カオス理論に基づく短時間電力需要予測法の開発

正員 河内 清次* 正員 杉原 弘章*
正員 佐々木博司**

A Development of Very Short-Term Load Forecasting Based on Chaos Theory

Seiji Kawauchi*, Member, Hiroaki Sugihara*, Member, Hiroshi Sasaki**, Member

It is indispensable to accurately perform the short-term load forecasting of 10 minutes ahead in order to avoid undesirable disturbances in power system operations. The authors have so far developed such a forecasting method based on the conventional chaos theory. However, this approach is unable to give accurate forecasting results in case where the loads consecutively exceed than the historical maximum or lower than the minimum. Also, electric furnace loads with steep fluctuations have been another factor to degrade the forecast accuracy.

This paper presents an improved forecasting method based on Chaos theory. Especially, the potential of the Local Fuzzy Reconstruction Method, a variant of the localized reconstruction methods, is fully exploited to realize accurate forecast as much as possible. To resolve the forecast deterioration due to sudden change loads such as by electric furnaces, they are separated from the rest and smoothing operations are carried out afterwards. The separated loads are forecasted independently from the remaining components. Several error correction methods are incorporated to enhance the proposed forecasting method. Furthermore, a consistent measure of obtaining the optimal combination of parameters to be used in the forecasting method is given. The effectiveness of the proposed methods is verified by using real load data for one year.

キーワード：カオス理論，局所再構成法，需要予測

Keywords: chaos theory, local reconstruction method, load forecast

1. はじめに

中央給電指令所で行う需給調整の目的は、周波数変動を極小化することであり、時々刻々変化する需要に対し発電機出力を追従させるものである。したがって、短時間先の需要を精度よく予測できれば、運転員の負担を軽減でき、電力品質の確保に寄与できるので、筆者らは10分先程度の短時間需要予測の研究を行っている。

実際に使用されている手法には、前日に策定した需給計画の負荷曲線をモデルパターンとする方法や、過去の負荷実績の中で負荷変化パターンの最も類似しているモデルパ

ターンをプログラム選択する方法などがある。一方、このモデルパターンと負荷実績の誤差の扱い方として、モデルパターンと現在時刻における負荷との比を求め、先行き負荷もこれを満たすものと仮定し予測する方法、あるいはモデルパターンと現在時刻における負荷との偏差だけモデルパターンと差があると仮定して予測する方法などがある。さらに、これらに過去数時間前から生じた誤差を加重平均して誤差傾向をより正確につかむなど工夫がなされている⁽¹⁾。

しかし、上述した手法はモデルパターンを基準として予測するため、天候、気温などが急変したり、またある時刻から負荷傾向が変化する場合にはモデルパターンがあてにならず予測精度が低下する。また、平日の昼休みには極めて急峻な負荷変化が見られ、負荷予測のわずかな誤差も大きな需給アンバランスを招く状況にある。さらに、電気炉等急激な負荷変動は考慮できない。このため、運転員の経験により、補助操作を行っているのが現状である。

一方、カオス理論を用いた局所再構成法は、一本の観測時系列データのみから予測できること、加えて急激な負荷変動も考慮できることから、本研究ではこの予測手法を研

* 中国電力(株)技術研究センター
〒739-0046 東広島市鏡山 3-9-1
Technical Research Center, The Chugoku Electric Power Co., Inc.

3-9-1, Kagamiyama, Higashi-Hiroshima 739-0046

** 広島大学大学院工学研究科

〒739-8527 東広島市鏡山 1-4-1

Dept. of Electrical Engineering, Hiroshima University

1-4-1, Kagamiyama, Higashi-Hiroshima 739-8527

究対象とすることにした。

カオス理論を用いた電力需要予測に関する研究は数多く行われており、実際、翌日最大電力需要予測への適用^{(2)~(4)}、および1~6時間先の小規模電力需要予測への適用^{(5)~(7)}などがある。しかし、これらの研究は、数時間先ないしは翌日の電力需要を予測対象とし、主として運用計画の策定を適用対象としているのに対し、本研究は、上述の理由により、10分先の需要を予測してリアルタイム発電電力調整へ適用することを想定している。

