需要を予測する予測式を構築する。

3. 3時間先電力需要予測手法

3.1 予測式

開発手法では、ある日の時刻 t_0 で既知の各情報を説明変数とし、その3時間後（時刻 t ）の電力需要を目的変数とする、以下の線形式を基に電力需要を予測する。

時刻 t の電力需要 =

$$a_1 \times A_t + a_2 \times SD_{t_0} + a_3 \times \text{土曜ダミー} + a_4 \times \text{日曜ダミー} + a_5 \times \text{祝日ダミー} + a_6 \times \text{昨年ダミー} + a_7 \times \text{一昨年ダミー} + a_8 \times \text{一昨々年ダミー} + a_9 \times CH_t + a_{10} \times LI_t + a_{11}$$

本手法では、需要データとして5分間の平均値を用い、需要の予測値も3時間前から5分間の平均値(37タイムステップ先)を対象とする。予測式は単純な線形モデルだが、5分ごとに最新の情報を基に予測式の係数決定を行うことで、需要の時間変化に対して随時対応することができる。

以下、各変数の詳細を説明する。 A_t は時間帯 t の平均的な需要を表す値で、特性2に対応する。なお、平均需要を計算する期間(28日間)は、数値実験で最も予測誤差が小さくなった値である。

$$A_t = \frac{1}{28} \sum_{i=1}^{28} i \text{ 日 前 の 時 刻 } t \text{ の 電 力 需 要}$$

SD_{t_0} は時刻 t_0 での A_t からの偏差を指数平滑した値であり、特性3に対応する。このように平滑値を用いることで、至近の偏差に重みを置いた、偏差のトレンドを表すことができる。なお、指数平滑値を計算する式の重みについては、数値実験の結果、予測誤差が少なくなる値を採用した。

$$SD_{t_0} = 0.7 \times D_{t_0} + 0.3 \times SD_{t_0-1}$$

$$(D_{t_0} = A_{t_0} - \text{時刻}(t_0) \text{ の 実 電 力 需 要})$$

ダミー変数はそれぞれ、対象日が土曜、日曜、祝日(祝祭日、正月、お盆期間、ゴールデンウィーク)、昨年、一昨年、一昨々年であれば1、それ以外であれば0の値を取る。土曜・日曜・祝日ダミーは特性1に対応して、曜日の違いによる需要ベースの差を吸収する役割を果たす。昨年・一昨年・一昨々年ダミーは特性4に対応して、年度の違いによる需要ベースの差を吸収し、さらに後述の係数決定の際に用いる実績データの取り方と合わせて、高精度な需要予測に寄与する。

$$\text{土 曜 ダ ミ ー} = \begin{cases} 1(\text{予 測 対 象 日} = \text{土 曜}), \\ 0(\text{予 測 対 象 日} \neq \text{土 曜}), \end{cases}$$

$$\text{日 曜 ダ ミ ー} = \begin{cases} 1(\text{予 測 対 象 日} = \text{日 曜}), \\ 0(\text{予 測 対 象 日} \neq \text{日 曜}), \end{cases}$$

$$\text{祝 日 ダ ミ ー} = \begin{cases} 1(\text{予 測 対 象 日} = \text{祝 祭 日}, \\ \text{正 月, お 盆 期 間,} \\ \text{ゴ ー ル デ ン ウ ィ ー ク}), \\ 0(\text{予 測 対 象 日} = \text{そ れ 以 外}), \end{cases}$$

$$\text{昨 年 ダ ミ ー} = \begin{cases} 1(\text{実 績 として 用 いる 日} = \text{昨 年}), \\ 0(\text{実 績 として 用 いる 日} \neq \text{昨 年}), \end{cases}$$

$$\text{一 昨 年 ダ ミ ー} = \begin{cases} 1(\text{実 績 として 用 いる 日} = \text{一 昨 年}), \\ 0(\text{実 績 として 用 いる 日} \neq \text{一 昨 年}), \end{cases}$$

$$\text{一 昨 々 年 ダ ミ ー} = \begin{cases} 1(\text{実 績 として 用 いる 日} \\ = \text{一 昨 々 年}), \\ 0(\text{実 績 として 用 いる 日} \\ \neq \text{一 昨 々 年}). \end{cases}$$

