

外界気象要素の短期予測

5.1 気象予測に対する本研究の立場

気象条件が負荷変動に大きな影響を及ぼすことは、2章の検討からも明らかであり、負荷予測の研究では、従来から最高気温・最低気温などの気象要素を説明変数とした回帰式が用いられてきた。

本論文でも、予測モデルの説明変数として、時別の外気温、外気絶対湿度、壁面入射平均日射量があり、これらを予測する必要がある。ただし、日射量に関して、個々の方位別日射量を予測するのは煩雑であるので、水平面全天日射量を予測することにし、方位別日射量は直散分離によって求めることとする。

その際、気象庁の発表している予報を活用することは有用であると考えられる。負荷予測に適用できる予報としては、短期的な予報のうち、最高・最低気温、最小湿度、天気（晴のち曇り等）等が考えられる。しかし、これらを負荷予測に用いる際には、以下のような問題点がある（文献[13]も参照）。

1. 日射量を直接予報したものがない。
2. 気温、湿度予報について、一般に入手されるものは、現在のところ、最高・最低気温、最小湿度に限られており、時刻ステップごとの気温、湿度は別の方法で推定しなければならない。
3. 予報が発表される回数は1日数回であって、次の予報が発表されるまでに最後の予報の信頼性が低下する可能性がある。例えば、「今日日中の最高気温」が一般に発表されるのは、その日の朝9時が最後であるが、その後、この予報に反した気温変動が実測された場合には、実測値からその後の気温変動を直接予測した方が好ましい場合もある。
4. 将来、例えば、1時間といった短い時間間隔で量的予報がなされ、かつ時刻別のデータを対象として行われるようになったとしても、建物が立地している場所の気象要素を正しく予測されたものになっているとは限らない。表5.4によれば東京、18:00発表、翌日最低気温予報の誤差は1℃強であるが、この程度の差は比較的局所的な立地の違いによっても容易に生じてしまうものと考えら

れる [47]。

そこで、外気温、外気湿度について、本研究では、予報のみを用いるのではなく、立地場所の気象実測値に基づいた時系列モデルによる時刻別変動の予測を行い、この予測値を、気象庁発表の予報を用いて適切に修正する立場をとる。その場合、実測値に基づいて行う予測値の精度と、気象庁による予報の精度を過去の予測実績から集計し、両者の予測精度の良否に応じて、適切な予測値を決定する方法を考える。

表 5.1には、気象予測の概要を示す。予測の対象としているのは、時刻別の各気象要素である。時系列モデルによる予測では、気象3要素の、建物立地場所における実測値を対象にモデル化・予測をおこなう。予測を行う時刻は毎時1時間ごとであるが、日射については、日射のある時間帯のみ予測を行う。

天気予報による日射量予測は、気象庁から発表される予報（「晴のち曇り」等）から、日射量を予測するもので、夜間にのみおこなう。その際、翌日の大気透過率（予測モデル中のパラメータ）を、夜間の湿度実測値から回帰式にもとづいて予測する。

量的予報による予測値の修正は、気象庁から発表される量的予報データ、すなわち、最高気温、最低気温、最小（相対）湿度を用いて、時系列モデルによってなされた外気温・外気湿度の予測値を修正する。

表 5.1: 本研究の気象予測概要

		時系列モデルによる予測	天気予報による日射量予測	量的予報による予測値の修正
予測対象	気温	○		○
	湿度	○		○
	日射	○	○	
予測を行う時刻		毎時（日射は日中のみ）	天気予報発表時（夜間のみ）	毎時
使用データ	実測値	○	○（湿度）	
	予測値			○
	天気予報		○（天気）	○

5.2 気象庁発表の予報について

5.4節、5.5節において、気象庁発表の予報データの利用を考えるが、それに先だって、一般に入手される予報データの種類、時刻、量的予報の精度について簡単に述べる。なお、この節で述べる予報データの内容、発表時刻等は、1994年3月現在のものである。

入手される気象庁発表の予報データ

気象台や測候所が発表する予報には、明後日までの天気・気温・風などを対象とする短期的な予報（これを「天気予報」という）の他、週間天気予報や季節（長期）予報などがある。天気予報は原則として、各都道府県に一つずつ設けられた地方気象台毎に発表され、さらに、各府県をいくつかに区切った地域を対象としている。週間天気予報に関しても、府県単位で発表される。天気予報、週間天気予報とも発表時刻、発表内容の項目はどの地域でも概ね共通である。また、長期予報は、気象庁本庁と、全国10ヶ所の気象台によって行われている。予報の種類とその概要を以下に示す（[48]も参照）。

天気予報（短期予報）（今日・今夜・明日・明後日の予報）

発表時刻：毎日5回（6,9,12,18,21時）

提供メディア：電話（177）・テレビ・ラジオ・新聞・各地の気象台・測候所

降水短時間予報（3時間先までの雨や雪の量的予報）

発表時刻：随時（大雨警報・注意報などが発表される時）

提供メディア：テレビ・各地の気象台・測候所

週間天気予報（1週間先までの日別の天気と気温の予報）

発表時刻：毎日午後6時

提供メディア：電話・テレビ・ラジオ・新聞・各地の気象台・測候所

季節（長期）予報（1か月以上の長期間の予報）

発表時刻：1か月予報（毎月10日と月末）

3か月予報（毎月20日）

暖候期予報（3月10日）

寒候期予報（10月20日）

提供メディア：テレビ・ラジオ・新聞・各地の気象台・測候所

空調負荷の短期予測に用いる気象予報としては、1日先程度までのものを考えれば十分であると思われる。また、実際の制御に用いられることを考えると、毎日定期的な発表される予報を利用の方が好ましい。こういったことから、熱負荷予測に用いる気象予報としては、上記のうち、天気予報のみを考えれば十分であると考えられる。

そこで、次にこの天気予報の内容について、その内容を表5.2に示す。

表 5.2: 天気予報（短期予報）の内容と予測対象時刻

	天気	気温(°C)	降水確率(%)	風(8方位, m/s)	湿度(%)
朝 予報 (06:00)	今日、 今夜、 明日	今日日中、最高 今日、最高	06-12時、 12-18時、 18-24時		
午前予報 (09:00)	今日、 今夜、 明日、 明後日	今日日中、最高 今日、最高 明日朝、最低	12-18時、 18-24時、 00-06時	今日、最大風速、 また、その風向 (陸上、海上)	今日、最小
正午予報 (12:00)	今夜、 明日、 明後日	明日朝、最低 明日日中、最高	18-24時、 00-06時、 06-12時	明日、最大風速、 また、その風向 (陸上、海上)	明日、最小
午後予報 (18:00)	今夜、 明日、 明後日	明日朝、最低 明日日中、最高	00-06時、 06-12時、 12-18時、 18-24時		
夜 予報 (21:00)	明日、 明後日		00-06時、 06-12時、 12-18時、 18-24時		

(1994年3月現在)

<備考>

- (「天気」とは、「北の風、晴れ後曇り」といったもの)
- (「降水確率」とは、降水量にして雨または雪が1mm以上降る確率)
- (「朝」とは、日の出の前の空が薄明るくなる頃(夜明け)から9時頃までを、また「日中」とは、9時頃から日没前1時間位までをいう)

表中に、各予報の発表時刻を括弧内に付した。なお、「今日」、「明日」といった時間に関する気象庁による定義を表5.3に示す。

予報の入手方法としては、防災関係、新聞などの報道にはFAXが用いられるが、その他の場合でも、気象協会との契約の上でオンラインに入手することが可能である。しかし、一般の入手方法(テレホンサービス、新聞)では、天気予報の内容(表5.2)のうち、「今日の最高気温」、風に関する予報は入手されない。

天気予報の精度

気象庁発表の天気予報(短期予報)のうち量的予報の予測精度を概観する。ここでは、気温(最高最低気温)と湿度(最小湿度)を検討する。また、日射については、直

表 5.3: 時間に関する用語の定義

予報期間	対象となる時刻		
	今日	明日	明後日
今日 今夜 明日 明後日	6:00 - 18:00	6:00 - 24:00	

(1994年3月現在)

接気象庁による量的予報がなされていないので、ここでは検討外とする。対象とする地方は東京で期間は'85年から'87年までの3年間である。また、気温については18時発表、湿度に関しては15:30発表の予報について検討する(15:30発表の予報は、本庁のみが遠隔地の新聞用に独自に行っている予報であり、一般には15:30に予報が入手できるわけではない)。

まず、年度別、月別の予測誤差をみることにする(図5.1)。翌日最高気温予報の場合、3年間通年で誤差は2.2℃程度、最低気温予報で1.5℃程度である。両者とも特定の季節で精度が変化するような傾向は見られない。ただし、8月は最高、最低気温予報とも、若干精度が高いようである。また、最高気温予報の方が年度によるばらつきが大きい。最小湿度予報に関しても、気温予報と同じような傾向がうかがえる。気候変動が比較的大きい、春先(3~4月)と、秋口(9~10月)で若干精度が低下しており、逆に8月ではやや高精度な予測をしている。

表5.4に、2月と8月について、天気予報誤差と他の単純な予測方法による予測誤差を比較したものを示す。

ここで「予報」とは、気象庁発表の量的予報のことであり、また「持続予測」とは、今日の実現値が明日も実現する、と仮定する予測方法である。さらに「気候値予測」とは、例年の平均値をもって予測値とする方法であり、その誤差はもともとの気象要素の、その時期における変動の大きさを表す。どの項目とも天気予報が最も高精度な予測となっている。天気予報誤差の、気候値予測誤差からの改善の程度が、予報としての有用性を示す1つの目安となるが、2月の場合では、最高気温で1.6℃、最低気温で1.2℃程度の改善がみられるが、8月では、最高気温で0.9℃、最低気温で0.8℃程度の改善にとどまっており、もともと変動の大きい(気候値予測誤差の大きい)2月において、天気予報の有用性が高まることがわかる。

持続予報誤差について、最低気温予測については2、8月とも気候値予測誤差に比べて明かに減少しており、このような単純な予測方法でも有用であることがわかる。

表 5.4: 各予測方法による誤差の標準偏差 (予報は 18 時発表のもの, 東京地方, 1985 年~1987 年, 資料 [49] より, 括弧内は予報誤差標準偏差の, 気候値予測誤差標準偏差に対する割合)

	2 月			8 月		
	予報	持続	気候値	予報	持続	気候値
最高気温 (°C)	2.17 (0.58)	3.86	3.72	1.64 (0.65)	2.47	2.51
最低気温 (°C)	1.25 (0.51)	1.56	2.46	1.19 (0.59)	1.41	2.03
最小湿度 (%)	12.47	17.98	—	10.16	11.54	—

しかし, 最高気温に関しては, ほとんど改善されておらず, 最高気温に関しては 1 日以上の隔たりにおける気象要素自身の相関が希薄であることを示しており, 特に日中の気温予測に対して, 気象庁の量的予報を用いることが有用であると考えられる。

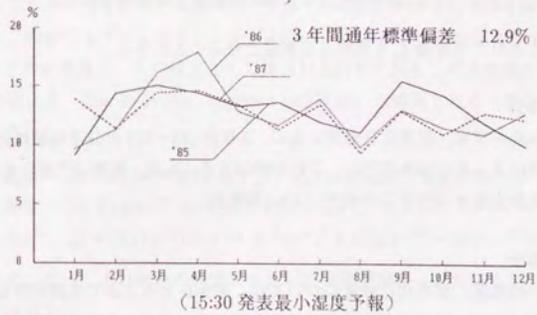
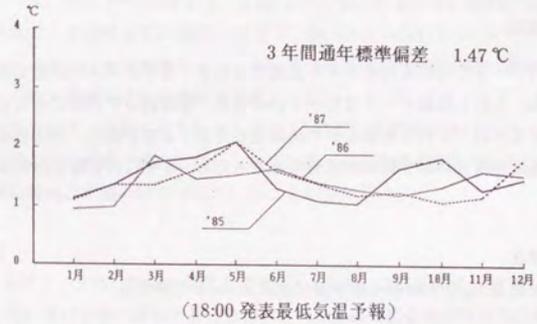
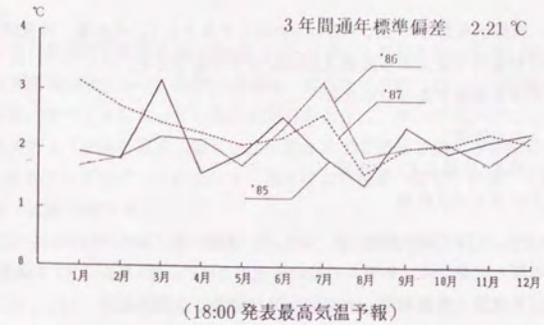


図 5.1: 気象庁発表翌日予報誤差の標準偏差 ('85~'87 年, 東京地方, 実測データは大手町で気象庁により測定されたもの)

5.3 時系列モデルによるモデル化

ここでは、実測値をもとにした予測のためのモデルとして、外気温、外気絶対湿度、水平面全天日射量の3要素の多変数 ARIMA モデルを考える。

時系列モデルを構築するプロセスは

1. データの定常化
2. モデル構造(次数など)の決定
3. モデルパラメータ推定

である。3.については4章の方法に従うとして、本節ではこのうち1, 2について論じる。また、本節と次節では、モデルの型の決定のために、'85年から'87年の東京大手町のデータ(外気温、外気湿度、水平面全天日射量)を用いる。

データの前処理

ある時系列データから時系列モデルを構築する場合、まずデータが定常であることが要請される。しかし気象データはたいていの場合、年周成分や日周成分などの非定常成分を有するため、これらをあらかじめ除去しておく必要がある。特に日射量に関しては太陽高度の変化に伴う確定的成分を有するため、まずこれを除くために規準化処理を行う。

日射量の規準化

水平面全天日射量 I_{th} を大気圏外水平面日射量 $I_0 \sin h$ で除する。

$$I_n = I_{th}/I_0 \sin h \quad (I_0: \text{太陽定数}, h: \text{太陽高度}) \quad (5.1)$$

今後、規準化された日射量 I_n を規準化日射量と呼ぶことにする。

年周成分の除去

外気温、外気絶対湿度、規準化日射量ともに、3年分(85~87)の日平均値に対しフーリエ級数5項によるあてはめを行い、これを除去する。なお、実際の予測においては、年周期成分の除去をオンラインで行う(5.6.1項参照)。

日周成分の除去

日周性の強い外気温、規準化日射量については、階差をとることで日周成分を除去する。すなわち、前日の同じ時刻の値との差をとる操作を行う。また、日周成分の小さな外気絶対湿度については、これを無視し何も行わない。

以上の処理により得られた外気温、外気絶対湿度、規準化日射量の系列をそれぞれ $\{T_t\}$ $\{X_t\}$ $\{J_t\}$ と記す。

各要素の自己相関、交差相関

自己相関

各要素の自己相関計算結果を図5.2~図5.4に示す。欠測値のない気温、湿度については偏自己相関も併せて示す。図中、点線は、真のモデルの(偏)自己相関が、そのステップ以降、すべて0になっていると仮定したときに、サンプリングによって得られた、そのステップ以降の標本(偏)自己相関が95%の確率で納まる範囲を示し(信頼限界)、あるサンプルデータにおいて、非0な自己相関(偏自己相関)を判別する目安となる(文献[50]参照)。