筆者らは、まず局所再構成法⁽⁸⁾のひとつである局所ファジ再構成法⁽⁹⁾を、総需要データに対して適用し、相関係数0.9以上の予測精度が得られることを確認したが⁽¹⁰⁾、実用に供するにはさらなる予測精度の向上が望まれる。また、本手法では過去の時系列データのみを用いて予測を行うため、最大需要が更新される場合など、予測に用いる過去の時系列データの範囲を超えた需要が記録される日、正月などの特殊日の予測では、数時間にわたって比較的大きな予測誤差が生じることがわかった。例えば、最大需要を更新した場合は予測値が実測値より小さく予測され、これが最大需要を更新している時間内連続して発生する。実運用においては、このような“予測はずれ日”を皆無にし、年間を通して一定の精度を保ちながら予測を行うことが大きな課題である。さらに、予測に用いるパラメータを系統的に決定する方法がなく、試行錯誤的に決定せざるを得なかったため相当の時間を要していた。

本稿では、これらの課題を解決するため、局所再構成法の一つである局所ファジ再構成法を用いることにより、予測精度を向上し、かつ予測はずれ日を絶無とすることを目的とした手法を提案する。提案法を通常の総需要予測に適用し、良好な結果が得られたので報告する。

2. 局所再構成法

カオス理論に基づく決定論的予測手法である局所再構成法⁽⁸⁾、およびこれに属する局所ファジ再構成法⁽⁹⁾の概要を説明する。

〈2・1〉局所再構成法 これは時系列データから、その背後に潜んでいる決定論的法則を推定する手法である。

時刻 t における時系列データを $y(t)$ 、時間遅れを τ とすると、ベクトル $X(t) = (y(t), y(t-\tau), \dots, y(t-(n-1)\tau))^T$ (埋め込みベクトル) は、 n 次元再構成状態空間 (埋め込み次元) の1点を示す。したがって、 t を変化させると、この n 次元再構成状態空間に軌跡が描ける。もし、元のデータに決定論的性質があるならば、再構成状態空間にもその性質が保存されている⁽¹¹⁾。

この空間上において、最新データより構成されたベクトル (最新ベクトル) の近傍にある複数のベクトル (近傍ベクトル) は過去のデータであるので、これを基準にみれば予測時間における状態は既知ということになる。したがって、この性質を利用して最新ベクトルの近未来の軌道を推定し予測を行う。この予測手法は局所再構成法と呼ばれ、代

表的なものにグラム・シュミットの直交系法⁽⁸⁾やテセレーション法⁽⁸⁾、および今回用いた局所ファジ再構成法などがある。

〈2・2〉局所ファジ再構成法 最新ベクトルの近未来の軌道を推定する際、近傍ベクトルとして選出された複数のベクトルに対し、最新ベクトルに近いものほど予測する軌道に及ぼす影響が大きく、遠いほどその影響が小さくなるようにファジルールで表現し、それに基づき予測を行う手法である⁽⁹⁾。

3. 精度向上のための方策

研究当初、局所ファジ再構成法を用いて総需要時系列データより、10分先の総需要予測を試みた。その結果、相関係数0.9以上の予測結果を得たが、一方では予測はずれ日には精度が落ち、この出現の有無によって、精度にばらつきが生じていた。また、実用化を考慮すると一層の精度向上が必要であった。さらに、予測に用いるパラメータの設定作業は、試行錯誤的に予測を繰り返し、その中から精度の良い場合のものを選出していたため、一般性がなく使用するデータに依存していた。このため、系統的に決定する方法が必要であった。そこで、これらの課題を解決するため、以下の方策を提案する。

