空調熱負荷予測の実用化[†]

神村 一幸*・鈴木 信康**・金原 昭臣***・黒須 茂***

Prediction for Energy Loads of Air-Conditioning System

Kazuyuki KAMIMURA*, Nobuyasu SUZUKI**, Akiomi KIMBARA*** and Shigeru KUROSU***

This paper describes a load profile prediction algorithm that has recently been developed for use in an optimal operation of heat storage systems. It is highly desirable to devise an on-line prediction technique such that the difference between predicted load and actual load is as small as possible. To accomplish this, an ARIMA model is adopted. The modelling is first done for the past load data. Next, this model is used to predict the load profiles for the next day. The load profiles are updated every hour on the basis of the newly obtained load data.

When this on-line prediction algorithm is executed on a computer in field operation, some of the more important questions are left open:

- 1) What kind of evaluations should be considered for the model validity?
- 2) After air-conditioning system starts, how many data should be required to predict the load profile?
- 3) Half days and off days have different load profiles from ordinary days. How should the load profile on these days be predicted?
- 4) Does the forecasted highest ambient temperature for the next day become available to update the predicted load profile?

In this paper, the solutions to these questions are considered. Performance of the load

profile prediction algorithm is assessed by recording cooling load and ambient temperature history (1987) at The Tokyo site. Results of this test show generally good agreement between actual and predicted loads. Errors are typically less than 10% on ordinary days; however, somewhat higher errors occur on half days and off days (errors being on the order of 20%).

Key Words: load profiles, ARIMA model, modelling, prediction

1. はじめに

近年、ビルの空調システムにおいて蓄熱槽を備えることにより、エネルギーを有効利用する方式が一般的になりつつある。このとき、1日先(翌日)の冷暖房熱負荷(日負荷)を予測することが、夜間電力を利用して蓄熱するときに必要となる。さらに、日負荷予測によって貯えられた熱エネルギーが計画的に消費されるが、賄いきれなかった部分が当日のヒートポンプを運転することによって補充されなければならない。使用可能な全電力のうちどの位を空調に当てるかを決定するには、数時間にわたる熱負荷(時間負荷)のきめ細やかな予測が必要になる。

筆者らは空調熱負荷の予測問題に対して、いくつかの実測データをもとに ARIMA モデルによりモデリングを行い、そのモデルを用いて予測する方式の有効性を明らかにした^{1),2)}。

実際にビル空調システムを稼動しながらオンラインでデータを収録し、冷暖房時間負荷の予測方式を適用するさいに

- 1) 予測モデルの妥当性をオンラインでどのように検証するのか。
- 2) 空調システムの運転を開始してから何日位経過すれば予測が可能となるのか。
- 3) 平日とは異なった負荷パターンをもつ半日、休

[†] 第29回計測自動制御学会学術講演会(1990・7)および平成2年度空調・衛生工学会学術講演会(1990・10)で発表

* 山武ハネウエル(株) 東京都渋谷区渋谷 2-12-19

** ジェスクリエーション(株) 東京都新宿区西新宿 7-15-17

*** 小山工業高等専門学校 小山市中久喜 771

* Yamatake Honeywell Co., Shibuya-ku, Tokyo

** Jisc Creation Co., Shinjuku-ku, Tokyo

*** Oyama Technical College, Oyama

(Received November 6, 1990)

(Revised March 1, 1991)

日の熱負荷はどのように処理するのか。

4) 気象庁から発表される翌日の最高外気温の予報を活用できないのか。

などの問題点が生じた。本論文では、これらの問題点とその解決法ならびに予測結果について述べている。

本論文の構成はつぎのとおりである。2章でARIMAモデルによるオンライン熱負荷予測方式の問題点とその解決法の概要を述べる。3章で熱負荷の実測データをもとに予測した結果について考察し、本予測方式の妥当性を検討する。4章では気象庁より発表される翌日の最高外気温の予報を利用した場合の予測修正方式と予測した結果について述べる。5章でARIMAモデルによる予測方式の特徴と将来への展望を述べる。

