Load Prediction for Operation of Heat Supply Systems

正 横山 良平 (阪府大院)

○学 西野 淳 (阪府大院)

正 伊東 弘一 (阪府大院)

神村 一幸 (山武ビルシステム)

松葉 匡彦 (山武ビルシステム)

Ryohei YOKOYAMA, Osaka Prefecture University, 1-1 Gakuen-cho, Sakai, Osaka

Atsushi NISHINO, Koichi ITO, Osaka Prefecture University

Kazuyuki KAMIMURA, Tadahiko MATSUBA, Yamatake Building Systems Co., Ltd.

To operate heat supply systems rationally, it is necessary to predict loads accurately and determine the schedule for the on/off status of operation and load allocation of each piece of equipment in the systems appropriately. Several prediction and scheduling methods have been proposed separately. In this paper, a method of identifying an ARIMA prediction model using the nonlinear programming is proposed to make the prediction suitable for the scheduling. Though a case study, it turns out that the method can reduce the variations of predicted loads.

Key Words: Heat Supply Systems, Scheduling, Load Prediction, ARIMA Model, Nonlinear Programming

1. 緒 言

熱源システムの運転をリアルタイムで支援するために要求される基本的機能として、負荷の予測機能と機器の運用スケジューリング機能が挙げられ、両機能の統合化が重要な課題となっている。負荷予測に関しては、これまで様々な手法が提案されている。例えば、時系列モデルによる方法では、統計学的手法によって負荷の実測値と予測値の誤差を小さくするようにモデル同定が行われている⁽¹⁾。しかしながら、時々刻々変化する負荷に適応しながら機器の運用スケジューリングを行うには、上記の誤差が小さいだけでなく、同一被予測時刻における予測値の時間変動も小さいことが望ましいものと考えられる。本研究では、これらの点を考慮しながらモデル同定を非線形計画法によって行う方法を提案し、予測事例によってその有効性を検討する。

2. 負荷予測法

2.1 予測モデル 本研究では、予測モデルとして、次式で表される ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average)モデルを採用する。

$$x_n - x_{n-s} = \sum_{i=1}^p a_i (x_{n-i} - x_{n-i-s}) + e_n + \sum_{j=1}^q b_j e_{n-j} \quad \dots(1)$$

ここで、 x は負荷の実測値、 e は負荷の予測誤差、下付添字は離散化された時間のステップを表す。 s は非定常時系列の周期に対応するステップ数を表す。 p, q は ARIMA モデルの次数、 a_i, b_j は係数である。

2.2 モデル同定 予測モデルを得るためには、 p, q, a_i, b_j の各値を決定する必要がある。ここでは p, q の値が与えられた時に以下のように a_i, b_j の値を決定する。

$$y_n = x_n - x_{n-s} \quad \dots(2)$$

とする。時刻 n までの実測値に基づく K ステップ先までの y_{n+k} ($k = 1, 2, \dots, K$) の予測値を $\tilde{y}_{n+k|n}$ とすると、式(1)より

$$\tilde{y}_{n+k|n} = \begin{cases} \sum_{i=1}^p a_i y_{n+k-i} + \sum_{j=1}^q b_j e_{n+k-j} & (k=1) \\ \sum_{i=1}^{k-1} a_i \tilde{y}_{n+k-i|n} + \sum_{i=k}^p a_i y_{n+k-i} + \sum_{j=k}^q b_j e_{n+k-j} & (2 \leq k \leq \min(p, q)) \\ \sum_{i=1}^p a_i \tilde{y}_{n+k-i|n} + \sum_{j=k}^q b_j e_{n+k-j} & (p < k \leq q) \end{cases}$$

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{k-1} a_i \tilde{y}_{n+k-i|n} + \sum_{i=k}^p a_i y_{n+k-i} & (q < k \leq p) \\ \sum_{i=1}^p a_i \tilde{y}_{n+k-i|n} & (\max(p, q) < k) \end{cases} \quad \dots(3)$$

で表される。ここで、予測誤差 e_n は

$$e_n = y_n - \tilde{y}_{n|n-1} \quad \dots(4)$$

で表される。ただし、 $s \leq n \leq s + \max(p, q)$ の範囲では、 $\tilde{y}_{n|n-1}$ が評価できないので、 $e_n = 0$ と仮定する。

非線形計画法として一般縮小勾配法を採用し、式(3)を制約条件とし、目的関数

$$\sum_{n=s+\max(p, q)}^{N-1} (\tilde{y}_{n+1|n} - y_{n+1})^2 + \sum_{k=2}^K \left\{ \sum_{n=s+\max(p, q)}^{N-k} (\tilde{y}_{n+k|n} - \tilde{y}_{n+k|n+1})^2 \right\} \quad \dots(5)$$

を最小にする a_i, b_j の値を求める。ただし、 $K = 1$ のときは第 2 項を 0 とする。ここで、 N は y_n のデータ数を表す。式(5)の第 1 項は予測値と実測値の誤差の 2 乗和を意味する。第 2 項は、同一被予測時刻における予測を k ステップ前に行った値と $(k-1)$ ステップ前に行った値の差の 2 乗和を意味する。従来の統計学的手法によるモデル同定では第 1 項のみが考慮されているが、本同定法では第 2 項を考慮することにより予測値の時間変動の小さいモデルを得る。