〈3・1〉短周期変動負荷の分離 急激な変動を伴う電気炉負荷 (以下、短周期変動負荷という) は、数分から数十分単位で急激な変動を繰り返す。一方、この負荷を総需要から除いた残りの負荷 (以下、長周期変動負荷という) は、日負荷曲線にみられるように一日単位の緩やかな変動であり、時系列データとしての振舞いが異なる。実際、これらを個別に予測した結果、精度よく予測できるパラメータに大きな違いがあった。今回の予測に用いたデータでは、総需要に占める短周期変動負荷の割合が大きく、最大で数パーセントに達するため、これを分離して個別に予測することにより予測精度の向上が期待できる。そこで、分離した短周期変動負荷および長周期変動負荷を別々に予測し、これらの和をもって総需要予測値とする方法を採用した。

〈3・2〉誤差補正法 局所ファジ再構成法では、過去の時系列データのみを用いて予測を行っている。このため、最大需要が更新される場合などには、同等の需要を記録したデータが、埋め込みベクトル内に存在しないため、予測がはずれる。この場合、連続して実測値よりも小さい、あるいは逆に大きい予測値が得られる。しかし、実測値および予測値の需要曲線の形は相似、すなわち、予測先時間までの予測値の増減と実際の増減はほぼ同じ傾向にあった。

予測がはずれる場合の概念図を示すと図1のようになり、最新ベクトルの近傍空間と、近傍ベクトルの近傍空間が離れた状態となっている。そこで、最新ベクトルと選出された複数の近傍ベクトルまでの距離の平均を式(1)のように求め、式(2)に従って補正を行う。結果として最新値に対して、予測時間先までの予測値の増減分を与える場合と、ほぼ同様の予測値が得られる。

図1 誤差補正法概念図 (近傍数: 3 の例)

Fig. 1. Conceptual illustration of the error correction method (number of neighboring vectors: 3).

$$Z(i) = \frac{\sum_{j=1}^m (X(i) - X(k_j))}{m} \dots\dots\dots (1)$$

$$X(i+s)_{new} = X(i+s) + Z(i) \dots\dots\dots (2)$$

Where

- $X(i+s)_{new}$: s steps ahead forecast vector after error correction
- $X(i)$: newest vector
- $X(i+s)$: s steps ahead forecast vector
- $X(k_j)$: neighboring vector ($j = 1, 2, \dots, m$,
 m : the number of neighboring vectors)
- $X(k_j+s)$: s steps ahead vector of neighboring vector
- $Z(i)$: vector for error correction

最新ベクトルの第一成分は、最新値であるため、これと選出された近傍ベクトルの第一成分の差によって、補正を行うか否かを判定する。すなわち、(3) または (4) 式を満足する近傍ベクトルが設定個数 q ($0 \leq q \leq m$) 以上ある場合に誤差補正を実行する。

$$y_{k_j} \geq y_i \text{ の場合} \\ (y_{k_j} - y_i) > T_1 \dots\dots\dots (3)$$

$$y_{k_j} < y_i \text{ の場合} \\ (y_i - y_{k_j}) > T_2 \dots\dots\dots (4)$$

ただし、

- $X(k_j) = (y_{k_j}, y_{k_j-\tau}, y_{k_j-2\tau}, \dots, y_{k_j-(n-1)\tau})$
- $X(i) = (y_i, y_{i-\tau}, y_{i-2\tau}, \dots, y_{i-(n-1)\tau})$
- T_1 : $y_{k_j} \geq y_i$ の場合のしきい値
- T_2 : $y_{k_j} < y_i$ の場合のしきい値
- n : 埋め込み次元, τ : 時間遅れ

図2 平滑化処理概念図

Fig. 2. Concept of smoothing process.

図3 短周期変動負荷に対する平滑化処理

Fig. 3. Smoothing process of steep fluctuating loads.