2. 予測方式の問題点とその解決法

2.1 予測方式の概要

ビルの空調システムは原則として1日24時間運転である。通常の日では日中の熱負荷は夜間のそれに比べると大きくなっており、時間負荷パターンは $s=24$ の基本周期(24時間)をもっている。このような時間負荷を連続させて時系列 $\{x_t\}$ をつくると、予測のためのモデルは、 z^{-1} を時間遅れ作用素としたときつぎのようなARIMA($p, 0, q$) $\times$ ($p_1, 1, q_1$)で表わされる。

$$\nabla_s A(z^{-1})P(z^{-s})x_t = B(z^{-1})Q(z^{-s})e_t \quad (1)$$

ここに、

$$\left. \begin{aligned} \nabla_s &= 1 - z^{-s} \\ A(z^{-1}) &= 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_p z^{-p} \\ B(z^{-1}) &= 1 + b_1 z^{-1} + \dots + b_q z^{-q} \\ P(z^{-s}) &= 1 + \alpha_1 z^{-s} + \dots + \alpha_{p_1} z^{-p_1 s} \\ Q(z^{-s}) &= 1 + \beta_1 z^{-s} + \dots + \beta_{q_1} z^{-q_1 s} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

である。ここで時系列 $\{e_t\}$ は平均値0の白色雑音である。

毎日22時の時点でデータを収録した後、まず過去10日分のデータ(個数240)を用いて(1)式のARIMAモデルを求める。22時の時点でモデルが決まると同時に24時間先までの予測値を計算する。これらの予測値の総和を計算すれば、翌日の日負荷の予測値が求められる。以下23時から翌日の21時まではモデルを修正しないで、1時間ごとに実測データが得られるたびに、23時間先、22時間先、…、1時間先までの予測値のみを計算する。以上のような手続きの繰返しであり、(1)式の予測モデルは毎日22時の時点で修正されることになる。なお、予測アルゴリズムは前稿^{1), 2)}において述べている。

2.2 実用化に伴う問題点とその解決法

実際のビルの空調システムを運転しながら、オンラインで2.1節に述べた予測方式を適用したところ、1章で述べた種々の問題点が明らかとなった。以下にその解決法を述べる。

(1) モデルの妥当性

2.1節で述べた方法によると、モデル作成のための日数が10日(個数240)と短いので、モデルの妥当性を検討しなければならない。それは(1)式の $\{e_t\}$ の平均値0、 e_i と e_j ($i \neq j$)との独立性によって行われる。白色性は $\{e_t\}$ の自己相関関数によって確かめられるが、そのためには関数の形を人間が判断しなければならない。これを避けるために、本稿では $\{e_t\}$ の平均値0、 e_i と e_j ($i \neq j$)との独立性を連検定により行うことにした。そのために、 $\{e_t\}$ の終わりから連続して50個を抜き取り、それらの符号反転回数を調べる。たとえば信頼区間を95%とすると、符号反転回数 m が $18 < m < 33$ であればよいことになる³⁾。もし、この条件が満たされないときには、モデル作成に必要な日数を増やしてモデルを求め直して再び連検定を行う。このようにして、符号反転回数が所定の範囲内に入るまで、データ日数を増やしていく。このとき、計算機は蓄熱槽の制御を同時に実施しているので、あらかじめデータ日数の上限を定めておき、そのときまでに妥当なモデルが求められなかったときには、前日の22時に求めた予測モデルとモデル誤差(モデルによって計算される1step先の予測誤差)をそのまま利用するようにする。つまり、当日のデータ(個数24)はモデル作成および翌日の予測値を計算するのに用いないことにする。

(2) 空調立ち上げ時の処置

ビルの空調システムは冷房・暖房とも年間を通じて運転する方式と、季節により冷房のみあるいは暖房のみを運転する方式とがある。特に後者の場合では、空調システムを運転開始してから何日くらいで予測が可能になるかという問題がある。

2.1節で述べた方法によると、運転開始後少なくとも10日経過しなければ予測方式を適用することができない。そこで予測を開始するまでの日数を短縮するために、つぎのような方法を採用することにした。すなわち、運転を開始してから2日経過したら、この2日間のデータを過去に向かって延長して10日間のデータとしてモデルを求める。そして第3日目から予測値を計算する。2日間のデータだけで妥当なモデルが得られないときには、3日間のデータを過去に向かって延長しモデルを求め、第4日目から予測値を計算す