2.3 負荷予測 同定された予測モデルを用いて式(3)によって予測値 $\tilde{y}_{n+k|n}$ を求める。また、 n における x_{n+k} の予測値 $\tilde{x}_{n+k|n}$ を、式(2)に基づき

$$\tilde{x}_{n+k|n} = \tilde{y}_{n+k|n} + x_{n+k-s} \quad \dots(6)$$

によって求める。

3. 負荷予測事例

3.1 予測条件 具体的な予測対象として、熱負荷予測公開ベンチマークテストに採用された延床面積約 5400 m²、1 階に駐車スペースを持つ 9 階層の商用ビル全体の 1996 年 9 月における冷熱負荷を取り上げる⁽²⁾。9/5 22:00~9/6 23:00、および 9/9 0:00~9/13 21:00 の平日 6 日間の 1 時間毎の冷熱負荷の実測値を用いて予測モデルの同定を行った。また、9/13 22:00~23:00 および 9/17 0:00~21:00 の平日の 1 時間毎の冷熱負荷の予測を行った。さらに、9/17 21:00 までの最新の平日 6 日間のデータを用いて予測モデルを再同定し、9/17 22:00~23:00 および 9/18 0:00~21:00 の平日の予測も同様に行った。9/5 22:00 から 9/18 21:00 の間

の平日の冷熱負荷実測値の変動を図 1 に示す。

予測モデル同定時に与える s, N の値として, $s = 24, N = 120$ を, また (K, p, q) の値として, $K = 1, 2, \dots, 8; p = 0, 1, \dots, 6; q = 0, 1, \dots, 6$ の範囲のあらゆる組合せを用い, これらの各組合せについて 1 つの予測モデルを得る。ただし, $p = 0$ かつ $K > q$ の組合せは, 式(5)を定義できず, モデル同定が行えないので, 除外した。

次に, 上記の予測法との比較対象として用いる, 統計学的手法によりモデル同定を行った ARIMA モデル(以下, 従来法)による予測に関する条件を示す⁽²⁾。予測モデル同定時には, 過去の平日 10 日分の 1 時間毎の冷熱負荷の実測値を用いた。9/13 21:00 までの実測値に基づき同定を行ったモデルで 9/17 21:00 までの予測を, また 9/17 21:00 までの実測値に基づき同定を行ったモデルで 9/18 21:00 までの予測をそれぞれ行った。

3.2 予測結果および考察 予測の評価指標として, 次の 2 つの値を用いる。

$$E = \sqrt{\frac{\sum_{l=1}^L \left\{ \sum_{n=N}^{N+s-l} (\tilde{x}_{n+l|l} - x_{n+l})^2 \right\}}{L(s-L/2+1/2)}} \quad \dots(7)$$

$$V = \begin{cases} \sqrt{\frac{\sum_{n=N}^{N+s-1} (\tilde{x}_{n+1|1} - x_{n+1})^2}{s}} & (L=1) \\ \sqrt{\frac{\sum_{n=N}^{N+s-1} (\tilde{x}_{n+1|1} - x_{n+1})^2 + \sum_{l=2}^L \left\{ \sum_{n=N}^{N+s-l} (\tilde{x}_{n+l|l} - \tilde{x}_{n+l|l-1})^2 \right\}}{L(s-L/2+1/2)}} & (L \geq 2) \end{cases} \quad \dots(8)$$

E は L ステップ先までの予測値と実測値の誤差の 2 乗平均平方根である。 V は 1 ステップ先予測値と実測値の誤差と, L ステップ先までの予測値における, l ステップ先予測値と $(l-1)$ ステップ先予測値の差との 2 乗平均平方根である。

各予測モデルによる予測結果について $L=6$ として E, V の値を算出した。モデル作成時に与えた (K, p, q) の値と E の値の関係を図 2 に, (K, p, q) の値と V の値の関係を図 3 にそれぞれ示す。図 2, 図 3 において, 横軸は (K, p, q) の組合せを 3 桁の整数, すなわち, K, p, q の値をそれぞれ百, 十, 一の位にもつ整数で表している。また, 従来法による予測結果における E, V の値を表 1 に示す。

提案法により同定した予測モデルの 8 割以上が, 従来法による予測結果における E, V の値のより小さい E, V の値を与えることが判った。予測誤差の大きさを表す E の値は

Fig. 1 Load profiles for weekdays

同程度であったが, 予測値の時間変動を表す V の値は大幅に減少することが判った。また, 予測モデルを決定するためには, 適切な (K, p, q) の組合せを選択する必要があるが, 計算結果から, (K, p, q) の組合せが E, V の値に与える影響の傾向が明らかになった。

4. 結 言

非線形計画法により ARIMA モデルに基づく予測モデルを同定する方法を提案した。また, 熱負荷予測公開ベンチマークテストに採用された冷熱負荷について提案法により負荷予測を行い, 従来法と比較して誤差が同程度で予測値の変動が小さい負荷予測を行える可能性があることが判った。

文 献

- (1) 金原・黒須・宮坂・神村, ARIMA モデルによる空調熱負荷予測, 計測自動制御学会論文集, 26-6 (1990), 721-728.
- (2) 筒井・松葉・神村, 熱負荷予測ベンチマークテストにおける TCBM+ARIMA ハイブリッドモデルの予測結果報告, 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, (1998), 122-125.

Fig. 2 Relationship between (K, p, q) and E

Fig. 3 Relationship between (K, p, q) and V

Table 1 Values of E and V for prediction by conventional method

Day	Unit: kW	
	E	V
9/16 22:00 ~ 9/17 21:00	19.0	10.1
9/17 22:00 ~ 9/18 21:00	26.8	21.4