季節によって相関の程度は若干異なるものの、相関の構造はほとんど変化しないことがわかる。

気温に関しては、偏自己相関の有意な非0のラグが1~2程度と、ラグ25, 49, 73で発生している。ラグ1~2の非0は、AR(1)~(2)成分によって、短期的な自己相関は説明できることを意味しているが、ラグ25, 49, 73にみられる24ステップごとの明確な非0の値から、季節変動モデル(Box & Jenkins[50]の用いている用語で周期変動モデルの意)を導入する必要性が示唆される。

湿度の場合には、気温にみられるような24時間の周期性は弱い。

日射に関しては夜間で確定的に0となるため、自己相関が計算できないラグがあるが、大体の傾向は気温の場合と似ていることがわかる。

交差相関

2つの時系列データ間の相関の程度を調べるためには、交差相関を計算する。しかし各系列内に高い自己相関が存在するときには、真の交差相関を解釈するのは困難である。したがって交差相関を計算する際には、それぞれの系列から自己相関を除去する必要がある。この操作をプリホワイトニングといい、具体的には各時系列データについて1変量モデルを構築し、その残差として得られる系列に関して交差相関を計算する。

自己相関より、Box & Jenkins method [50]を用いて構築される1変量 ARMA モデルとして、

$$\text{気温: } (1 + c_{T,1}z^{-1} + c_{T,2}z^{-2})T_t = (1 + d_{T,24}z^{-24})e_{T,t}$$

$$\text{湿度: } (1 + c_{X,1}z^{-1} + c_{X,2}z^{-2})X_t = e_{X,t}$$

$$\text{日射: } (1 + c_{J,1}z^{-1})J_t = (1 + d_{J,1}z^{-1} + d_{J,24}z^{-24} + d_{J,25}z^{-25})e_{J,t}$$

を選択した。次に、それぞれの残差項を用いた交差相関の一例を図5.5~5.7に示す。これらの検討から、

1. 時刻 $t-1$ 及び時刻 t の日射が時刻 t の気温と相関している。
2. 気温と湿度は同時刻で弱い相関がある。
3. 湿度と日射にははっきりした相関はない。

ことがわかった。

モデル式

以上の結果より、時系列モデルは、それぞれの1変量モデルに、交差相関の認められる項を外生変数 (exogenous variable) として加え、

$$\text{気温} : (1 + c_{T,1}z^{-1} + c_{T,2}z^{-2})T_t = (b_{T,0} + b_{T,1}z^{-1})J_t + (1 + d_{T,24}z^{-24})e_{T,t} \quad (5.2)$$

$$\text{湿度} : (1 + c_{X,1}z^{-1} + c_{X,2}z^{-2})X_t = b_{X,0}T_t + e_{X,t} \quad (5.3)$$

$$\text{日射} : (1 + c_{J,1}z^{-1})J_t = (1 + d_{J,1}z^{-1} + d_{J,24}z^{-24} + d_{J,25}z^{-25})e_{J,t} \quad (5.4)$$

と決定した。

時系列モデルによる気象変動のモデル化に関しては、建築環境工学の分野でもすでに吉田 ([51] 等)、銚井 ([52] 等) らによって精力的に行われているが、それらとここで決定した時系列モデルの違いは、データの定常化において、24時間の階差をとることにより、日周期成分の除去を行ったという点である。

このような方法で構成されたモデルは安定条件をみたまず、非定常モデルとなる。このようなモデルを用いて、長期間にわたるシミュレーション (白色雑音を入力する) を行うと、単調で大きな振幅を伴った出力 (気温等) が得られることが吉田によって示されている [51]。

しかし、階差という手段は、時刻別の平均を別途集計するという手間もいらず、単一の時系列モデルで日変動を表現することができ、また、短期間の予測を目的としたモデルの場合は、必ずしも安定条件を満たす必要もないので、このような方法を採用した。

モデルパラメータのオンライン推定

予測値の計算を行うのと同時に、モデルパラメータを推定する必要がある。推定は、4章で示した方法によってオンラインで行う。外気温モデルを 4.47 式と同じ形式で書けば、

$$T_t = \frac{b_{T,0} + b_{T,1}z^{-1}}{1 + c_{T,1}z^{-1} + c_{T,2}z^{-2}}J_t + \frac{1 + d_{T,24}z^{-24}}{1 + c_{T,1}z^{-1} + c_{T,2}z^{-2}}e_{T,t} \quad (5.5)$$

となる。ここで、外気温モデルは (定常化された) 日射 J を入力とし、それに有色な雑音が付加されたシステムとなっている。

4章では、専ら入出力の伝達構造の同定に着目したがここでは、ノイズの構造の特定も問題となる。雑音の構造も推定する場合、安定条件として、ノイズ項の伝達関数分母の c の特性方程式、

$$z^2 + c_{T,1}z + c_{T,2} = 0 \quad (5.6)$$

の根がすべて複素平面における単位円内に存在する必要があるばかりでなく、 d の特性方程式についても同様の条件が加わる。5.5 式でいえば、この式を同定するときに必要なとなるヤコビアンは、

$$\frac{\partial \hat{T}_t}{\partial c_{T,1}} = -\frac{1}{1 + d_{T,24}z^{-24}}T_{t-1} \quad (5.7)$$

$$\frac{\partial \hat{T}_t}{\partial c_{T,2}} = -\frac{1}{1 + d_{T,24}z^{-24}}T_{t-2} \quad (5.8)$$

$$\frac{\partial \hat{T}_t}{\partial d_{T,24}} = \frac{1}{1 + d_{T,24}z^{-24}}e_{T,t-24} \quad (5.9)$$

$$\frac{\partial \hat{T}_t}{\partial b_{T,0}} = \frac{1}{1 + d_{T,24}z^{-24}}J_t \quad (5.10)$$

$$\frac{\partial \hat{T}_t}{\partial b_{T,1}} = \frac{1}{1 + d_{T,24}z^{-24}}J_{t-1} \quad (5.11)$$

となり、 $-1 < d_{T,24} < 1$ を満たさない場合はこれらのヤコビアンが発散する恐れもあるため、 d の特性方程式、

$$z^{24} + d_{T,24} = 0 \quad (5.12)$$

の根も単位円内に納まるように推定ゲインを調整しながら同定を行うようにする。他の湿度、日射のモデルについても同様である。

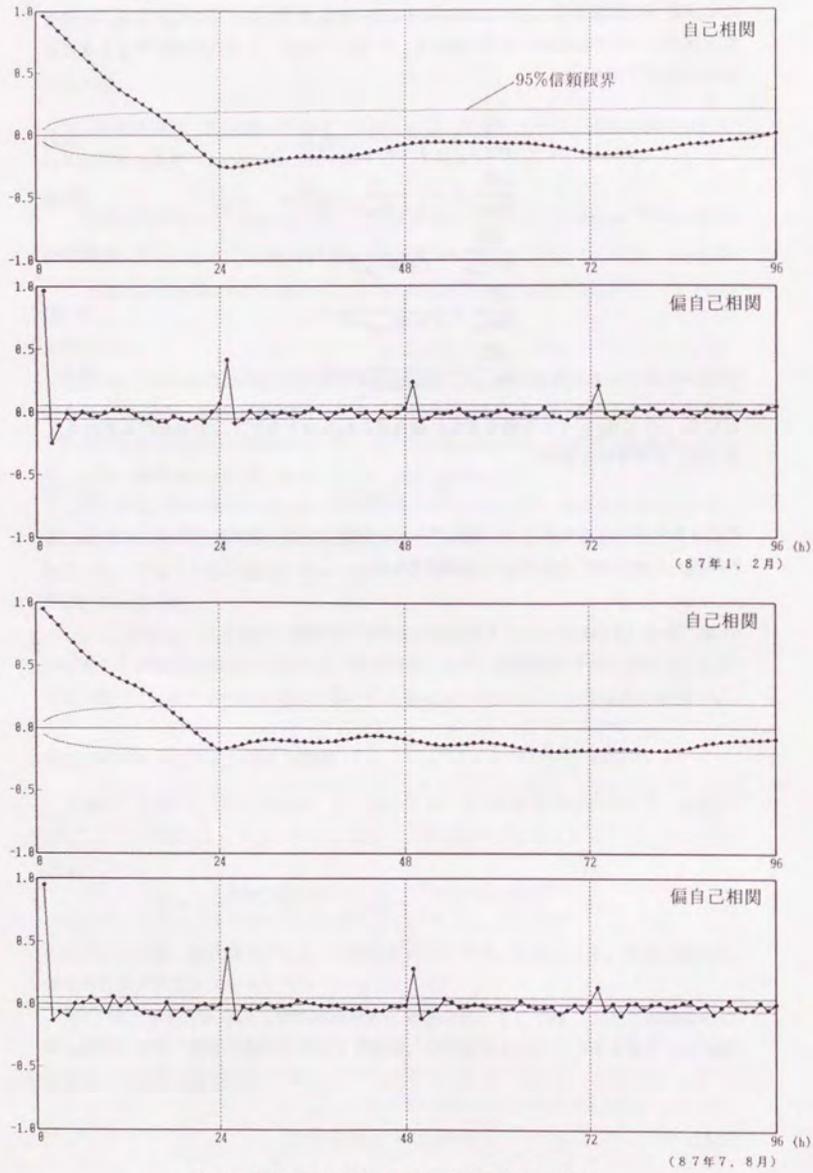


図 5.2: 気温 $\{T_t\}$ の自己相関, 偏自己相関 (東京)

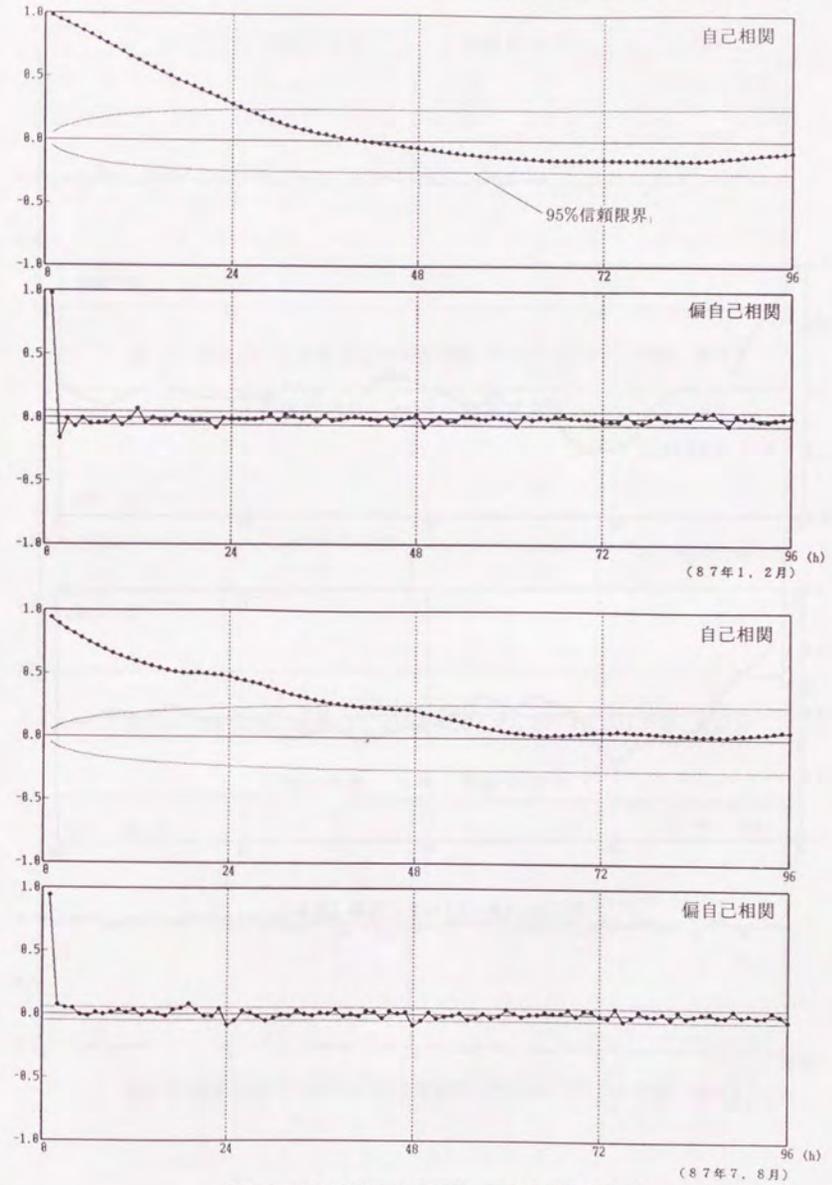


図 5.3: 湿度 $\{X_t\}$ の自己相関, 偏自己相関 (東京)

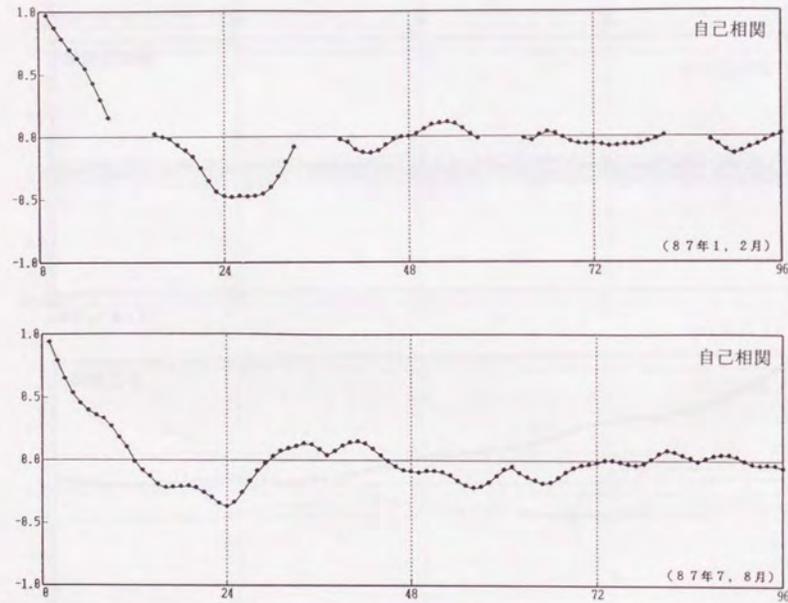


図 5.4: 日射 $\{J_t\}$ の自己相関 (東京)