〈3・3〉短周期変動負荷に対する平滑化処理 急激な変動を伴う短周期変動負荷に対して、位相ずれなく平滑化する方法として包絡線を用いた。

ある一定のデータ区間 (図2では5区間) から最大値を求め、これを1間隔ずつずらしながら行い、求めた最大値を直線で補間した。さらに、同様の処理を最小値について行った。本稿では、これらの平均値を平滑化処理済データとして用いた。図2に概念図を示す。また、図3では、実際の短周期変動負荷に対し、従来の代表的な平滑化手法である移動平均法と提案法による平滑化を行い、これらを比較した。移動平均法では、タイムラグが発生している。これに対し、提案法ではほとんど発生していない。また、除去したい数分程度の変動はよく平滑化されているが、数十分程度の長周期変動の特徴はよく残されている。

〈3・4〉効率的パラメータ選定指標 精度よく予測を行うためには埋め込み次元、時間遅れ等のパラメータの最適値を求める必要がある。各パラメータを変化させて最も精度の良い予測結果が得られるときのパラメータを最適値とし、多数回の予測実験を行った結果最適値は、埋め込み次元、時間遅れ、サンプリング間隔に依存せず、埋め込みベクトルを作成する時間幅に依存し、かつ負荷の種類によりそれぞれ一定の値を持つことがわかった。そこで、効率的にパラメータを選出するため、この性質を利用する。

この埋め込みベクトルを構成する時間幅を指標 K [分]

とし (5) 式に示す。

$$K = (n - 1)\tau t \dots\dots\dots (5)$$

ただし、

n : 埋め込み次元, τ : 時間遅れ

t : サンプル間隔 [分]

4. 提案法の有効性検証

〈4・1〉 短周期変動負荷の分離、誤差補正法、短周期変動負荷に対する平滑化処理の有効性の検証 まず、誤差補正法の有効性を検証するため、これを使用しない場合に連続して数時間予測が大きくはずれる日を含まない期間（予測 No.1）、および含む期間（予測 No.2）をテストデータとして設定した。また、短周期変動負荷の分離とこれに対する平滑化処理、および誤差補正法の有効性が検証できるよう、これらの提案法を表 1 のとおり 6 通りに組み合わせた。いずれも 30 秒間隔の時系列データを用い、10 分先の総需要予測を 30 秒ごとに行った。なお、予測に用いたパラメータは埋め込み次元 2~30、時間遅れ 1~5 のすべての組み合わせで予測を行い、RMSE (Root Mean Square Error) が最も小さい場合のものをを用いた。

〈4・1・1〉 テストデータ

予測 No.1:

初期埋め込み期間: 1999 年 12 月 16 日~

2000 年 3 月 8 日 (12 週)

予測期間: 2000 年 3 月 9 日~2000 年 3 月 29 日 (3 週)

予測 No.2:

初期埋め込み期間: 2000 年 3 月 9 日~

2000 年 5 月 31 日 (12 週)

予測期間: 2000 年 6 月 1 日~2000 年 6 月 21 日 (3 週)

なお、本稿では埋め込みベクトルを作成するためのデータ期間を埋め込み期間と定義し、予測ステップごとに、最新のデータを埋め込み、最も古いデータを消去し、予測期間を通じて一定の埋め込み期間が保持されるようにした。

また、短周期変動負荷には、リアルタイムで計測されている電気炉負荷を、長周期変動負荷には、リアルタイムで計測されている総需要から短周期変動負荷を差し引いたデータを用いた。

〈4・1・2〉 予測方法 表 1 のとおり、I~VI の提案法

表 1 予測に用いた提案法の組み合わせ
Table 1. Combinations of proposed methods.

	Combinations of proposed methods					
	I	II	III	IV	V	VI
Separation of steep fluctuating load	—	—	○	○	○	○
An error correction method	—	○	—	○	—	○
Smoothing procession of steep fluctuating load	—	—	—	—	○	○

○: in use —: out of use

の組み合わせにより予測を行った。

なお、組み合わせ II では総需要データを用いた予測に対し、IV、VI では長周期変動負荷データを用いた予測に対し、誤差補正法を適用した。この場合のしきい値は、 T_1 、 T_2 とも 200 MW、設定個数 q は近傍数 3 個のうち 1 個とした。

〈4・1・3〉 予測結果 図 4 では、提案法の組み合わせの違いによる平均予測誤差、RMSE の比較をヒストグラムで示し、MAPE (Mean Absolute Percentage Error) の比較を折れ線グラフで示した。図 5 では、最大予測誤差の

図 4 提案法の組み合わせの違いによる平均予測誤差、RMSE、MAPE

Fig. 4. Average errors, RMSE, and MAPE in the different combinations of proposed methods.