る。

この方法は後で述べるように良好な予測結果を得ている。

(3) 半日・休日の予測

半日、休日の負荷パターンは平日のそれと大きく変わるので、予測モデルは平日のそれとは異なる。このため、半日、休日の予測モデルをつくるには、過去の半日、休日の 21 時までのデータを使用する。(2)の方法を用いると、半日または休日のデータが2日分収録できれば、平日とは異なった負荷パターンをもつ半日または休日の負荷予測が可能となる。

3. 予測結果

冷暖房熱負荷の実測値は、丸の内熱供給(株)の内幸町地区(東京)地域冷暖房システムにおいて、1987年3月から12月にわたって収録したデータである。本稿では冷房時間負荷の予測結果についてのみ述べるが、暖房時間負荷についても同様の予測結果が得られたので割愛している。

Fig. 1 は3月22日から4月10日までの冷房時間負荷を示している。この図において、3月22日、29日、4月5日は休日(*印)、3月28日、4月4日は半日(#印)、残りはすべて平日となっている。これより、休日、半日、平日ではそれぞれ負荷パターンが異なるので別々に予測を実施することにする。

3.1 空調立ち上げ時の予測結果

Fig. 2(a), (b) は **Fig. 1** の3月23日、3月24日(3月22日は休日となっているので除く)の2日間のデータをもとに予測モデルを求め、3月25日の熱負荷を予測した結果を示している。(a)は3月24日22時において予測した結果、(b)は3月25日12時において予測した結果を示している。前日の10時における予測精度は良好とはいえないが、当日12時まで経過してデータが収録されるとそれ以後の予測精度が向上してくることがわかる。

3.2 平日の予測結果

Fig. 1 からわかるように冷房熱負荷の時系列は $s=24$ の基本周期をもつので、予測モデルは(1)式で表わ

Fig. 1 Cooling load profiles for 20 days

(a) Predicted at 22:00

(b) Predicted at 12:00

Fig. 2 Load profiles for 25 of March

される ARIMA モデルとなる。モデル推定のための日数の上限を15日として、3月30日より平日のみ連続して169日間予測を実施し、実測データとの比較検討を行う。予測値として重要なのは空調システムの稼動時間帯(8時から17時まで)であるから、毎日の予測時刻をその時間帯における1時間先と3時間先の予測値の評価を行うことにする。

Fig. 3(a) は1時間先の予測値と実測値との関係、(b)は予測誤差のヒストグラムを示しており、 $\pm 3\sigma$ (σ は標準偏差)の間を29等分している。予測精度(|予測誤差/実測値|)の平均値は8.4%である。

Fig. 4(a), (b) は3時間先の予測値と実測値の関係と予測誤差のヒストグラムを示している。予測精度の

Fig. 3 Relation between predicted and actual load (ordinary day)

Fig. 4 Relation between predicted and actual load (ordinary day)

平均値は 12.1% である。これより先行時間が増えるにつれて予測精度は低下するが、3 時間先くらいまでなら十分実用に耐えられることがわかる。

3.3 半日、休日の予測結果

Fig. 5, 6 は半日のそれぞれ 1 時間先, 3 時間先の予測値と実測値の関係と予測誤差のヒストグラムを示している。このとき、予測は半日データの第 3 日目である 4 月 11 日より可能となり、4 月 11 日から 12 月 26 日までの 37 日間の予測値を評価した結果、予測精度の平均値は 1 時間先で 16.6%, 3 時間先で 22.4% と

Fig. 5 Relation between predicted and actual load (half day)

Fig. 6 Relation between predicted and actual load (half day)

なる。

Fig. 7, 8 は休日のそれぞれ 1 時間先, 3 時間先の予測値と実測値の関係と予測誤差のヒストグラムを示している。このとき、半日データと同様に、休日の第 3 日目である 4 月 5 日から予測が可能となり、予測精度の平均値はそれぞれ 19.7%, 29.8% となる。半日、休日とも予測精度が平日のそれに比べ劣下しているのは、時間負荷のパターンが平日に比べ大きく変動していることによるものと考えられる。

Fig. 7 Relation between predicted and actual load (off day)

Fig. 8 Relation between predicted and actual load (off day)

4. 予想最高外気温による修正

すでに前稿¹⁾において、冷房熱負荷 $\{x_t\}$ と外気温 $\{T_t\}$ の時系列から2次元 AR モデルをつくり、2次元 AR モデルによる予測結果と外気温を考慮しない ARIMA モデルによる予測結果とは大差ないことを明らかにしている。つまり、2次元 AR モデルにおいては T_t の過去の値 ($T_{t-1}, T_{t-2}, \dots$) は x_t に影響しにくいことを意味している。しかし、翌日の予想最高外気温がわかれば、その情報は翌日の熱負荷予測に有効に利用することができると考えられる。