本手法では、予測式に以下に示す気象情報を用いた変数をさらに加える。これらは、夏の冷房、冬の暖房、照明利用(点灯負荷)による電力需要の増加を説明するものである。

$$CH_t = \begin{cases} T_t - T_c & (T_t \geq T_c), \\ 0 & (T_h < T_t < T_c), \\ T_h - T_t & (T_t \leq T_h). \end{cases}$$

(T_t は気温予報値。 T_c は冷房使用開始温度、 T_h は暖房使用開始温度であり、それぞれ冷房と暖房の使用を開始する温度を仮定した値である。)

$$LI_t = \begin{cases} C_t & (C_t < 4), \\ 4 & (C_t \geq 4), \end{cases}$$

(C_t は天候予報値。各値の示す意味は次の通り。1:晴れ, 2:明るい雲, 3:中間の雲, 4:暗い雲, 5:雨, 6:にわか雨, 7:雪, 8:雷)。

日照量の低下による点灯負荷を考えると、雲の量が増えるにしたがって点灯負荷は大きくなるが、暗い雲以上の値では、天候が変わっても日照量が大きく変わることはないため、上式のような変換を行った。

予測式の係数決定には、至近数週間のデータと、過去3年間の予測対象時期の直前直後数週間分のデータを用いて、次式で計算される予測式の二乗誤差が最小となるように決定する。

二乗誤差 =

$$\sum_{i=1}^n (i \text{ 日 前 の 予 測 値} - i \text{ 日 前 の 実 績 値})^2 + \sum_{y=1}^z (\sum_{i=0}^n (y \text{ 年 前 同 日 か ら } i \text{ 日 前 の 予 測 値} - y \text{ 年 前 同 日 か ら } i \text{ 日 前 の 実 績 値})^2 + \sum_{i=1}^n (y \text{ 年 前 同 日 か ら } i \text{ 日 後 の 予 測 値} - y \text{ 年 前 同 日 か ら } i \text{ 日 後 の 実 績 値})^2)$$

z は予測式の係数決定の際に過去何年分のデータを参照するかを表すパラメータである。 n は、予測対象日の直前 n 日間のデータと、過去年度同日とその前後何日分のデータを参照するかを表すパラメータである。過去年度同日とは、予測対象日が平日の場合は過

去年度の同じ日を、土、日、祝日の場合は過去年度で対応する予測対象日の日付に最も近い土、日、祝日のことをいう。例えば $z=3$ のとき、2007年度の11月17日（敬老の日）の電力需要を予測する際は、2007年度の直前 n 日、2006年度の11月18日とその前後各 n 日ずつ、2005年度の11月19日とその前後各 n 日ずつ、2004年度の11月20日とその前後各 n 日ずつの実績データに対して、最小二乗誤差が最小となるように決定する。

重回帰分析において正確な予測を行うには、多数のデータを係数の決定に利用することが重要である。ただし、より多くのデータを利用しようとして、同年度内至近日でより過去に遡った日のデータまで係数の決定に利用すると、例えば夏の需要予測を行うために、性質が大きく異なる春や冬のデータまでも係数の決定に利用することになり、予測精度の悪化につながる。一方、需要ベースは年度ごとに異なるが、同時期同時刻の需要パターンは、年度が異なっても大きく異ならない。そこで、過去年度同日の前後数週間のデータを複数年分実績データとし、年度ダミーによって需要ベースの違いを吸収することで、予測対象日と需要特性が類似したデータをより多く利用することができ、予測精度が向上すると期待される。このように、特性4に注目し、過去年同時期から性質の近い実績データを参照して利用することで、15分よりさらに先の3時間先電力需要を高精度に予測できるようにした点が、本手法の特徴である。

本手法のイメージを図4にまとめる。電力需要のデータを時刻、日付、年度方向に広がる3次元データとして捉える。このとき、偏差のトレンドを時刻方向の情報（特性3に対応）、至近日の同時刻の需要レベル（特性2に対応）、過去年同時期のトレンド（特性4に対応）、過去年同時期の