図 5 提案法の組み合わせの違いによる最大予測誤差

Fig. 5. Maximum errors in the different combinations of proposed methods.

比較をヒストグラムで示し、百分率で求めた最大予測誤差の比較を折れ線グラフで示した。

なお、この期間の総需要は最大で 9,000 MW、最小で 4,500 MW 程度を記録している。

〈4・1・4〉 考 察 図4より組み合わせⅠとⅡ、ⅢとⅣ、ⅤとⅥを各々比較すると、予測はずれが生じている予測期間（予測 No.2）では誤差補正法によりこれが解消され、予測精度が向上している。また、予測はずれが生じていない予測期間（予測 No.1）においても若干予測精度が向上しており、精度が維持できていることから、適切に誤差補正実行の判定が行われていると考えられる。

組み合わせⅠとⅢ、Ⅴの比較、ⅡとⅣ、Ⅵの比較を行うと、総需要データのみから予測する方法に比べて、短周期変動負荷の分離の有効性が確認できる。さらにⅢとⅤ、およびⅣとⅥを比較すると、短周期変動負荷に対する平滑化処理により若干予測精度が向上している。

また、図5より、最大予測誤差に関しても上述の考察と同様の精度向上が認められる。

以上より、提案した方策である短周期変動負荷の分離、誤差補正法、短周期変動負荷に対する平滑化処理を用いた組み合わせⅥが最も予測精度のよい結果となり、これらの方策をまったく用いない組み合わせⅠと比較して約20～30%の予測精度向上が確認できる。

〈4・2〉 効率的パラメータ選定指標の検証 長周期変動負荷、短周期変動負荷に対して、以下に示す3通りの予測を行い、実測値と予測値のRMSEと指標Kの関係を求めた。

予測期間は〈4・1・1〉の予測期間と同様とし、2通りの期間において同実験を行い、検証期間による指標Kの変化の有無を確認した。いずれも30秒間隔の時系列データを用い、10分先の予測を30秒ごとに行った。

〈4・2・1〉 予測方法

長周期予測：長周期変動負荷データを埋め込みデータとして用い、長周期変動負荷の10分先を予測する。

補正長周期予測：誤差補正法を適用する。

短周期予測：平滑化処理済短周期変動負荷データを埋め込みデータとして用い、短周期変動負荷の10分先を予測する。

〈4・2・2〉 パラメータ探索区間 下記のパラメータの組み合わせすべてに対して予測を行った。

埋め込み次元：2～30 および 30～60

時間遅れ：1～5

近傍数：3（長周期、補正長周期予測に適用）

近傍数：5（短周期予測に適用）

〈4・2・3〉 予測結果 図6、7はそれぞれ埋め込み次元を2～30、および30～60とした場合における指標KとRMSEの関係を示している。

〈4・2・4〉 考 察 長周期予測、補正長周期予測では、図6より、2通りの検証期間とも指標K=10分付近に精度のよい結果が集中し、指標Kが検証期間に依存してい

- × Long-period Load (Forecast No.1)
- △ Long-period Load (Forecast No.2)
- Long-period Load, use the error correction (Forecast No.1)
- Long-period Load, use the error correction (Forecast No.2)
- Steep Fluctuating Load (Forecast No.1)
- + Steep Fluctuating Load (Forecast No.2)

図6 指標KとRMSEの関係
(埋め込み次元 2-30)

Fig. 6. Relationship between index K and RMSE (Embedding dimension 2-30).