4.1 冷房熱負荷と最高外気温

まず、空調システムにおける冷房日負荷と当日の最高外気温との関係について考察する。Fig. 9(a)は平日の冷房日負荷とそのトレンド成分、(b)は平日の最高外気温とそのトレンド成分を示している。トレンド成分は(a)、(b)とも3次曲線を最小2乗法によりあてはめたものである。冷房日負荷 x_t と最高外気温 T_t からトレンド成分を除いたデータの相互相関関数の推定値は、つぎのようにして求められる。

$$\rho_{Tx}(k) = R_{Tx}(k) / \sqrt{R_{xx}(0)R_{TT}(0)} \quad (3)$$

ここに

$$R_{Tx}(k) = \frac{1}{N} \sum_{t=k+1}^N T_t x_{t-k} \quad (4)$$

である。 N は平日のみで197(日)である。 $\rho_{Tx}(k)$ を求めた結果を示したのがFig. 10である。これより遅れ $k=0$ のところで相関が0.7近くあり、日負荷と最高外気温との間に相関のあることがわかる。

(a) Daily loads

(b) Highest ambient temperatures

Fig. 9 Daily load and highest ambient temperature profiles

Fig. 10 Crosscorrelation function of x_t and T_t exclusive of trends

4.2 予想最高外気温による予測修正方式

熱負荷予測の問題では、当日の最高外気温は夕刻にならないとわからないので実測データとして利用することはできない。ところが、翌日の予想最高外気温は当日の18時と翌日の6時の2回気象庁より発表される。Fig. 11(a)、(b)はそれぞれ前日の18時、当日の6時に発表された東京丸の内地区の平日予想最高外気温の実測データに対する誤差 ($|$ 実測最高外気温 - 予測最高外気温 $|$ /実測最高外気温)を示している。これより、当然のことであるが当日の6時に発表された予報のほうが予測精度の良好なことがわかる。

最高外気温の実測データの代わりに、予報データを用いた場合の冷房時間負荷の予測値の修正は、つぎのように行うことにする。

当日および前日の実測された最高外気温を T_0 ($^{\circ}\text{C}$)、 T_{-1} ($^{\circ}\text{C}$)、18時に発表された予想最高外気温を T_1 ($^{\circ}\text{C}$) として、倍率 S_e はつぎのように与えられる。

$$S_e = 1.0 + (T_1 - h)/h \quad (5)$$

ここに

$$h = (T_0 + T_{-1})/2 \quad (6)$$

(a) Highest ambient temperatures forecasted at 18: 00 on the day before

(b) Highest ambient temperatures forecasted at 6: 00 on the day

Fig. 11 Forecasting errors of highest ambient temperatures

である。つまり、当日と前日の最高外気温の平均値 h より翌日の予想最高外気温 T_1 が高ければ、変化の割合を求めて S_e 倍だけ熱負荷を増やしてやるという考えである。ただし、冷房と暖房とでは熱負荷を増やすか減らすかの方策は逆となる。

(5)式により S_e を求め、22 時において翌日の 21 時までの熱負荷予測値をすべて S_e 倍する。翌日の 6 時になると、新しい予想最高外気温 T'_1 が発表されるので、(5)式の T_1 を T'_1 で置き換えて新しい S'_e を求め直す。7 時から 21 時までの熱負荷予測値をすべて S'_e 倍する。

ARIMA モデルによる予測方式では、新しい実測データが得られるたびに予測値が改良され実測データに近づくという特徴をもつので、空調システムの運転開始後につぎのような方式をとる。時点 $(t-1)$ における 1 時間先の予測値を $x_{t-1}(1)$ 、 S'_e 倍した修正予測値を $x'_{t-1}(1)$ および時点 t における実測データ x_t より

$$e_1 = x_t - x_{t-1}(1), \quad e'_1 = x_t - x'_{t-1}(1) \quad (7)$$

を求め

$$|e_1| < |e'_1| \quad (8)$$

となった時点で、予測値の修正を停止する。つまり、1 時間先の予測誤差 e_1 が予想最高外気温による予測誤差 e'_1 より小さくなった段階で外気温による修正を終了する。実際には空調システムを 8 時に運転開始すると、2～3 時間経過してこの処理が達成されている。