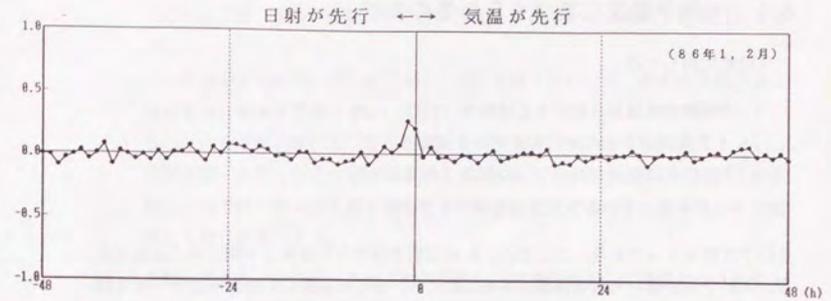


図 5.5: 気温 $\{T_t\}$ と日射 $\{J_t\}$ の交差相関 (プリホワイトニング後, 東京)

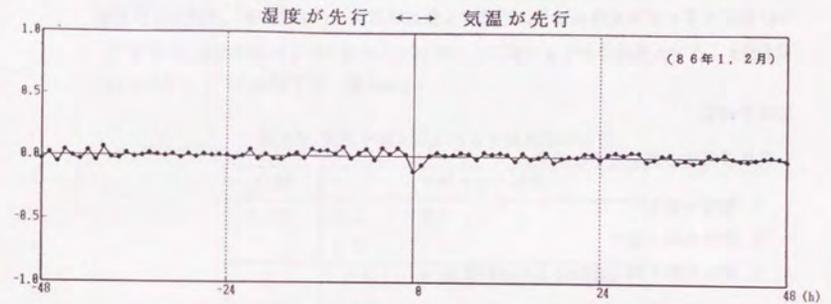


図 5.6: 気温 $\{T_t\}$ と湿度 $\{X_t\}$ の交差相関 (プリホワイトニング後, 東京)

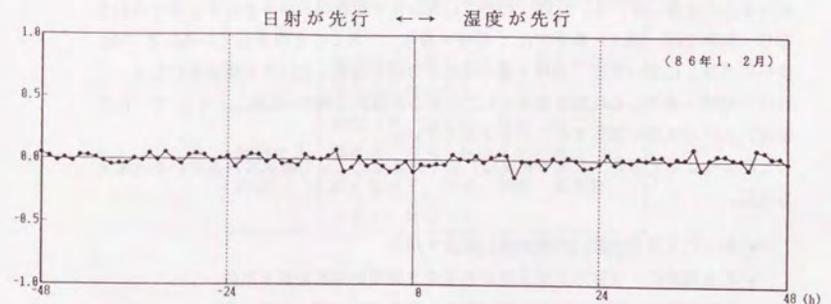


図 5.7: 湿度 $\{X_t\}$ と日射 $\{J_t\}$ の交差相関 (プリホワイトニング後, 東京)

5.4 天気予報文に基づく日射量の予測

日射量に関しては、

1. 予測開始時刻が日射のある時間帯（昼間）の時
→ 日射量の予測は時系列モデルを用いる。
2. 予測開始時刻が日射のない時間帯（夜間）の時
→ 日射量は翌日の天気予報を用いて予測する。

という方針をとっており、ここでは、2.の天気予報から日射量を予測する方法を考える。天気予報に用いられる用語は多岐にわたり、全ての用語に対応できるモデルを作成することは極めて困難である。したがって天気要素として「晴」「雨」「曇」の3つに、また期間・頻度を表す用語のうち「一時」「時々」「所により」「午前・午後」の4つに対応するモデルを作成する。予測する量は時刻別（1時間間隔）の規準化日射量である。

天気予報文

天気予報文の例を以下に示す。

1. 晴時々曇り
2. 晴のち時々曇り
3. 晴のち時々曇り夜所により雨か雷雨

1.は、予報期間（例えば「明日」の天気予報なら6時から24時まで）の全体にわたって同様の天気状態であり、「晴」を基準として、ある頻度（「時々」）で「曇り」の状態になることを示している。2.は、「のち」によって予報期間の前半と後半に分けられており、前半では、「晴」、後半では、「晴時々曇り」であることを示している。3.では、さらに、「夜」においては、「晴時々曇り所により雨か雷雨」という天気状態になり、これは、「晴時々曇り」の状態を基準として、ある空間的な頻度（「所により」）で「雨か雷雨」という状態が発生することを予報している。

このように考えると、天気予報文は、以下の要素によって構成されていると考えられる。

- 個々の天気の状態（天気要素）を表す用語
- ある期間に、複数の天気状態が発生する時間的頻度を表す用語
- ある期間に、複数の天気状態が発生する空間的頻度を表す用語
- ある天気状態が持続する期間を表す用語

そこで、予報文から日射量を予測する際に、

1. 「のち」「朝」等の予報期間を表す用語をもとに、いくつかの予報期間に分割する。
2. それぞれの予報期間に対して、「晴」「雨か雷雨」といった、各々の天気要素に対応する日射量を予測する。
3. もし、ある予報期間において、複数の天気要素が、「時々」「所により」といった時間的・空間的頻度を表す用語により結合されている場合には、それらの頻度に応じて個々の天気要素に対応する日射量を案分することによって、その期間の予測日射量とする。

という手順を考える。ここで、それぞれの用語は、気象庁によって定義がなされており[53]、これを参考とする。

予報期間のグルーピング

予報期間を表す用語は多岐にわたるが、「明日」に関する予報を対象とすることとし、これを大きく3つに分類する（表5.5）。

表 5.5: 天気予報文における予報期間の分類

分類	予報文中の期間
1日中	なし（1日中） 日中
午前	「のち」と書かれた予報文の前半部分 午前中 昼前まで、昼ごろまで、昼すぎまで
午後	「のち」と書かれた予報文の後半部分 午後 昼前から、昼ごろから、昼すぎから 午後から宵のうち
無視する 用語	朝のうち、はじめ、昼前、昼ごろ、 昼すぎ、夕方、宵のうち、夜、 遅くなって、朝夕、朝晩、夜半前、 夕方から宵のうち

「明日」の予報を想定

ここで、「無視する用語」とは、対象となる期間が非常に短い場合や、日射のない夜間に関する用語であり、天気予報文にこれらの用語が含まれていても無視する。

例：晴時々曇り朝のうち所により雨 → 晴時々曇り

予報期間を表5.5のように分類すると、1日の予報は、

1. 1日中～
2. 午前中～、午後～

の2通りとなる(「～」は天気の状態を表す)。2.の場合は12時を境に天気が変わると仮定し、図5.8に示した方法で処理する。

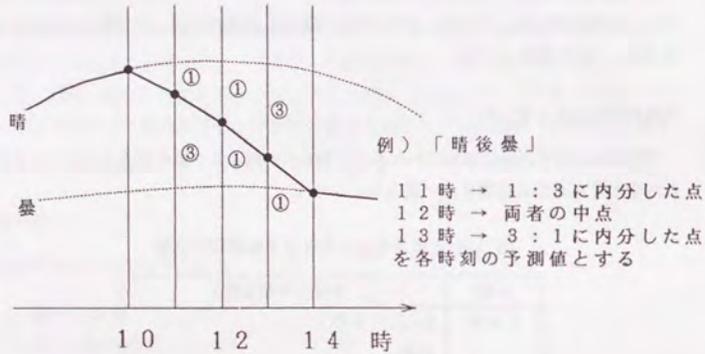


図 5.8: 午前中と午後で天気予報の内容が異なる場合の表現

天気要素のモデル化

次に、天気予報文中のそれぞれの天気要素に対応する日射量を求める。ここで、予報文中に用いられる天気要素は種々あり、これらを大きく3つにグループングし、それぞれを「晴」、「曇」、「雨」とする(表5.6)。

また、「晴」、「曇」、「雨」に対しては、下に示すように、雲量と降水の有無をもとに定義がなされている。

- 「晴」 雲量が2～8
- 「曇」 9以上
- 「雨」 降水現象がある時

しかし、この定義に従って、天気予報から雲量を予測し、雲量から日射量を予測するのは直接的でない。また、天気予報から雲量の予測を行うことも困難であることから、典型的な「晴」「曇」「雨」に対応する平均的な規準化日射量を決定し、その値で各要素を代表させることにする。

表 5.6: 天気予報文における天気要素の分類

分類	予報文中の天気要素
晴	晴 雲が多い
曇	曇り 晴れ間
雨	雨(小雨、にわか雨) 雪(小雪、にわか雪) 雷(雷雨) 上記の組み合わせ(「雨か雪」等) その他(雨強く降る、暴風雨、風雨強い、等)

a) 「晴」パターン

雲量が0(快晴)の場合を考える。規準化日射量の日変動は主に太陽高度によるものである。そこで日変動を考慮するために、数多く提案されている太陽高度と日射量の関係を表した式の中で文献[27]の式を参考にする。それによると全日射量 I_{th} は

$$I_{th} = (0.73P^{cosec h} + 0.27)I_0 \sin h \tag{5.13}$$

ここに、

- h : 太陽高度
- P : 大気透過率
- I_0 : 太陽定数

であり、規準化 ($/I_0 \sin h$) すれば

$$I_n = 0.73P^{cosec h} + 0.27 \tag{5.14}$$

となり、規準化日射量は大気透過率と太陽高度の関数であることがわかる。大気透過率は大気の絶対湿度と太陽高度により変動するが、ここで太陽高度にはよらない(天気が変わらなければ1日中一定)と仮定したモデルをつくり、この大気透過率は、絶対湿度から推定することにする。

図5.9に式5.14から求めた大気透過率 P と絶対湿度 x との関係を示す。

回帰式を、

$$P = b - a \ln(x) \tag{5.15}$$

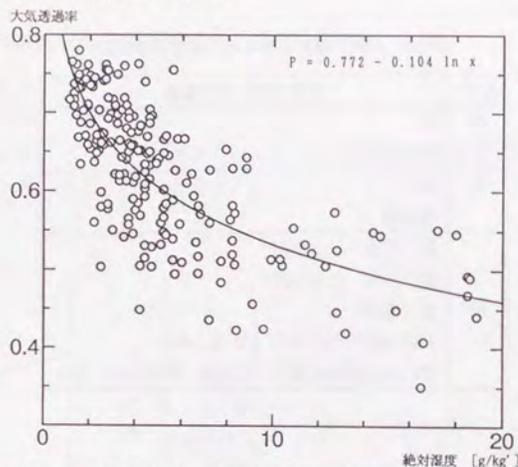


図 5.9: 絶対湿度と大気透過率との関係 (両者とも 12 時での値, 東京, '86~'87 年)

とする。この場合の関係式は,

$$P = 0.772 - 0.104 \ln(x) \quad (5.16)$$

である。

ただし 24 時間先の予測を行う際には, 予測開始時刻の絶対湿度から翌日の大気透過率を推定するため上式の関係が最もよいとは限らない。例えば 21 時に予測を行う場合, この時刻での絶対湿度と翌 12 時の大気透過率の関係は図 5.10 のようになり, この場合の関係式は

$$P = 0.752 - 0.0844 \ln(x) \quad (5.17)$$

となる。21 時開始の予測ではこのような方法で作成された回帰式を用いる。

以上から、「晴」パターンの規準化日射量は

$$I_n = 0.73(b - a \ln(x))^{\operatorname{cosec} h} + 0.27 \quad (5.18)$$

となる。

b) 「曇」及び「雨」パターン

前日 21 時における天気予報が一日中「雨」の場合の当日 12 時における規準化日射量のヒストグラムを図 5.11 に示す。約 0.1 の所にピークのあることがわかるので、「雨」パターンの規準化日射量は一定値 0.1 とする。「曇」は一番ばらつきが大きく, 代表値を求めるのは困難である。そこで, 式 5.14 で規準化直達日射 ($P^{\operatorname{cosec} h}$) を 0 とおくと, $I_n = 0.27$ となることから, この値を「曇」パターンの日射量とする。

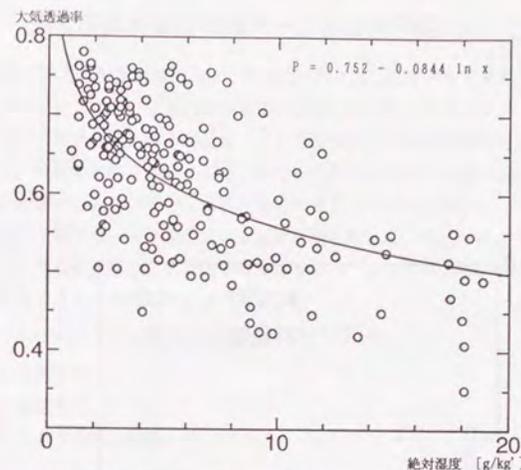


図 5.10: 絶対湿度と大気透過率との関係 (絶対湿度は 21 時, 大気透過率は翌 12 時での値, 東京, '86~'87 年)

頻度を表す用語のモデル化

頻度を表す用語は

- 「一時」 現象の発現期間が予報期間の 1/4 未満の時
- 「時々」 現象の発現期間が予報期間の 1/2 未満の時
- 「所により」 現象の発現域の合計面積が予報区全体の 1/2 未満の時と定義されている [53]。

これらを発現確率におきかえ, 期待値を予測値とする。各用語に対応する確率を

「一時」 1/6

「時々」 1/3

「所により」 1/3

と定める。

これより, 例えば「晴時々曇」では, その時刻での「晴」の値を a , 「曇」の値を b とすると「曇」の確率が 1/3 であるから

$$2/3 * a + 1/3 * b$$

がこの時の値となる。

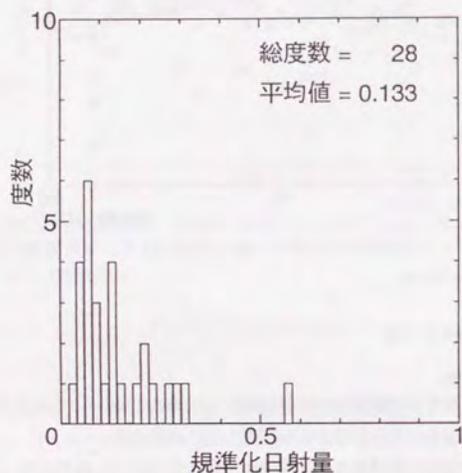


図 5.11: 前日 21 時発表天気予報が「雨」の場合の 12 時における基準化日射量の頻度分布 (東京地方, '85~87 年)

5.5 気象庁発表量的予報データの活用手法

5.3節で示した時系列モデルは、予測に非常に適したモデルであり、これに実測値を代入することにより、任意の時刻までの予測を行うことができる。

しかし、現在までの時系列自身（ここでは気象 3 要素の変動系列）の実現値のみを使って、将来の変動を予測する統計的なモデルであるため、気圧の変化、前線の通過、気団の影響といった大域的な大気現象を考慮することはできない。一方で、気象庁による天気予報では、多地域における気象観測をもとに、前述したような大気現象を推定した上で最高気温などの量的予報を行うので、この情報を用いれば、予測精度の向上に有用であると期待される。