- × Long-period Load (Forecast No.1)
- △ Long-period Load (Forecast No.2)
- Long-period Load, use the error correction (Forecast No.1)
- Long-period Load, use the error correction (Forecast No.2)
- Steep Fluctuating Load (Forecast No.1)
- + Steep Fluctuating Load (Forecast No.2)

図7 指標KとRMSEの関係
(埋め込み次元 30-60)

Fig. 7. Relationship between index K and RMSE (Embedding dimension 30-60).

ないことがわかる。図7より、指標Kを約150分までのばした場合においても、K=10分付近以上の精度向上は認められない。

よって、長周期変動負荷の予測では、指標K=10分付近に、最も精度の高い予測が可能なパラメータが存在すると

いう結論に達した。

短周期予測では、図6より、2通りの検証期間とも $K=45 \sim 60$ 分付近に精度のよい結果が集中し、指標 K が検証期間に依存していないことがわかる。図7より、指標 K を約150分までのばした実験においても、 $K=45 \sim 60$ 分付近以上の精度向上は認められない。

よって、短周期変動負荷の予測では、指標 $K=45 \sim 60$ 分付近に最も精度の高い予測が可能なパラメータが存在すると見なして良いことが分かる。

これらより、予測精度は埋め込み次元や時間遅れ、サンプリング周期に個々に依存するのではなく、それらの組み合わせに依存していると考えられる。すなわち、多次元再構成状態空間に埋め込まれた個々のベクトルの構成されている時間幅に依存し、長周期変動負荷、短周期変動負荷それぞれ固有の値を持つと考えられる。

〈4・3〉 年間の精度検証 特殊日等を含めた年間の予測精度を確認するため、以下に示す期間において、検証を行った。

〈4・3・1〉 予測方法 〈4・1〉 節の検証の結果、最も予測精度が高かった組み合わせ VI と、これにおいて誤差補正法を適用していない組み合わせ V を用いて予測を行った。いずれも 30 秒間隔の時系列データを用い、10 分先の予測を 30 秒ごとに行った。

〈4・3・2〉 予測期間とパラメータ 予測期間を表2に示す。なお、初期の埋め込み期間は予測開始日前日より遡って12週間分とし、図10の予測はずれ日発生率を求めた場合のみ、6週間分のものも追加した。

〈4・2〉 節の結果より、長周期予測では指標 $K=10$ 分、短周期予測では指標 $K=55$ 分とし、以下のパラメータで精度検証を実施した。

- 長周期予測のパラメータ…埋め込み次元：21，時間遅れ：1，近傍数：3，誤差補正しきい値： T_1 ， T_2 とも 200 MW（組み合わせ VI のみに適用），設定個数 q ：1 個以上（組み合わせ VI のみに適用）
- 短周期予測のパラメータ…埋め込み次元：111，時間遅れ：1，近傍数：5

表2 予測 No. と予測期間

Table 2. Test cases.

Forecast No.	Period of Forecast	
	Beginning Date	Expiration Date
1	1999/11/4	1999/11/24
2	1999/12/16	2000/1/5
3	2000/1/27	2000/2/16
4	2000/3/9	2000/3/29
5	2000/4/20	2000/5/10
6	2000/6/1	2000/6/21
7	2000/7/13	2000/8/2
8	2000/8/3	2000/8/23
9	2000/8/24	2000/9/13
10	2000/9/10	2000/9/30

〈4・3・3〉 予測結果 図8では、平均予測誤差、RMSE をヒストグラムで示し、MAPE を折れ線グラフで示した。図9では、最大予測誤差をヒストグラムで示し、百分率で求めた最大予測誤差を折れ線グラフで示した。図10では、日負荷曲線上で、目視により予測値と実測値の連続したずれを確認した日（予測はずれ日）が、予測期間に占める割合を%表示で示した。