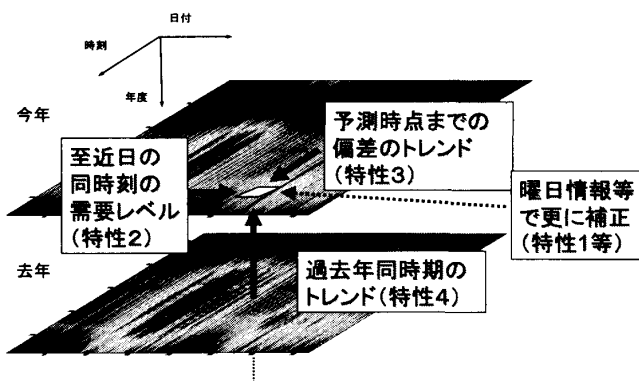


図4 開発手法のイメージ

トレンドを年度方向の情報と考えることができる（特性4に対応）。このように、予測したい時刻の需要に対して、時刻、日付、年度の3軸の情報に基づき、さらに曜日情報や気象情報を加えることで需要を精度良く予測しようとするのが本手法である。

3.2 区間推定

n を予測式の係数決定に用いる実績データの数、 m を線形モデルの変数の数とし、 X を説明変数の実績データ、 x を予測対象時刻において説明変数が取る値とすると、予測値の $\alpha\%$ 予測区間の幅の大きさは以下の式で表せる。

$$t(\alpha/2; n-m) \cdot \sqrt{(1+x(X^T X)^{-1}x^T) \times \frac{n}{n-m} \cdot \sigma^2}$$

$t(\alpha/2; n-m)$ は自由度 $n-m$ の t 分布の上側 $\alpha/2\%$ 点であり、 σ^2 は実績データでの平均二乗誤差である。

このとき、 α を定数とするなら、予測区間が狭くなるほどその予測値が統計的に信頼できるものであるということが判る。例えば $\alpha=10$ とすれば、予測対象時刻における実際の需要が90%以内の確率で収まる区間幅が、どの程度の大きさとなるかを表す。つまり、この区間幅の大きさを示すことで、3.1節で示した式で求めた需要の予測値がどれだけの信頼性であるかを、需給運用担当者が視覚的に理解する際の助けとなることが期待される。

3.3 実績データに用いる期間の自動調節

季節の変動や需要構造の変化等により、予測式の係数決定に用いる最適なデータ数は変化すると予想される。そこで、開発手法では以下の手順によって、係数決定に用いるデータ数を自動的に調節する。

まず実績データとして用いる期間が異なるモデルを複数用意する。続いて、予測を行う時点から3時間後までの間に含まれる5分間隔の時刻それぞれにおいて、用意した全てのモデルについて予測区間を計算する。さらに、各時刻で区間幅が最も狭いモデルを予備的に選択する。最後に、この3時間の中で最も多く予備選択されたものを最終的なモデルとして選択し、このモデルによる予測値を最終的な予測値として採用する。

以上の手順によって、選択されるモデルが5分単位で高頻度に変わることを防ぎつつ、統計的に信頼できる予測値を自動的に選択させ、実績データに用いる期間を自動調節することができる。

4. 予測結果

過去3年分の実績データを用いて、予測対象時期の

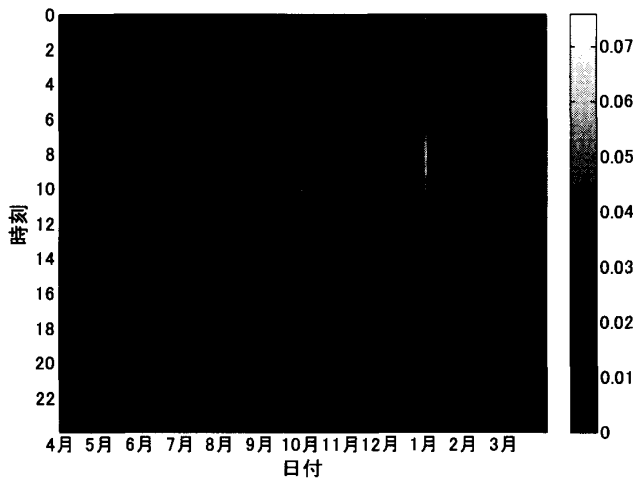


図5 誤差率の年間推移

表1 代表日の日単位の予測誤差

対象日	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	年平均
MAPE (%)	1.28	0.75	1.11	0.84	1.36	0.95	4.46	1.24