そこで、ここでは、気象庁により発表されている、

- 最高気温
- 最低気温
- 最小（相対）湿度

の各量的予報を用いて、5.3節で示した時系列モデルによる予測のうち、外気温、外気湿度の予測値を修正する方法を示す。

初期予測

各時刻において、まず式 5.2、5.3 で示したモデルのみによって将来の特定時刻（例えば空調終了予定時刻）まで気温、湿度の予測を行う。

予測計算の方法としては、モデルから直接計算する方法の他、モデルを状態空間表現とし、この状態方程式から予測を行う方法が考えられる。この方法によれば、予測値の平均のみでなく、その誤差共分散行列も逐次的に計算されるので、後に予測値の更新を行う際に必要となるこの行列を、理論計算によって求めることが可能となる。

天気予報の補正

まず、気象庁による最高、最低気温予報と、最小相対湿度予報を、特定時刻の気温・絶対湿度予測と見なすことにする。その特定時刻の決定法としては、

- 予報値と実現値の相関が最も高い時刻を選ぶ。
- 過去の実績値から最高気温等の発生する時刻を特定する。

等が考えられるが、相対湿度から絶対湿度への変換には同時刻の気温データも必要のため、以下のような仮定をとることにする。

1. 最低気温は 6 時に発生する。
2. 最高気温は 14 時に発生する。

3. 最小絶対湿度は最高気温の発生する14時に発生する

ここで、3. は文献 [13] によっている。最小絶対湿度は、最高気温予報値と最小相対湿度予報値から計算され、これを14時の絶対湿度予報値とする。

上記のような解釈を行ったとしても、気象庁発表の天気予報は、該建物周囲の大気状態を対象として行われているわけではなく、また、予測対象時刻を恣意的に与えてしまっているため、このままでは偏り等の誤差が生じてしまう。文献 [13] では、横浜気象台の最高・最低気温予報値と秦野（横浜の西40kmの山麓）の実測値の関係を線形の回帰式で当てはめ、これによって補正された予報値を、秦野に立つ建物の負荷予測に用いている。

ここでも、これと同様にして、前述の仮定に基づいて変換された各時刻（6時、14時）の予測値を、更に線形回帰式によって補正する。この回帰式中のパラメータはオンラインで更新する。

天気予報を用いた予測値の更新

ここで提案する方法では、初期予測が完了した時点で、入手された予報データを用いて、初期予測値をカルマンフィルタの観測更新アルゴリズム（式4.23~4.25）で更新する。

今、初期予測時刻を t_i として、ベクトル \mathbf{x} を時刻 $t_i + 1$ から、予測終了時刻 (t_e) までの時刻別の外気温、外気絶対湿度とする。すなわち、

$$\mathbf{x} = [\theta_o(t_i + 1), \theta_o(t_i + 2), \dots, \theta_o(t_e), x_o(t_i + 1), \dots, x_o(t_e)]^T \quad (5.19)$$

とする。このベクトルは確率ベクトルであり、事前確率分布として、時系列モデルによる予測値とその過去の予測精度実績（誤差標準偏差）をもとに算出された、正規分布を想定する。その平均値（時系列モデルによる予測値）を、

$$\hat{\mathbf{x}} = [\hat{\theta}_o(t_i + 1), \hat{\theta}_o(t_i + 2), \dots, \hat{\theta}_o(t_e), \hat{x}_o(t_i + 1), \dots, \hat{x}_o(t_e)]^T \quad (5.20)$$

とする。またその共分散行列を P とする。すなわち、

$$P = E[(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})^T] \quad (5.21)$$

次に観測式、

$$\mathbf{y} = H\mathbf{x} + \mathbf{v} \quad (5.22)$$

を考える。ここで、観測ベクトル \mathbf{y} は、補正済みの天気予報である。具体的に、 $t_i =$ (夜の21時)、 $t_e = t_i + 24$ とし、時刻 t_i において翌日最低・最高気温予報 $\theta_{o,\min}^f$ 、 $\theta_{o,\max}^f$ と、最小湿度予報 $x_{o,\min}^f$ が入手されるとすると、

$$\mathbf{y} = [\theta_{o,\min}^f, \theta_{o,\max}^f, x_{o,\min}^f]^T \quad (5.23)$$

である。また、これに伴って行列 H は、

$$H(i, j) = \begin{cases} 1 & (i = 1 \text{ かつ } j = 9 \text{ のとき}) \\ 1 & (i = 2 \text{ かつ } j = 14 \text{ のとき}) \\ 1 & (i = 3 \text{ かつ } j = 14 \text{ のとき}) \\ 0 & (\text{その他}) \end{cases} \quad (5.24)$$

である。ここで、例えば、 $H(1, 9) = 1$ とするのは、最低気温予報 $y(1)$ とは、21時から数えて9ステップ後の翌日6時の、真の気温を雑音付きで観測したものと考えることによる（1ステップは1時間とする）。

従って、観測雑音 \mathbf{v} は補正後の量的予報の誤差そのもの（実測値 - 予測値）となる。また、その共分散行列 R の対角項は、予報誤差の分散になる。

これらの定義のもと、式4.23~4.25に従ってベクトル \mathbf{x} の平均値と共分散行列を更新する。その結果、新しい $\hat{\mathbf{x}}$ は天気予報を付加的な情報として加味したものととなり、その共分散行列 P も天気予報を追加した後のものとなる。

カルマンフィルタの観測更新アルゴリズムは、推定の対象となる未知ベクトル \mathbf{x} （ここでは気温・湿度）の最小分散推定値を求めるものなので、このようにして得られた、更新後の $\hat{\mathbf{x}}$ は、時系列モデルと量的予報を用いて誤差分散が最小となるように求められた予測値といえる。

ただし、式4.23~4.25は、 \mathbf{x} の誤差（時系列モデルのみによる予測の誤差）と \mathbf{v} の誤差（天気予報誤差）の間には相関がないと仮定したものであるが、実際には、この相関は無視できないため、これを考慮した項を付加する。以下では、そのための定式化を行う。

式4.23~4.25は、もともと、

$$\hat{\mathbf{x}}_{N|N} = \hat{\mathbf{x}}_{N|N-1} + \sum \mathbf{x}_N \mathbf{y}_N \sum \mathbf{y}_N^{-1} \mathbf{y}_N (\mathbf{y}_N - \hat{\mathbf{y}}_{N|N-1}) \quad (5.25)$$

$$P_{N|N} = P_{N|N-1} - \sum \mathbf{x}_N \mathbf{y}_N \sum \mathbf{y}_N^{-1} \mathbf{y}_N \sum \mathbf{y}_N \mathbf{x}_N \quad (5.26)$$

から導かれるものである [36]。ただし、

$$\sum \mathbf{y}_N \mathbf{y}_N = E[(\mathbf{y}_N - \hat{\mathbf{y}}_{N|N-1})(\mathbf{y}_N - \hat{\mathbf{y}}_{N|N-1})^T | \mathbf{y}_{N-1}, \mathbf{y}_{N-2}, \dots] \quad (5.27)$$

$$\sum \mathbf{x}_N \mathbf{y}_N = E[(\mathbf{x}_N - \hat{\mathbf{x}}_{N|N-1})(\mathbf{y}_N - \hat{\mathbf{y}}_{N|N-1})^T | \mathbf{y}_{N-1}, \mathbf{y}_{N-2}, \dots] \quad (5.28)$$

$$\sum \mathbf{y}_N \mathbf{x}_N = E[(\mathbf{y}_N - \hat{\mathbf{y}}_{N|N-1})(\mathbf{x}_N - \hat{\mathbf{x}}_{N|N-1})^T | \mathbf{y}_{N-1}, \mathbf{y}_{N-2}, \dots] \\ = \sum \mathbf{x}_N \mathbf{y}_N \quad (5.29)$$

であり、式中の期待値は、 $\mathbf{y}_{N-1}, \mathbf{y}_{N-2}, \dots$ に基づく条件付き期待値である。式5.25、5.26は、 \mathbf{x}_N と \mathbf{y}_N の同時（事前）確率分布がわかっているときに、付加的な情報である観測値、 \mathbf{y}_N から、 \mathbf{x}_N の事後確率分布を求めるものである。

x_N と y_N の関係が、式4.20の線形回帰モデルで表される場合、 $\sum y_N y_N'$ 、 $\sum x_N y_N$ は、それぞれ、

$$\begin{aligned}\sum y_N y_N' &= E\{[H_N(x_N - \hat{x}_{N|N-1}) + v_N][H_N(x_N - \hat{x}_{N|N-1}) + v_N]^T\} \\ &= E[H_N(x_N - \hat{x}_{N|N-1})(x_N - \hat{x}_{N|N-1})^T H_N^T \\ &\quad + H_N(x_N - \hat{x}_{N|N-1})v_N^T + v_N(x_N - \hat{x}_{N|N-1})^T H_N^T + v_N v_N^T] \\ &= H_N P_{N|N-1} H_N^T + H_N S_{N|N-1} + (H_N S_{N|N-1})^T + R_N \quad (5.30)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\sum x_N y_N &= E[(x_N - \hat{x}_{N|N-1})\{H_N(x_N - \hat{x}_{N|N-1}) + v_N\}^T] \\ &= E[(x_N - \hat{x}_{N|N-1})(x_N - \hat{x}_{N|N-1})^T H_N^T + (x_N - \hat{x}_{N|N-1})v_N^T] \\ &= P_{N|N-1} H_N^T + S_{N|N-1} \quad (5.31)\end{aligned}$$

と表される。ただし、

$$P_{N|N-1} = E[(x_N - \hat{x}_{N|N-1})(x_N - \hat{x}_{N|N-1})^T | y_{N-1}, y_{N-2}, \dots] \quad (5.32)$$

$$S_{N|N-1} = E[(x_N - \hat{x}_{N|N-1})v_N^T | y_{N-1}, y_{N-2}, \dots] \quad (5.33)$$

$$R_N = E[v_N v_N^T] \quad (5.34)$$

であり、 $P_{N|N-1}$ 、 R_N は、4章における、カルマンフィルタ中の共分散行列と同一であり、式5.30、5.31を式5.25、5.26に代入することにより、式4.23~4.25の一般形、

$$\hat{x}_{N|N} = \hat{x}_{N|N-1} + K_N(y_N - H_N \hat{x}_{N|N-1}) \quad (5.35)$$

$$\begin{aligned}K_N &= (P_{N|N-1} H_N^T + S_{N|N-1})\{H_N P_{N|N-1} H_N^T + H_N S_{N|N-1} \\ &\quad + (H_N S_{N|N-1})^T + R_N\}^{-1} \quad (5.36)\end{aligned}$$

$$P_{N|N} = P_{N|N-1} - K_N(H_N P_{N|N-1} + S_{N|N-1}^T) \quad (5.37)$$

が得られる。

ここで、 $S_{N|N-1} = 0$ のときは、式4.23~4.25と同一の結果が得られるが、いまここで考えている、天気予報による予測値の更新の場合、一般的に、時系列モデルによる初期予測誤差と天気予報誤差が無相関であるとはいえず($S_{N|N-1} \neq 0$)、式5.35~5.37を用いて x_N の推定を行う。

推定対象ベクトルの作成

天気予報による予測値の更新を行うためには、前述のように、まず推定の対象となる確率ベクトル x の平均値と共分散行列が必要となる。

平均値としては、初期予測によって得られたモデルのみの予測値が用いられる。また、共分散行列は、本手法では確率モデルを用いているため、計算により与えることもできるが、過去の初期予測誤差を直接集計したものをを用いることもできる。

天気予報誤差の集計

また、補正済みの天気予報の誤差の共分散行列 R と、天気予報誤差とモデル予測誤差の共分散行列 S も必要である。これらは、過去の天気予報データと、実績値を用いて集計する必要がある。その場合、ある程度の期間のデータを蓄積しておき、バッチ処理によって集計しても良いが、6章で示す指数平滑法を用いればオンライン処理ができて便利である。

時間経過に伴う予測値の更新

初期予測を行ない、同じ時刻において天気予報による更新を行った後、時間が経過するに従って気温・湿度に関する実測値が入手される。この付加的な情報に対して、時系列モデルによる初期予測からやり直す方法の他、先に示した、カルマンフィルタの観測更新アルゴリズムを用いることもできる。

この場合、観測ベクトルは実測値そのものであり、また測定誤差はないものとする。観測雑音は0となる。推定の対象となる確率ベクトル x は、天気予報による更新によって得られたベクトルをそのまま用いる。

そして、新しい実測値が入手されるたびに、予測値の更新を行う。

5.6 予測精度の検討

前節までに述べた予測手法により、時刻別の外気温、外気絶対湿度、水平面全日射量を予測した結果について考察する。

5.6.1 計算の設定

- 計算対象は、'89年4月から'91年3月までとし、実測データはMビル(東京都東村山市)において測定された、外気温、外気湿度、水平面全日射量を用いる。
- 予測は21:00までを対象とし、前日の21:00に予測を開始する。
- 予測開始の21:00において、気象庁18:00発表の東京地方翌日最高・最低気温予報と15:30発表の東京地方翌日最小湿度予報、21:00発表の東京地方天気予報を入手するものとする。

- 6:00において、気象庁 6:00 発表の東京地方当日最高気温予報を入手する。また、同時刻において湿度予報はなされないため、6:00において、前日 15:30 と同じ最小(相対)湿度予報がなされたものとみなすこととし、6:00 発表の最高気温予報値を用いて絶対湿度に変換し、このデータを用いる。
- 各時刻において最初に、時系列モデルのみを用いて外気温、外気湿度(日中は日射も)を予測する。その後、最新の量的予報を用いて外気温、外気湿度の予測値を修正する。
- 予測値の修正に必要となる共分散行列、 P, R, S は、すべて過去の実績データを1日に1回、時刻別に集計することによって得る。集計は指数平滑法(6章で示す)を用い、忘却係数は0.967(4.2.3節で説明した N_0 が約1ヶ月となる)とする。
- 外気温・湿度モデルでは定常過程を得るために、年周期成分(予測期間に比して周期が極めて長い成分)と日周期成分を除去する必要があるが、外気温モデルの場合は日周期成分を除去するのに24時間階差をとっているため、原系列から年周期成分を除去して24時間階差をとることは、24時間階差系列から年周期成分の1日あたりの増加率を差し引くことと同等となる。これをオンラインでおこなうため、現在と24時間前の気温の差を指数平滑法により平滑化し、これを用いて年周期成分の除去を行った。この平滑化は毎時刻行う。その際の忘却係数は0.999(N_0 は1ヶ月強)を用いる。
湿度モデルの場合は24時間階差はとらないため、年周期成分そのものを推定する必要がある。そこで、1日に1回、日平均絶対湿度を指数平滑法(忘却係数0.967)により平滑化し年周期成分を求める。日周期成分についても、同様に各時刻ごとの指数平滑値(忘却係数0.967)を用いる。
- パラメータ推定について、外気温、湿度モデルはそれぞれ別々にWRLSを用いて毎ステップ行う。忘却係数は両モデルとも $\rho = 0.995$ である。
- 初期ステップではモデルパラメータ、指数平滑値等が安定しないため、最初の1ヶ月はモデルの同定、天気予報値の補正、および天気予報による初期予測値の更新を行わない。