なお、この期間の総需要は最大で11,000 MW，最小で4,000 MW 程度を記録している。

〈4・3・4〉 考察 図8より、組み合わせ V（誤差補正なし）の場合には、予測 No.2, 5, 6, 7, 10 において予測精度が落ちている。これは図10の組み合わせ V（誤差補正なし、埋め込み期間：12 週）の予測はずれ日が発生している予測 No. と一致している。この原因を調べたところ、No.2 は年末年始、No.5 はゴールデンウィークという特殊日のため埋め込まれた過去のデータに同様なデータがなかったためであった。また、No.6, 7 は埋め込まれたデータ以上に需要が伸び、No.10 は埋め込まれたデータ以上に需要が下がったためであった。

図10より、組み合わせ V（誤差補正なし）の場合においても、埋め込み期間を6週から12週に増やすと、予測期間によっては予測はずれ日が減少しているため、埋め込み期間を増やすことも精度向上に有効な手段であると考えられる。しかし、依然として予測はずれ日が減少しない予測期間もあるため、埋め込み期間を増やすのみでは予測はずれ日を完全になくすことは困難であると考えられる。

組み合わせ VI（誤差補正あり）の場合、図10より予測

図8 年間予測における平均予測誤差、RMSE、MAPE

Fig. 8. Average errors, RMSE, and MAPE in one year period forecasting.

図9 年間予測における最大予測誤差

Fig.9. Maximum errors in one year period forecasting.

図10 予測はずれ日発生率

Fig.10. Rate of occurrence of forecast failure.

はずれ日は皆無となり、また図8より年間を通じて予測精度のばらつきも少なく、安定した精度で予測できている。

図9より、最大予測誤差についても、誤差補正により改善されている予測期間が多く、%表示では年間を通してばらつきが少なくなっている。

また、本予測実験では、パラメータ(埋め込み次元、時間遅れ、近傍数、誤差補正のしきい値とその設定個数)を固定して予測を行ったが、組み合わせVI(誤差補正あり)の場合、年間を通じて安定した精度で予測できている。よって、これらのパラメータは、多数回の予測実験により経験的に設定する必要はあるものの、予測の都度変更する必要はないようである。パラメータがあらかじめ設定されている場合、PentiumIV 1.7GHzのパーソナルコンピュータによる計算時間は、12週間分のデータの初期埋め込みに要する時間が約30秒、3週間分(60,480点)の予測に要する時間が約9分(8.9ms/点)であり、リアルタイムの予測

に十分耐え得る計算時間と考えられる。

5. おわりに

本研究は短時間先電力需要予測法の開発を目的としたものである。局所再構成法による予測を基本として以下の方策を組合せた方法を提案し、その有効性および精度検証を行った。

- 短周期変動負荷の分離
- 誤差補正法
- 短周期変動負荷に対する平滑化处理
- 効率的パラメータ選定指標

その結果、これらの中でも短周期変動負荷の分離は予測精度の向上に、誤差補正法は、連続して予測がはずれる現象に対して非常に効果的であることを確認した。また、上記指標を用いることにより、予測に用いるパラメータの設定が、効率的に行えるようになった。

検証結果によれば、局所再構成法にこれらの方策を加えることにより、過去の12週間分の需要時系列データのみをもとに、年間を通して一定の精度を保ちながら予測を行うことができた。

(平成14年3月22日受付, 平成14年10月15日再受付)