直前直後 21 日間で 14 日間のデータのどちらを採用するかを自動的に選択させて、電力需要の予測を行った。その結果、MAPE (Mean Absolute Percentage Error) は 1.24% となった。

1 年間の予測誤差の推移は図 5 のようになった。夏場・冬場の昼間時間帯に誤差が大きくなる傾向があることがわかる。ゴールデンウィーク期間や、8 月に起こった台風による停電、年末年始等の特殊な期間では予測誤差が大きいですが、それ以外の日では年間を通して良好な予測結果が得られた。

続いて、以下に示す代表日についてそれぞれ予測誤差率を調べた。

- 春季最大電力の最小日 (表 1 内①),
- 春季から夏季の変わり目 (表 1 内②),
- 年間最大電力記録日 (表 1 内③),
- 夏季から秋季の変わり目 (表 1 内④),
- 秋季最大電力の最小日 (表 1 内⑤),
- 冬季最大電力記録日 (表 1 内⑥),
- 年始特異日 (表 1 内⑦)。

それぞれの代表日の日単位での予測誤差は表 1 のようになった。年始特異日は年平均と比べて予測誤差が大きいですが、他の日については年平均とほぼ同一の予測誤差となった。

また、10% 予測区間を設定して予測を行った場合、実需要が予測区間に収まった頻度は年間で 89.2% とな

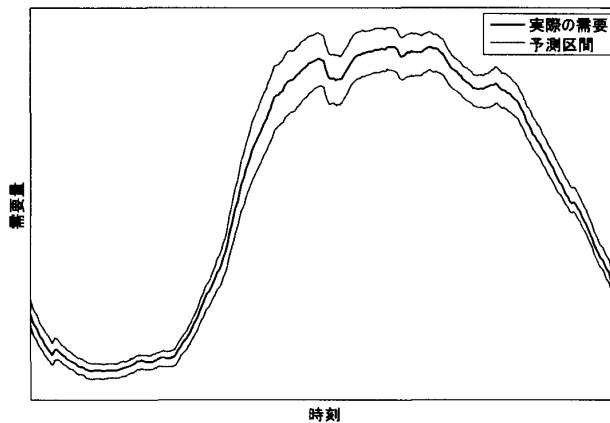


図6 夏季平日の実需要と予測区間の平均

り、事前に指定した信頼性をほぼ満たす予測結果となった。例として、夏季の平日について実需要と予測区間の各時刻での平均を図示すると図 6 のようになる。予測区間の幅は時間的に変化しており、例えば昼は区間幅が大きくなっているが、これは昼に予測値の統計的な信頼性が低下していることを示している。逆に区間幅が小さい時間帯は、その予測が統計的に信頼できるものであることを示している。このように、予測値を基に需給運用を行う担当者の判断を、視覚的に支援することができる。

5. おわりに

本研究では、3 時間先の電力需要を予測する手法を開発した。電力需要の実績データを用いて開発手法の精度を検証したところ、MAPE (Mean Absolute Percent Error) が 1.24% となり、十分な精度の予測が可能であることが確認できた。また、区間推定を用い、予測値だけでなく予測区間も併せて示すことによって、需給運用担当者に予測値の信頼性を視覚的に伝えることができることを示した。

参考文献

- [1] 河内清次, 佐々木博司, 電力需要長周期変動成分の短時間先予測手法, 電学論 B, 124, 1 (2004) 77-83.
- [2] 山本敏之, 横山明彦, 本田祐輔, 藪田浩史, 吉田潔史, EDC 制御分担を考慮した短時間先電力需要予測, 電学論 B, 125, 2 (2005) 39-44.
- [3] 所健一, 小松秀徳, 井上俊雄, 松下哲也, 井手敏郎, 短時間先電力需要予測手法の開発, 電気学会電力技術・電力系統技術合同研究会 (2008).