5.6.2 計算結果

概要

図 5.12, 5.13 に気温、絶対湿度、水平面全天日射の予測値と実測値の比較を示す。

日射について、21 時に行う予測は、天気予報文を使ってなされたものであるので、8 月 7 日のように、予報に反して晴れた場合には、大きな誤差を生じることになる。また、「のち」の表現(8 月 7 日、2 月 3 日)に関して、ここではそれが実測値に反映されておらず、予測精度の向上に寄与できない。しかし、全体的に、日射の大小を概ね予測できていることがわかる。また、12 時に行う予測は時系列モデルによるものであり、天気予報と12 時における実測値が大きく食い違っている(8 月 7 日等)、予測値の補正がなされている。

気温について、単変数の季節型 ARIMA モデルのみによる予測では、一般に現在までの周期変動を繰り返すような予測を行うが、ここでは、初期予測(天気予報を用いずに 21:00 に行った予測)においても、日射の予測値を外生変数としているため、日射の予測値の大小によって、気温の予測値も増減することになる。その結果、8 月 6 日のように、日射が小さいことが的確に予測された場合には、前日までのプロファイルとは違った予測が正しく行われている。また、2 月のプロットをみると、気温変動が上昇トレンドにのっていることがわかるが、初期予測では、必ずしもこのトレンドに追随していない。

同じ 21 時において、天気予報により修正を行った気温予測値では、初期予測の変動プロファイルを保ちながら、天気予報値(図中、白丸の点)付近を通るように予測値を修正していることが分かる。しかし、必ずしも予報値の点を通っているわけではない。これは、ある程度、システムモデルによる予測精度を信頼しているためであり、天気予報の精度との相対的な関係によって修正幅が決定される。時間が経過するに従って天気予報の信頼性に比較してモデルによる予測値の信頼性が高まるため、12 時に行う予測では 6 時に発表された最高気温予報(白三角の点)による修正が小さくなっていることがわかる(8 月 1 日、2 月 8 日等)。

外気湿度の初期予測では、前日のプロファイルとはあまり関係なく、初期予測時刻である 21:00 の実現値を 24 時間先までの予測値とした場合に近い予測を行っている日が多い。これは、日周期成分が弱いという考察から、24 時間の階差をとっていないことが起因している。同時刻で天気予報による更新を行うと、気温の場合と同様、予報値(白丸の点)に、より近い点を通るように修正される。

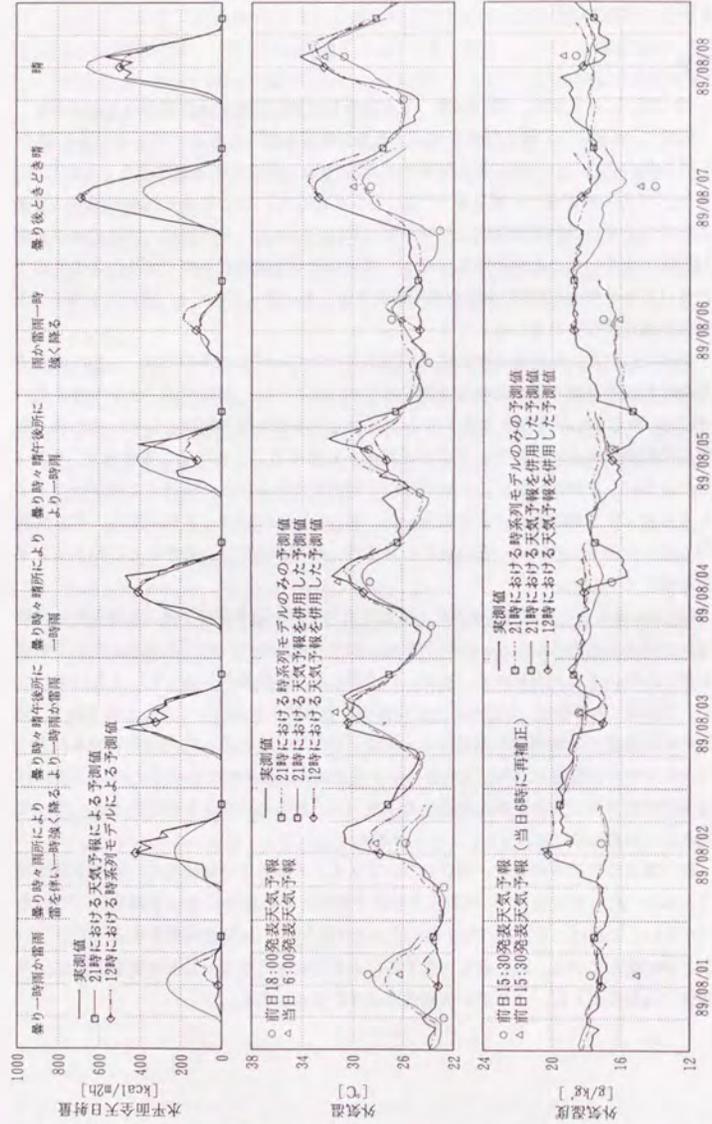


図 5.12: 日射量, 外気温と外気湿度の予測値と実測値 (Mビル, '89年8月, 天気予報文は前日21時発表のもの, 量的予報値は, 線形回帰式を用いて補正したもの)

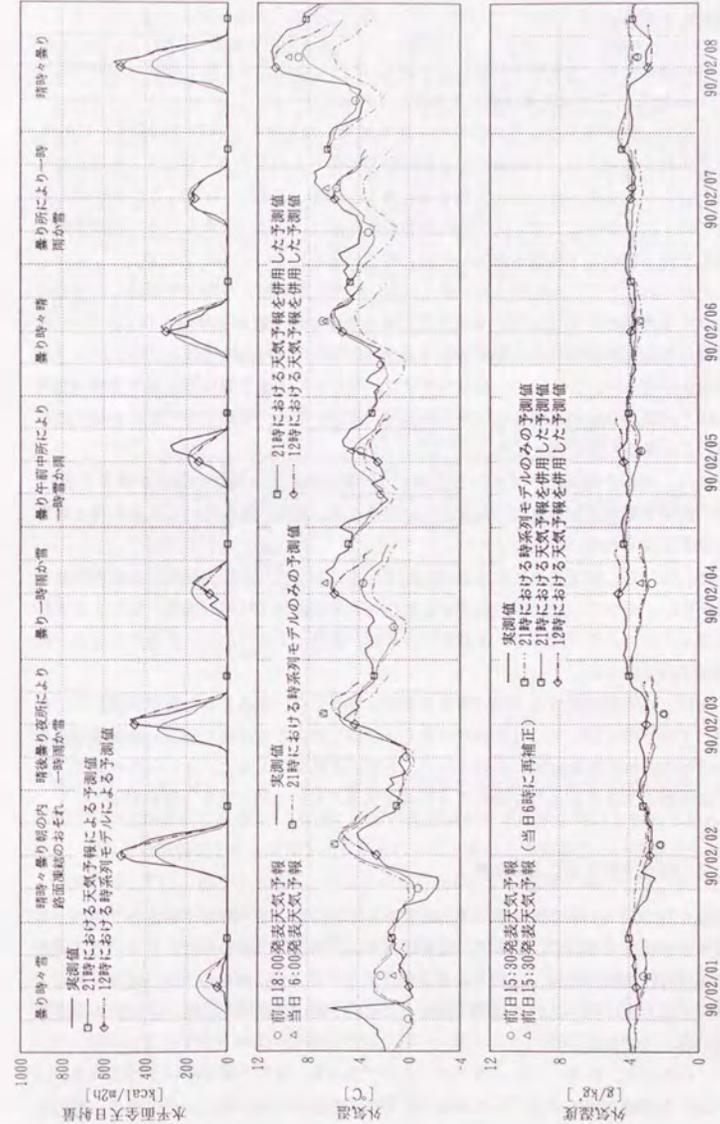


図 5.13: 日射量, 外気温と外気湿度の予測値と実測値 (Mビル, '90年2月, 天気予報文は前日21時発表のもの, 量的予報値は, 線形回帰式を用いて補正したもの)

時刻別予測誤差

時刻別の気温、湿度の予測誤差について、1月ごとのデータから集計したものを図5.14、5.15に示す(異常値は除いて集計してある)。

ここで、標準誤差とは予測誤差の2乗を平均したものの平方根(RMSE)であり、標準偏差とは異なり、予測誤差の平均(誤差の偏り)のまわりではなく、0のまわりのモーメントを取ったものと定義する。また、図中、凡例で'21時'とあるのは、21時に行った予測のことで、この時刻の予測誤差については、モデルのみの初期予測と天気予報を用いて予測値を修正した後の誤差の両方について示してある。

それぞれのサンプル数が1月と多くはないので、予測を行う時間が経過した場合のほうが予測精度が悪化しているような場合もあるが、一般的な傾向として、21:00時において、天気予報による更新を行うと、小さなラグよりも大きなラグにおいて予測の改善が著しい。これは、小さなラグでは、モデルによる予測精度と天気予報の精度の間で大差がないのに対して、大きなラグ(昼間)では、天気予報の精度が相対的に高いことを示している。

また、初期予測誤差が大きいきほど、天気予報による更新の効果が顕著であり、逆に初期予測誤差がそれほど大きくないときには、天気予報を用いてもそれほど精度の改善は図られない。

これに対し、時間経過に伴う予測更新では小さなラグ(短時間予測)の改善効果の方が高い。そして、空調時間帯を対象とした予測の場合、21時(天気予報による更新を行った後)から6時まで、予測を行う時間が経過しても、それほど精度の改善が顕著に現れていない。

また、外気温の場合は予測の対象時刻が15:00ぐらいを過ぎると標準誤差が再び減少しているのに対して、外気湿度の場合は単調に増大する傾向が強い。外気温は日中の日射等、他の気象要因に影響されて、日中の変動がもともと大きいのに対して、湿度は変動の大きさが1日を通してそれほど大きくないためであると思われる。

天気予報を併用することの効果

表5.7には、14時の外気温、外気湿度を各時刻において予測した場合の予測誤差の偏りと標準偏差を示す。ここで、補正後の天気予報とは、線形回帰式を用いて、実測建物における該当時刻(14時)の実測値に適合するように補正し、かつ湿度に関しては前記の方法に従って絶対湿度に変換した量的予報(最高気温予報、最低絶対湿度予報)のことである。

この表より、21時、6時に行うどちらの予測とも、量的予報を用いて時系列モデルによる予測値を修正することにより、予測精度が向上していることが分かる。外気温の場合、21時に行う予測で0.7℃、6時に行う予測で1℃程度の改善となっている。割

合で言えば、20~30%の改善となっている。これに対して、湿度では、21時で20%の改善となっているが、6時では6%と、天気予報を用いる効果があまり顕著ではない。

また、時系列モデルと予報を併用した場合の予測精度は、予報のみによる予測精度よりも向上しており、実測値をもとにした、時系列モデルの効果も現れている。この傾向は、12時に行う予測において顕著である。もし、12時において、14時の気温を予測するのに、最後に発表された6時の最高気温予報をそのまま(線形回帰式で補正して)用いるとすると、2.2℃程度の誤差を生じることになるが、2時間先の予測では、時系列モデルの信頼性のほうが高くなるため、式4.23中のパラメータ修正ゲイン K が小さくなり、時系列モデルによる予測値がほとんど修正されない結果となったことがわかる。

表5.7: 14時の外気温・湿度に対する予測誤差の偏りと標準偏差(偏りは実現値から予測値を引いたもの、Mビル)

	外気温 [°C]		外気湿度 [g/kg]	
	偏り	標準偏差	偏り	標準偏差
前日天気予報(補正後)	-0.03	2.38	-0.10	1.50
モデル(21時, 予報未使用)	0.18	3.03	0.04	1.84
モデル(21時, 予報使用)	0.04	2.33	-0.02	1.45
当日天気予報(6時, 補正後)	-0.04	2.16	-0.12	1.59
モデル(6時, 予報未使用)	0.09	2.97	0.02	1.49
モデル(6時, 予報使用)	0.06	2.02	-0.01	1.40
モデル(12時, 予報使用)	0.03	1.01	0.00	0.65

(89年5月~91年3月, 天気予報は最高気温予報と最小湿度予報, 前日天気予報は外気温は18:00, 外気湿度は15:30発表のものに補正を施したもの)

予測誤差の頻度分布

図5.16には、21時に行った、気温、湿度、日射量の予測誤差の頻度分布を示す(異常値は除いて集計してある)。ここで、誤差は実測値から予測値を引いたものである。また、偏りと標準偏差をサンプルデータにあわせたとときの正規分布についても示した。

気温に関しては、偏りも小さく、分布も正規分布に近い。湿度に関しては、偏りは小さいが、正規分布からははずれており、尖った分布となっている。すなわち、正規分布と比較して、精度よく予測できる大多数の場合と、非常にはずれる少数の場合に分かれていることがわかる。絶対湿度は、その土地を覆っている気団が同一の場合には安定しているが、別の気団に覆われると大きく変化するという性質のあること[54]、また、冬期と夏期で絶対湿度の分散がかなり違い(図2.11)、異なる分布が重畳されていることが考えられる。

日射に関しては、他の要素に比較すると若干偏りがあることと、分布が湿度の場合ほどではないが、正規分布に対して多少とがっていることがわかる。

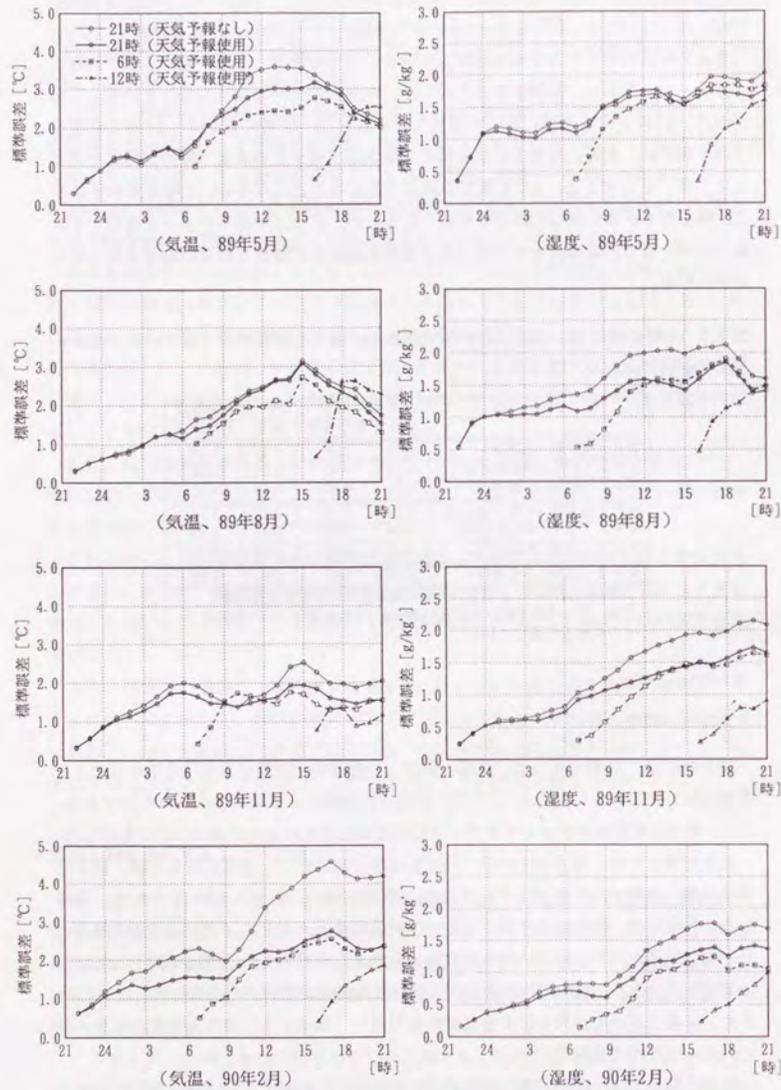


図 5.14: 外気温と外気湿度の予測誤差 (横軸は予測の対象時刻, 線の種別は予測を行う時刻, '89年5月~'90年2月, Mビル)