文 献

- (1) 電力系統の需給制御技術調査専門委員会編:「電力系統の需給制御技術」, 電気学会技報 (II部), No.302, pp.73-76 (1989)
- (2) 森 啓之・浦野昌一:「決定論的予測におけるRBFネットワークを用いた短期負荷予測」, 電気学会電力技術研資, PE-95-46, pp.133-140 (1995-10)
- (3) Y. Mizukami, T. Nishimori, J. Okamoto, and K. Aihara: "Forecasting Daily Peak Load by a Deterministic Prediction Method with the Gram-Schmidt Orthonormalization", *T. IEE Japan*, Vol.115-C, No.6, pp.792-797 (1995-6) (in Japanese)
水上雄一・西森壽郎・岡本順子・合原一幸:「グラムシュミット直交化法を用いた決定論的予測手法に基づく翌日最大電力予測」, 電学論C, 115, 6, pp.792-797 (1995-6)
- (4) M. Koyama and T. Iokibe: "Short-term Prediction of Daily Peak Electric Power Demand by Chaotic Approach", *Proc. of 6th FAN Symposium of JSME*, No.207, pp.87-88 (1996-10) (in Japanese)
小山雅也・五百旗頭正:「決定論的非線形短期予測手法による九電力におけるピーク電力予測」, 日本機械学会第6回FANシンポジウム講演論文集, No.207, pp.87-88 (1996-10)
- (5) 岩坪理恵子・萬谷和彦・池口 徹・合原一幸:「再構成軌道を用いた小規模電力需要の非線形短期予測」, 電気学会産業システム情報化研資, IIS-93-10, pp.29-38 (1993)
- (6) 田淵秀幸・井上雅裕・野村 智・池口 徹・合原一幸:「カオス時系列解析による中規模電力需要予測」, 電気学会情報処理研資, IP-95-36, pp.49-58 (1995)
- (7) 菅家正康・藤本泰成・五百旗頭正:「カオスの振る舞いをする時系列データの予測—電力需要予測への応用—」, 電気学会産業システム情報化研資, IIS-93-9, pp.23-28 (1993)
- (8) T. Iokibe: "Chaos and Prediction", *J. Japan Society for Fuzzy Theory & Systems*, Vol.7, No.3, pp.486-494 (1995-6) (in Japanese)
五百旗頭正:「カオスと予測」, ファジィ学誌, 7, No.3, pp.486-494 (1995-6)
- (9) T. Iokibe, M. Kanke, Y. Fujimoto, and S. Suzuki: "Local Fuzzy Reconstruction Method for Short-term Prediction on Chaotic Timeseries", *J. Japan Society for Fuzzy Theory & Systems*, Vol.7, No.1, pp.186-194 (1995-2) (in Japanese)
五百旗頭正・菅家正康・藤本泰成・鈴木新悟:「カオスの時系列の

短期予測のための局所ファジィ再構成法], ファジィ学誌, 7, No.1, pp.186-194 (1995-2)

- (10) S. Kawauchi, H. Fujikawa, and H. Sugihara: "Investigation of Applicable Possibility of Chaos Theory to Forecasting Electric Power Demand", The Papers of Technical Meeting on Power Engineering and Power Systems Engineering Committee of IEE Japan, PE-99-18, PSE-99-15, pp.61-65 (1999-9) (in Japanese)

河内清次・藤川浩樹・杉原弘章:「カオス理論の需要予測への適用可能性検討」, 電気学会電力技術・電力系統技術合同研究, PE-99-18;PSE-99-15, pp.61-65 (1999-9)

- (11) F. Takens: "Detecting strange attractors in turbulence", "Dynamical Systems and Turbulence", in D.A. Rand and L.-S. Young, Eds, Vol.898 of Lecture Notes in Mathematics, pp.366-381, Springer-Verlag (1981)

河内清次 (正員) 1968年6月6日生まれ。1992年3月鳥取大学工学部電気工学科卒業。同年中国電力(株)入社。1999年より同社技術研究センターにて、主として電力需要予測、電力系統のシミュレーション解析の研究に従事。

杉原弘章 (正員) 1957年1月9日生まれ。1981年3月京都大学工学部電気工学科卒業。同年中国電力(株)入社。1986年より同社技術研究センターにて、主として電力系統の安定度、シミュレーション、エキスパートシステム応用、パワーエレクトロニクス応用の研究に従事。博士(工学)。

佐々木博司 (正員) 昭和43年3月早稲田大学大学院理工学研究科博士課程終了。同年4月広島大学工学部電気工学科講師。55年10月第二類(電気系)助教授。平成元年11月同教授。平成13年4月大学院工学研究科教授。現在に至る。工学博士。電力系統の過渡安定度、状態推定、最適潮流計算法、インテリジェントシステムの応用に関する研究に従事。IEEE, CIGRE, 電子情報通信学会, 情報処理学会, エネルギー資源学会会員。