4.3 予測結果

以上述べた方式を 8 月 2 日 (日) 22 時において 8 月 3 日 (月) の熱負荷予測に適用した場合を **Fig. 12** に

Fig. 12 Load profiles for 3 of August

示している。8 月 1 日は土曜日であるから、8 月 3 日の熱負荷は 7 月 31 日までの平日データのみから予測されるので、(6)式の T_0 は 7 月 31 日の 34.1℃、 T_{-1} は 7 月 30 日の 34.3℃であり、(5)式の T_1 は 8 月 2 日 18 時に予報された 8 月 3 日の最高外気温 25.0℃を採用している。この例では $S_e = 1 + (25.0 - 34.2)/34.2 = 0.73$ となる。これより予想最高外気温による修正した予測値 (+印) は実測データによく追従しており、この方法が有効であることが認められる。

Fig. 13 (a), (b) は平日の場合の 1 時間先の予測

Fig. 13 Relation between predicted and actual load (ordinary day)

Table 1 Results of prediction errors (percent relative to actual load)

Step ahead	Prediction not updated			Prediction updated		
	1	2	3	1	2	3
Ordinary day	8.4%	10.1%	12.1%	8.0%	9.0%	10.4%
Half day	16.6	19.7	22.4	14.8	17.0	19.5
Off day	19.7	25.6	29.8	18.3	22.3	24.7

Table 2 Results of prediction errors from 9: 00 to 18: 00

Clock hour	Predicted at 22: 00		Predicted at 7: 00	
	Not updated	Updated	Not updated	Updated
9: 00	14.6%	14.4%	14.3%	13.4%
10: 00	14.6	14.0	14.8	13.4
11: 00	14.1	11.9	14.3	11.2
12: 00	13.2	11.3	13.6	10.8
13: 00	12.8	10.5	13.0	9.9
14: 00	12.0	10.3	12.3	9.7
15: 00	11.9	9.8	12.1	9.0
16: 00	12.4	9.9	12.7	9.2
17: 00	12.6	9.9	12.8	9.2
18: 00	12.3	9.7	12.6	9.0

値と実測値の関係と予測誤差のヒストグラムを示している。それぞれ Fig. 3(a), (b)に対応している。予想最高外気温による修正方式を定量的に評価するために、予測精度の平均値をまとめたのが **Table 1** である。このように ARIMA モデルによる予測方式を予想最高外気温によって修正することで若干の改善が期待できる。

つぎに、空調システムにおける冷房熱負荷が年間を通じてもっとも大きくなる6月1日から9月20日にわたって、前日の22時と当日の7時における平日の熱負荷の予測値の予測精度の平均値を9時から18時にわたって評価した結果を **Table 2** に示す。これより3時間以上の予測ステップ数が長くなると、予想最高外気温による修正の効果が良好に現れてくるのがわかる。

5. おわりに

本論文では、ビルの空調システムの熱負荷予測方式をオンラインで実用化するにさいしての問題点とその解決法についてまとめ、冷房熱負荷の予測結果について報告している。本予測方式の特徴をまとめると、つぎのようになる。

- 1) 平日とは異なった負荷パターンをもつ平日、休日の負荷予測に対しても適用できる。
- 2) 空調システムの運転開始後2日くらいで予測が可能となる。
- 3) 気象庁から発表される翌日の最高外気温の予報は有効に活用できる。

このような空調システムのきめ細やかな熱負荷予測が達成されることにより蓄熱槽の効率的な管理が可能となり、さらに地域冷暖房システムのエネルギー消費の効率的な管理にも寄与することになる。

本研究を進めるに当たり、検証用のデータの提供など多大なご教示をいただいた関西電力(株)露口嘉和氏、日建設計(株)加藤 晃氏、猪岡達夫氏、桜井文雄氏、丸の内熱供給(株)田邑什二氏、竹山良次氏、矢崎淳史氏に深く感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) 金原，ほか：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**，721/728 (1990)
- 2) 金原，ほか：空調システムにおける冷暖房日負荷の予測，空気調和・衛生工学会論文集，No. 44，55/62 (1990)
- 3) J.S. Bendat, et al.: Measurement and Analysis of Random Data, 156/158, Wiley(1958)