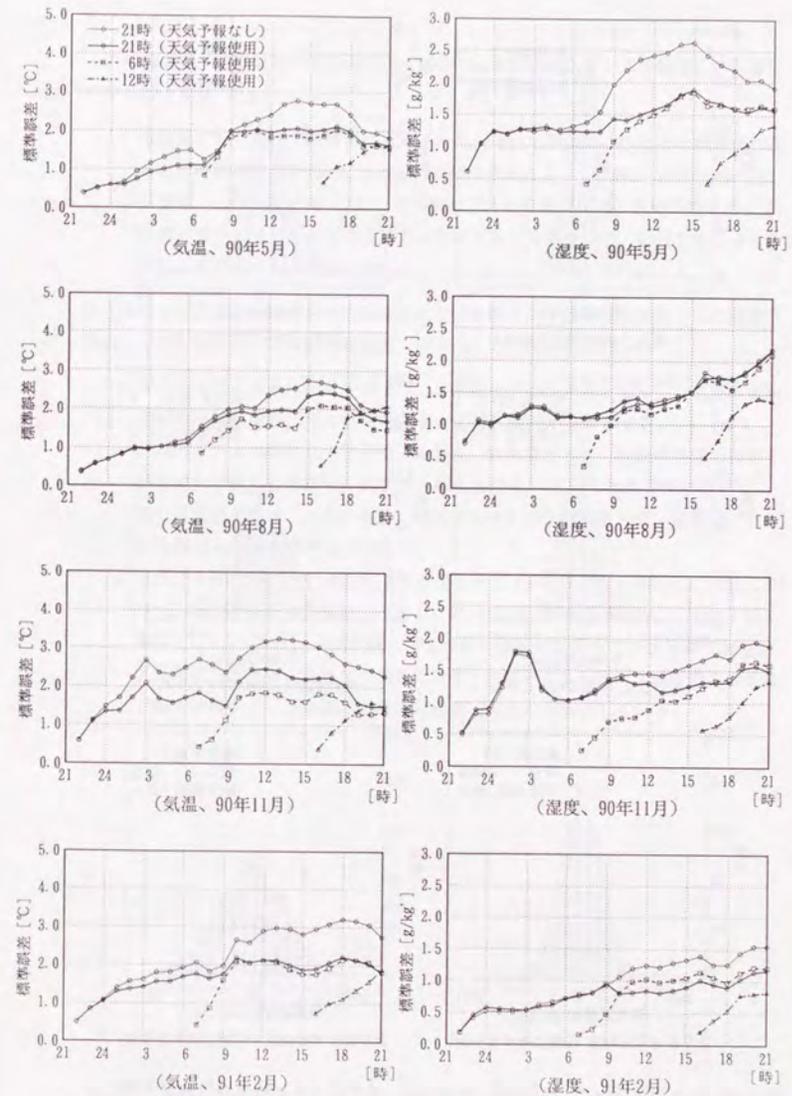


図 5.15: 外気温と外気湿度の予測誤差 (横軸は予測の対象時刻, 線の種別は予測を行う時刻, '90年5月~'91年2月, Mビル)

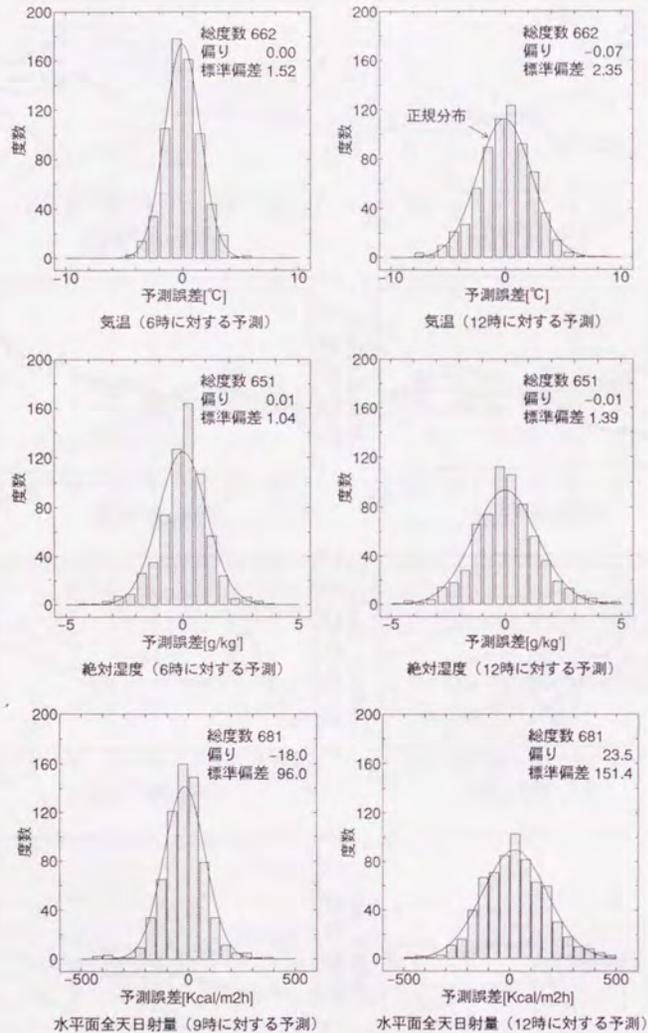


図 5.16: 前日 21 に行った, 外気温, 外気湿度, 水平面全天日射量の時刻別予測における誤差の頻度分布 ('89年5月~'91年3月, Mビル, 誤差は, 実測値から予測値を引いたもの)

5.7 まとめ

この章では, 空調負荷モデルの説明変数となっている外気温, 外気湿度, 日射量の予測手法を提案した。

- 日射量に関しては, 夜間では天気予報文を用いて予測し, 日射量の実測値が得られる時間帯では実測値に基づく時系列モデルによって予測する方法を示した。
- 外気温, 外気湿度に関しては, 時系列モデルと気象庁発表の量的予報を用いて, 建物が立地している場所の局所的な気象変動を考慮しつつ, 量的予報による予測精度の改善を図る手法を示した。

東京郊外の建物立地場所において採取された実測値と, 東京地方を対象とした気象庁発表の天気予報を用いて検討した結果, 以下のことが明らかになった。

- 時系列モデルのみによる予測では, 多変数モデルの入力となっている他の気象要素の予測が的確に行われている場合には, 精度が改善される。
- 時系列モデルのみによる予測値 (外気温, 外気湿度) を, 気象庁発表の量的予報を用いて修正した結果, 21時~6時における, 14時の気温予測に対して, 1℃近く精度が改善された。また, 時系列モデルの予測精度が悪い期間ほど, 量的予報による改善の効果が現れた。
- 気象庁6時発表の当日最高気温予報をもとに14時の気温を推定した場合に比べて, 時系列モデルを併用した場合には, 12時における予測で, 1℃以上精度が向上した。これは, 2時間先の予測なので精度が改善するのは当然であるが, 天気予報のみに頼って気象予測を行わず, 実測値にもとづいた短時間先の気象予測を併用することが精度の改善に必要であることを示している。

第6章

負荷予測

この章では、前章までの手法を統合して、実測データを対象に、気象予測、パラメータ推定、負荷予測を行い、その精度、問題点について検討する。はじめに予測の全体の流れを示し、次に実測データに対して予測を行う際の設定・手順について説明した上で精度検定を行う。また、気象要素等を予測する必要のない、簡易な予測手法についても検討し、比較を行う。

6.1 予測の流れ

図 6.1 に予測の流れを示す。ここでは、このフロー図に基づいて、各予測ステップごとの行程について説明する。

1. 各ステップにおいてまず、負荷、建物内部の熱的状态（室温等）、外界気象要素等の実測値を入手する。その上で、気象モデル、負荷モデルのパラメータを4章で示した逐次推定法によって更新する。
2. 次に負荷モデルの説明変数の予測・設定を行う。式 3.52、3.53、3.54 を用いる場合、予測を行う必要のある項目は以下のとおりである。

- 外気温
- 外気絶対湿度
- 壁面入射平均日射量
- 室消費電力

このとき、可能ならば気象庁から発表される天気予報、量的予報を利用する。また、設定を行う必要のある項目は以下のとおりである。

- 空調スケジュール
- 空調時間帯の室温・室湿度
- コイル負荷予測の場合、外気導入スケジュール、できれば更に外気導入量、熱交換器効率等

ここで外気導入に関して、外気導入量、全熱交換器効率といったものの正確な設定は困難な場合が多い。このような場合は、交換器効率を加味した正味の

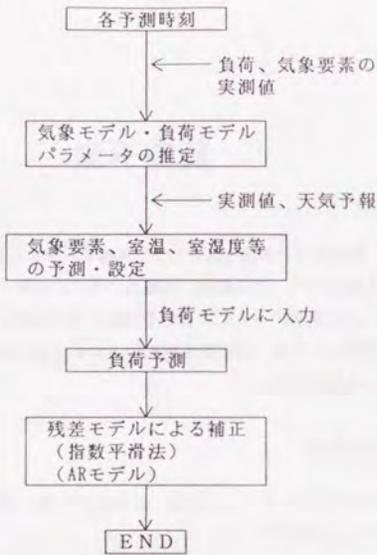


図 6.1: 予測の流れ

外気導入量（例えば、効率が50%の場合は実際の外気量の半分を正味の外気量と考える）を未知パラメータとおいて、この外気量は導入時は短期的（数カ月程度）には一定であると考えて推定する。

また、空調時間帯の室温・室温湿度についても一定の室温湿度に維持されないこともあり、設定を行うのではなく、予測を行う必要が生じることもある（6.2節参照）。

- 負荷モデルの将来の説明変数が予測・設定されたら、これらをモデル式 3.52, 3.53, 3.54 に代入することによって将来の負荷を設定された時刻まで予測する。このときに、空調時間帯は設定室温湿度を与えて負荷を予測し、非空調時間帯は顕熱、潜熱の負荷を 0 において自然室温・湿度を求める。すなわち、式 3.52, 3.53 において、

$$0 = H_1(z^{-1})\theta_o(t) + H_2(z^{-1})I(t) + H_3(z^{-1})W(t) + H_4(z^{-1})\theta_R(t) \quad (6.1)$$

$$0 = H_5(z^{-1})x_R(t) + H_6(z^{-1})x_o(t) \quad (6.2)$$

とおく。この両式をそれぞれ $\theta_R(t)$, $x_R(t)$ について解くと、

$$\theta_R(t) = \frac{1}{H_4(z^{-1})} \left(-H_1(z^{-1})\theta_o(t) - H_2(z^{-1})I(t) - H_3(z^{-1})W(t) \right) \quad (6.3)$$

$$x_R(t) = -\frac{1}{H_5(z^{-1})} H_6(z^{-1})x_o(t) \quad (6.4)$$

となるので、これを順次解くことにする。

- 本来はここで負荷予測は終了するはずであるが、このようにして得られた予測値は、後述するように同じ時刻には同じような外れ方をする、といった系統的な誤差傾向があるので、これを取り除くために過去のモデルの残差の傾向から、将来の予測値に修正を施す。
- このステップで得られた新しいモデルパラメータ、モデル中の状態変数等を保存してステップを終了する。

6.2 説明変数の予測・設定

気象予測については5章で示したが、負荷モデル式中の他の説明変数である、内部発熱等を予測する他、空調スケジュール、および空調時の室温、室温湿度を設定する必要がある。ここで、空調時間帯の設定室温湿度等は予め与えられていることが望ましい。すなわち、元来、負荷予測とは、決められた設定室温湿度が制御によって実現すると仮定した上で生じる負荷を予測するものであって、この仮定が満たされない場合、即ち、ある期間で空調時間帯の室温、室温湿度が毎日、規則性もなく大きく変動しているような制御系に対して負荷予測を行っても効果はない。

しかし、実際には程度の差こそあれ、同一期間であっても、設定室温湿度は一定値を維持され続けるわけではない。また、一日の空調時間内でも、変動はありうるし、制御の限界から、実現される室温が設定温度どおりになるとは限らず、空調時の室温変動に、ある決まった変動パターンが現れることもある。そこで、制御系によっては、設定室温湿度についても、過去の実績をもとに”予測”する必要が生じる。

指数平滑法による方法

外界気象以外の説明変数予測の方法としては、指数平滑法を用いることにする。指数平滑法とは、時系列をなすデータに対して、過去に向かって指数級数的に減衰する重みをつけた上で平均をとるもので、 N ステップのデータを x_N とすると、この指数平滑値 \bar{x}_N は、

$$\bar{x}_N = \frac{\sum_{k=0}^{\infty} \rho^k x_{N-k}}{\sum_{k=0}^{\infty} \rho^k} \quad (0 < \rho < 1) \quad (6.5)$$

として得られる。指数級数的に減衰する重みをつけるのは、最近のデータを重要視するためであるが、これを変形すると、

$$\bar{x}_N = \rho \bar{x}_{N-1} + (1 - \rho)x_N \quad (6.6)$$

となり、再帰的に計算することができるのが特徴である。この重み付けのプロファイルは、4章で示した、指数重み付き最小2乗法の重みプロファイル(図4.9)と同じである。

この方法により、各説明変数ごとに、曜日別(平日, 土曜日, 休日), 時刻別に重み付け平均をとり、これを翌日(土休日は次の土休日)の同時刻の予測値とする。

図6.2にはこの方法によって予測した各説明変数と実現値の比較を載せる。ただし、 $\rho = 0.5$ としたものである。

ここで予測の対象とした各要因は、室使用条件、空調条件によって変化するものであり、曜日によって実測値のプロファイルが変わっているが、曜日別に指数平滑値を算出することによって、これらの変動をかなりの精度で予測していることがわかる。

ただし、外気負荷については精度が悪い(ここで、外気負荷とは、単位導入外気量あたりの室内外エンタルピ差であり、外気非導入時には0と考える)。外気温・外気湿度変動の影響を受けているため誤差が大きいためと考えられるが、外気導入スケジュールが、必ずしも一定していないため、休日に外気導入を行うと(1月7日)、翌週の日曜日(1月14日)には、実際には外気導入を行っていないにも関わらず、先週の実測値の影響を受けて外気負荷が発生すると予測してしまう結果となる。

それぞれの説明変数の予測誤差標準偏差の月別推移を図6.3~6.4に示す。

平日の場合、室消費電力に関しては $\rho = 0.9$ 程度が一番精度がよくなっているが、他の要因については $\rho = 0.3 \sim 0.5$ 程度で最も精度が良い。電力消費量の日変動がかなり安定しているため、高い忘却係数で最適となったものと思われる。消費電力以外の内部要因では、 $\rho = 0.9$ とすると精度が明らかに低下している。

また、室温・室湿度は、中間期で誤差が大きくなっており、非空調時間が多いためと思われる。

休日の場合、平日に比べて全体的にかなり精度が悪化している。また、約1週間に1回しか平滑が行われないため、対象要因の変動に追随するためには、平日よりも低い忘却係数で推定する必要のあることがわかる。

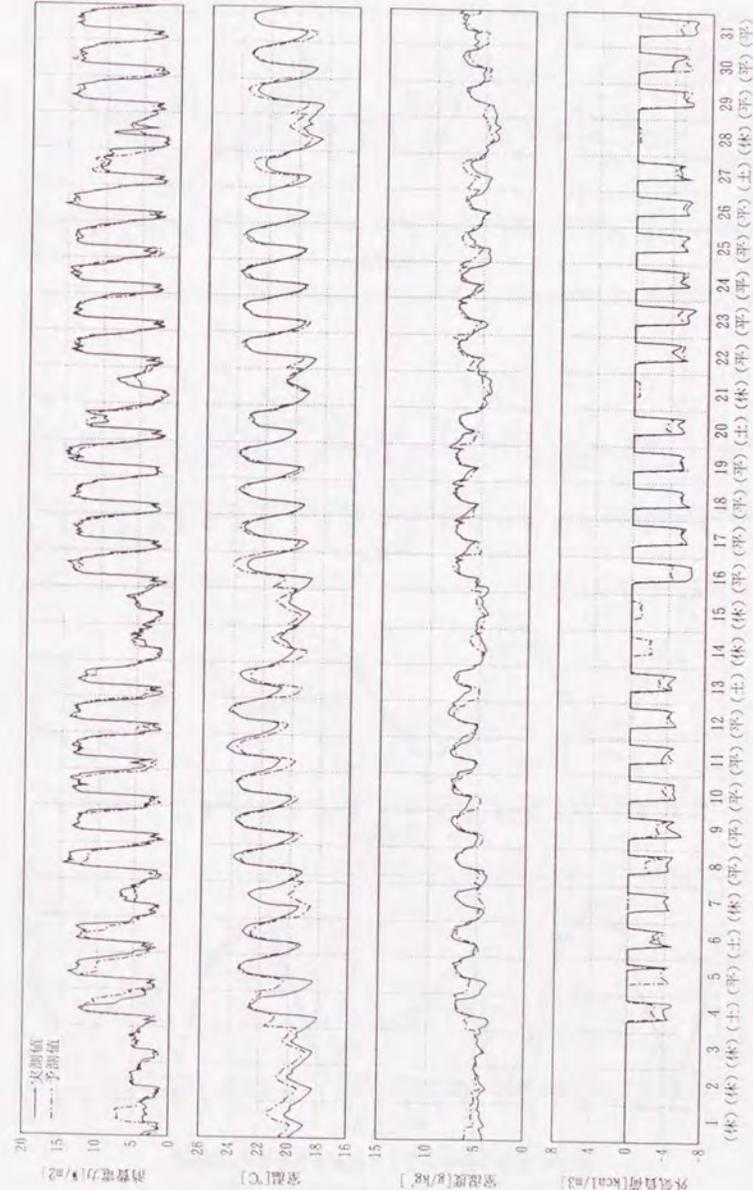


図 6.2: 説明変数の指数平滑法による予測 ('90年1月, Mビル)

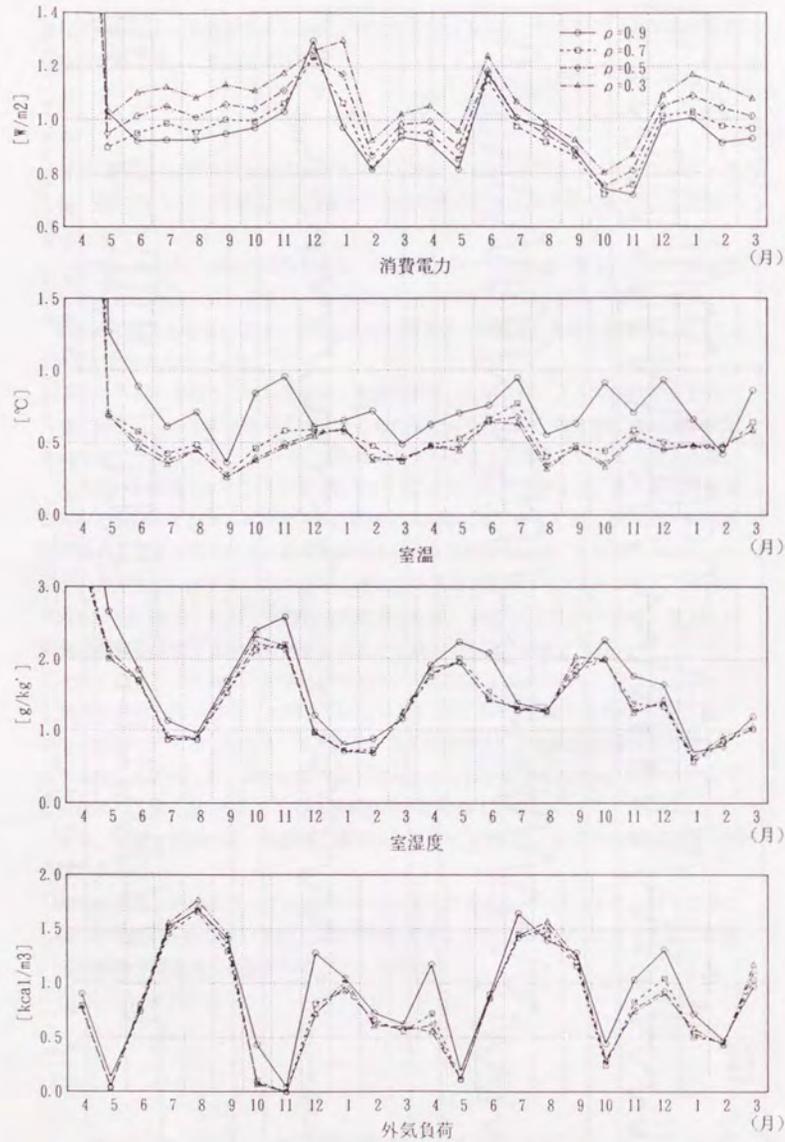


図 6.3: 指数平滑法による予測誤差標準偏差の推移
(平日, '89年4月~'91年3月, Mビル)

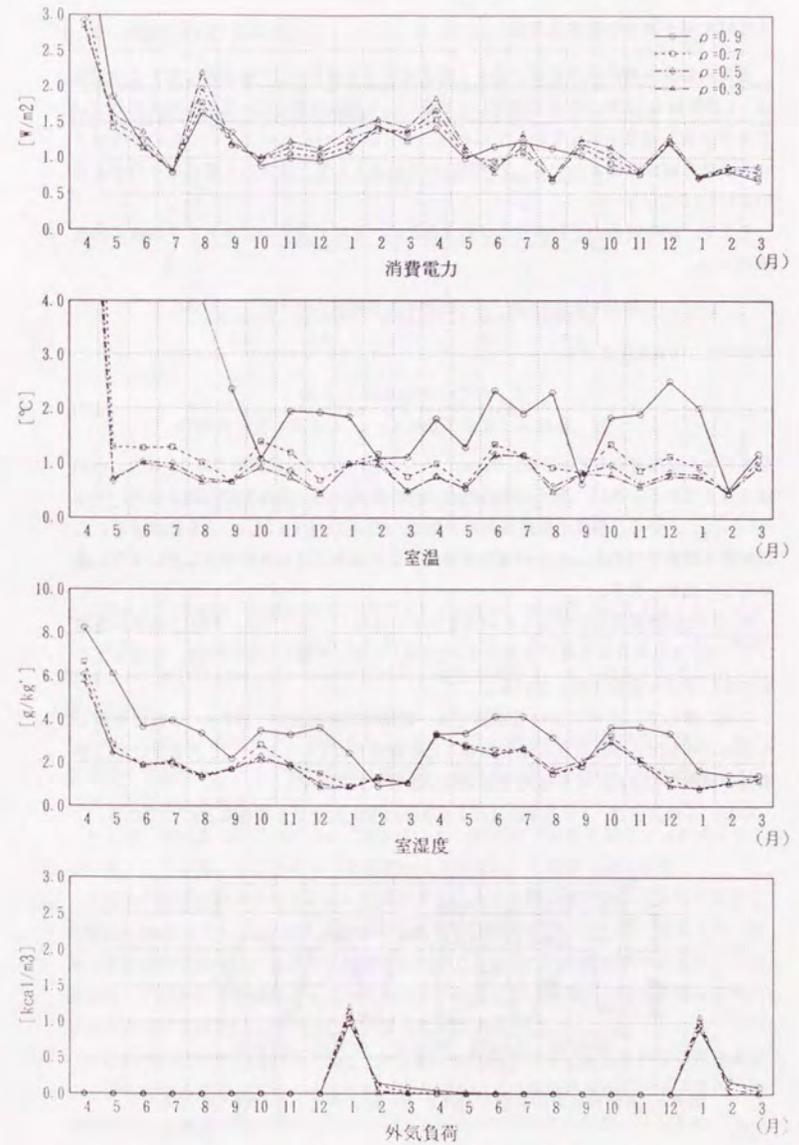


図 6.4: 指数平滑法による予測誤差標準偏差の推移
(休日, '89年4月~'91年3月, Mビル)

ARMA モデルを併用する方法

前記の指数平滑法のみを用いると、例えばある日曜日の12時の値に対する予測値は、1週間前の12時の時点で確定してしまい、予測の対象となっている時刻に近づいても予測値の補正が行えない。すなわち、当日の11時において、いつもの日曜日よりも大きな値が実測されても、1時間後の予測値として、通常の日曜日の平均値を用いなければならない。

そこで、短時間先の予測誤差を低減するため、上記の方法で得られる予測値の誤差系列 $r(t)$ 、

$$r(t) = (\text{時刻 } t \text{ の実測値}) - (\text{時刻 } t \text{ の予測値})$$

に対して、ARMA モデル、

$$H_1(z)r(t) = H_2(z)w(t) \quad (6.7)$$

をオンライン推定ではめる。 $H_1(z)$ 、 $H_2(z)$ は、パルス伝達関数であり、また、 $w(t)$ は、雑音である。次に、あてはめられたモデルを用いて、現在までの誤差系列、 $r(t)$ 、 $r(t-1)$ 、...、から、将来の誤差系列の予測値、 $\hat{r}(t+1)$ 、 $\hat{r}(t+2)$ 、...、を計算する。この誤差系列の予測値を、もとの指数平滑による予測値に足しあわせることにより、最終的な予測値とする。

図 6.5 に室消費電力を予測した結果を示す。ただし、ここでは、AR(1) モデルを用いている。8月6日の日曜日を前日の21時、6時に予測した場合は、実測値よりも大幅に小さな値を予測している。

これに対して、12時における予測では、同時刻の実測値が、前日の21時に予測したもののよりもはるかに大きな値であることが観測されているので、これを受けて、予測値の補正がなされ、その後の予測精度が改善されている。

なお、この方法は、J.E.Seem and J.E.Braun[55] によるものをもとにしている。

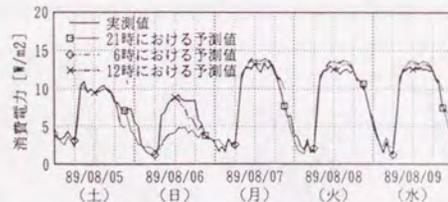


図 6.5: 室消費電力の指数平滑法と AR モデルによる予測 (M ビル)

6.3 残差のモデル化

4章で得られたパラメータと、説明変数の実測値を用いて式 3.52, 3.53, 3.54 によってコイル負荷を計算したときの計算残差をプロットすると図 6.6 のようになる。

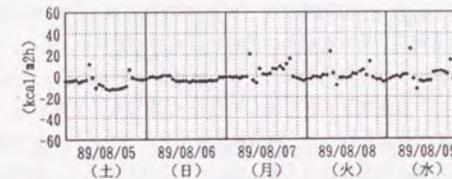


図 6.6: 計算残差のプロット

(89年8月, WRLS, $\rho = 0.999$ で推定した場合, M ビル)

ここで、コイル負荷は、以下によって計算したものである。

$$E_{coil}(t) = E_{r,s}(t) + E_{r,l}(t) + FLG\rho_a V_o \{C_a(\theta_o(t) - \theta_R(t)) + r_w(x_o(t) - x_R(t))\} \quad (6.8)$$

この図から、残差は、空調時間帯、特に立ち上がり時、空調終了時に大きくなっており、また、これらの時間では偏りも大きくなっていることがわかる。また、残差は各時刻ごとに独立に発生しているのではなく、過去の残差と、ある関係を持ちながら変動している。

このことから、残差をモデル化することによって、将来の残差傾向を予測し、もともとのモデルのみによる予測値を補正すれば、最終的な残差の偏り、残差の大きさは小さくなるものと考えられる。

そこで、説明変数の予測において用いた、2つの方法(指数平滑法+ARMAモデル)をここでも用いることによって残差をモデル化し、予測値を補正する

ここで、補正の対象となるのは、負荷モデルに説明変数の実測値を代入して計算した場合の残差(式 6.8 の左辺の実測値から右辺の計算値を引いたもの)であって、負荷の予測誤差ではない。負荷の予測誤差を対象としたほうが、直接的であるが、予測誤差は、予測を行う時刻によっても変化するのに対して、負荷モデルに実測値を代入したときの計算残差は、系列として不変なためである。

すなわち、ここで行う補正とは、4章で示した負荷モデルで表しきれない残差成分をモデル化することであり、そのうち、偏りについては指数平滑法により、また、短時間隔たった残差の間の相関については、ARMA モデルによりモデル化を行うものである。

指数平滑法による方法

この方法では、前節と同様、残差を曜日別（平日、土曜日、休日）、時刻別に指数平滑法による平均をとり、これを翌日以降の予測値に足すことによって、負荷モデルのもつ偏りの除去を図る。

図 6.7 には、図 6.6 に示したような残差系列（期間は'89年4月～'91年3月）に対して、指数平滑法による補正を行った結果の最終的な残差の偏りを、また、図 6.8 には標準偏差を示す（最初の1カ月は助走期間として集計から除外する）。これらには、負荷モデルのみの計算による残差も併せて示してある（「原残差」と表示）。

もとの残差に比較して、補正を行うと、偏りは大きく是正されることがわかる。また、忘却係数 ρ は小さいほど偏りが小さくなっている。これに対して、標準偏差でみると、残差補正の効果は、偏りの場合ほど顕著ではない。ただし、夏期の空調終了時において効果が現れている。

このことから、指数平滑法による残差の補正では、特に偏りの是正に大きな効果を持つことがわかる。

表 6.1 には、2 年間にわたって集計した補正後の残差偏りと標準偏差、標準誤差（0 のまわりのモーメント）を示す。図 6.7 でみたとおり、偏りは ρ を小さくするほど 0 に近くなっている。標準偏差では、 $\rho = 0.7$ で最小となっている。

表 6.1: 計算値を指数平滑法で補正した場合の残差
('89年5月～'91年3月, Mビル)

ρ	残差偏り	残差標準偏差	標準誤差
(原残差)	0.86	8.56	8.61
0.95	0.09	7.60	7.60
0.90	0.06	7.36	7.36
0.80	0.03	7.20	7.20
0.70	0.02	7.19	7.19
0.60	0.02	7.26	7.26
0.50	0.01	7.37	7.37

残差の単位は [kcal/m²h]

室温・室温度予測への適用

残差がモデル化されると、負荷の予測値の補正のみでなく、非空調時の自然室温・室温度予測の補正も行うことができる。モデル化の対象となっている残差系列は、全

熱負荷の計測時は、前述の通り、式 6.8 の左辺から右辺を引いたものであるが、顕熱負荷と潜熱負荷が個別に計測される場合（非空調時で負荷が 0 の場合を含む）、残差系列は、式 3.52 と式 3.53 の 2 つの方程式について定義できる。

すなわち、顕熱収支式、潜熱収支式の残差をそれぞれ、 $w_s(t)$ 、 $w_l(t)$ とすると、

$$E_{r,s}(t) = H_1(z^{-1})\theta_o(t) + H_2(z^{-1})I(t) + H_3(z^{-1})W(t) + H_4(z^{-1})\theta_R(t) + w_s(t) \quad (6.9)$$

$$E_{r,l}(t) = H_5(z^{-1})x_R(t) + H_6(z^{-1})x_o(t) + w_l(t) \quad (6.10)$$

となる。この残差系列 $w_s(t)$ 、 $w_l(t)$ を前記の指数平滑法等、なんらかの方法でモデル化すれば、自然室温・室温度の予測計算時には、式 6.9、6.10 の左辺を 0 と置いたものを室温、あるいは室温度について解くことによって、補正済みの自然室温・室温度が計算される。

ARMA モデルを併用する方法

6.2 節でも述べたように、指数平滑法による残差の補正では、短期的な補正を行うことはできない。

そこで、短時間だけ隔たった負荷予測値の補正については ARMA モデルによって行うこととする。ここで、補正の対象となるのは、前項の補正によって得られる残差系列である。すなわち、

$$\begin{aligned} (\text{補正の対象}) &= (\text{実測値}) \\ &- (\text{負荷モデルに実測値を入力して得られる計算値}) \\ &- (\text{指数平滑による補正值}) \end{aligned} \quad (6.11)$$

まず、補正の対象となる系列に対して、ARMA モデルをあてはめる。ここで、この系列は強い非定常であり、空調時間帯は大きな値を持つが、夜間は非常に小さな値を示す。このような系列に対して、時系列モデルをあてはめ、非空調時間帯をさきで、翌日までの予測補正を行うのは困難であると考え、空調時間帯に入ってから、当日の空調終了時までの補正だけを行うこととする。その結果、あてはめの対象としては、空調時間帯の系列に限られる。

このようにすると連続した系列とはならず、高次元のモデルを用いようとしても、過去の系列が欠測することになるので、予測計算が行えなくなることがある。そこで、ここでは最も単純な AR(1) モデルを用いてあてはめを行う。

次に、このモデルにより、式 6.11 で示される現在の残差から、将来の負荷モデル残

差を予測する。現在の残差を w_t としたときに、時刻 $t+i$ の残差予測値 \hat{w}_{t+i} は、

$$\hat{w}_{t+i} = a^i w_t \quad (6.12)$$

となり、残差の予測値は、ラグの進行に伴って指数的に0に収束する。

ここで、 a は AR(1) パラメータであり、 $-1 < a < 1$ を満たす必要がある。また、そうなるようにパラメータのあてはめを行う。

最後に、ここで得られた予測値を負荷予測値（負荷モデルによる予測値+指数平滑による補正值）に足すことによって、最終的な負荷予測値とする。

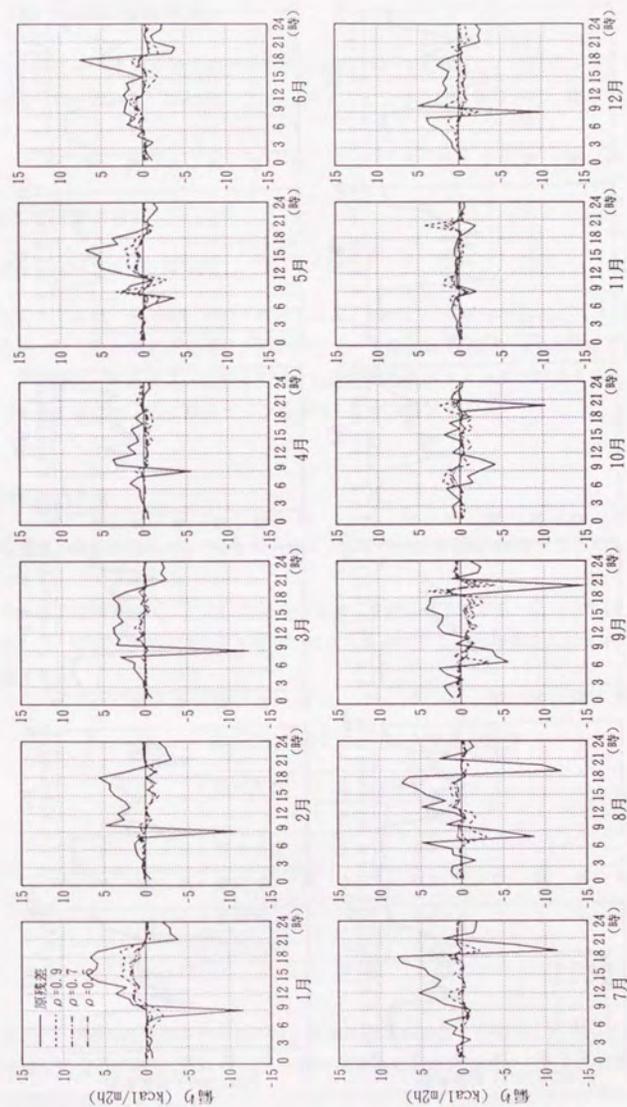


図 6.7: 残差モデルによる補正後の残差の偏り ('89~'91, Mビル)

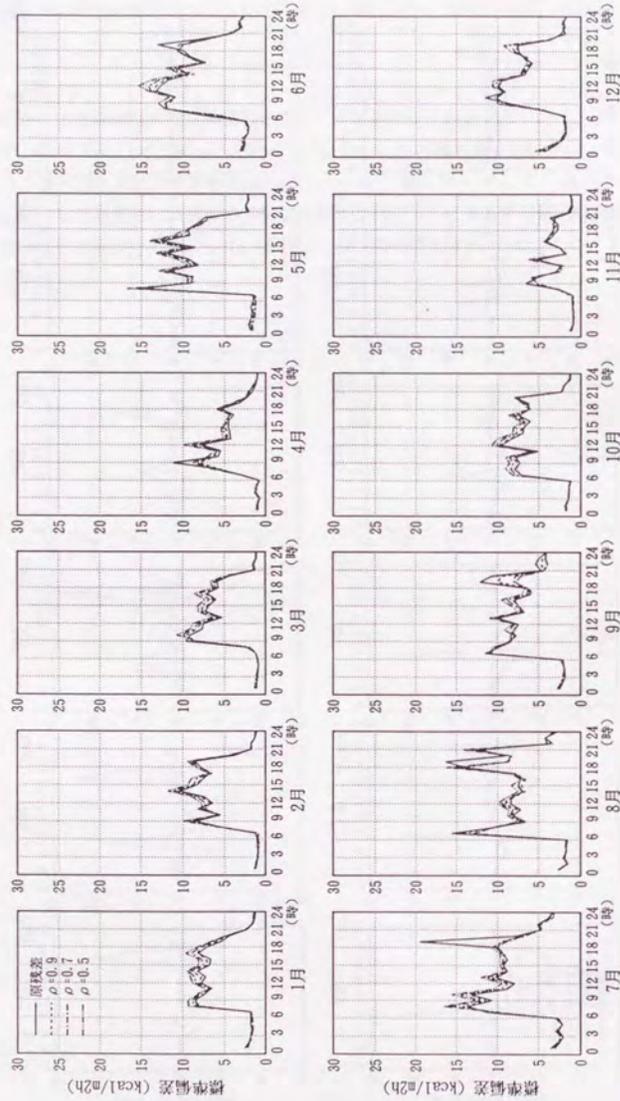


図 6.8: 残差モデルによる補正後の残差の標準偏差 ('89~'91, Mビル)

6.4 予測精度の検討

この節では、Mビルの実測データ('89年4月~'91年3月)と気象庁発表東京地方天気予報を用いて、3章で述べた負荷モデルによる予測計算を行い、精度の検討を行う。

6.4.1 計算の設定

負荷モデルパラメータの推定

負荷モデルは、式 4.60, 4.61, 3.54 による。ただし、式 3.54 中の ϕ_{loss} は 1 (ダクト系の損失なし) とする。負荷モデルのパラメータ推定は WRLS, $\rho = 0.999$ により行う。モデル中、室温サブシステムでは、伝達関数分母パラメータが存在するが、この安定条件を満たすように修正ゲインを調整しながら推定する。

説明変数の予測

外気温・湿度予測は 5 章で示した方法によって行い、設定は 5.6 節で示したものと同一とする。

その他の説明変数 (ここでは空調時の室温、室温度も予測する) については、6.2 節で示した、指数平滑法 + ARMA モデルによるものとする。忘却係数は表 6.2 のように設定する。

表 6.2: 説明変数予測における忘却係数の設定

説明変数	忘却係数	
	平日	土休日
室消費電力	0.9	0.7
室温	0.5	0.3
室温度	0.5	0.3
外気負荷	0.5	0.3

また、6.3 節の残差のモデル化では、空調時間帯の残差を対象としたが、ここでも、室消費電力以外の項目については、空調時間帯の残差のみを対象とする。室消費電力は全時間を対象とする。モデルは AR(1) モデルを使用する。AR モデルパラメータのあてはめは、WRLS によるものとし、忘却係数は $\rho = 0.99$ とする。

予測負荷の計算

式 4.60, 4.61, 3.54 に対して, 上に示した方法で得られた説明変数の予測値を用いて, 空調時間帯は, 室温, 室湿度の予測値を代入し負荷を計算する。また, 非空調時間帯は負荷を 0 とおくことによって自然室温を計算する。

ただし, 今回の解析に用いたデータでは湿度に関して, 空調機レタンの湿度を測定したものであり, 非空調時間帯のデータは信頼性がないので, 非空調時間帯の湿度は空調開始時刻の予測室湿度と同じに設定する。また, 翌日 (厳密には一番近い 21 時) までの空調スケジュール (on, off) は, 予め分かっているものとする。

残差の補正

6.3 節で示した方法に従う。ただし, 指数平滑法における忘却係数は $\rho = 0.5$ とする。指数平滑法の対象は, 空調時は式 6.8 の残差とし, 非空調時は顕熱収支式 6.9 の残差 $w_s(t)$ を対象とする。また, AR モデルのあてはめは, 空調時間帯の全熱負荷の補正に適用し, WRLS による推定を行う。忘却係数は $\rho = 0.99$ とする。

6.4.2 予測結果の概要

図 6.9, 6.10 に, 8 月と 2 月について, 説明変数と, 負荷について, 予測値と実測値の比較を示す。ここで, 外界気象要素については, 5.6 節の結果と同一である。ただし, 日射に関しては, 水平面全日射の予測値から, 宇田川の式 [56] によって直散分離し, 壁面に入射する平均日射量の予測値に変換している。また, 非空調時間帯の自然室温湿度予測値は指数平滑法によるものを示しており, この予測計算では実際には利用していない。

気象要素以外の説明変数の予測について

指数平滑による予測に加えて, AR モデルによる補正を行っているので, 12 時における予測では, 前日 21 時に行った予測値とは異なり, 予測値はある程度改善されている。しかし, モデルが AR(1) と単純なため, 8 月 2 日 12 時の外気負荷予測に見られるように, 前日 21 時における予測値と 12 時現在の実現値が大きく異なっている。予測先行時間が長くなるに従って, 予測値は最初の予測値に単調に収束してしまい, 18 時ごろのデータに対する予測では, 両者は殆ど一致している。

モデルの次数を上げれば, ある程度改善される可能性はあるが, もともとあてはめの対象となる系列は, 日中と夜間で性状が大きく異なり, また, 外気負荷 (単位導入外気量当たりの室内外エンタルピ差で非導入時には 0) の例のように, 日中のみ値を持つような系列もあり, 定常過程と見なせるようなものではないので, 無理がある。

なお, ここでは, 外気導入-非導入のスケジュールも未知として, 指数平滑法による予測としたが, これが既知の場合には, 導入時のみ, 外気温, 外気湿度, 室温, 室湿度の予測値から室内外エンタルピ差を算出する方法が考えられる。

説明変数予測誤差と負荷予測誤差の関係について

図 6.9 の 8 月のプロットによると, 8 月 7 日では, 前日 21 時に行う予測で, 外気温, 外気湿度, 外気負荷の予測値がいずれも過小であったため, 負荷の予測値も小さくなったと考えられる。逆に, 8 月 2 日では, もともと過小に予測されていた説明変数の予測値を, 12 時において修正した結果, 負荷の予測値も大きめに修正されていて, かえって精度を悪くしており, この日の場合には, 負荷モデルそのものが実際の挙動を説明していなかったことになる。

これら, 説明変数の誤差と負荷予測誤差の関係をみるため, 8 月 1 日 1 時の時点における負荷モデルパラメータの値を表 6.3 に示す。

表 6.3: 負荷モデルのパラメータ推定値
('89 年 8 月 1 日 1 時, 単位は, パラメータ b に関するもの, a は無次元, M ビル)

		パラメータ
外気温	[kcal/m ² h]/[°C]	$b_1 = 0.71$
日射	[0.01kcal/m ² h]/[kcal/m ² h]	$b_2 = 2.19$
室消費電力	[kcal/m ² h]/[W/m ²]	$b_3 = 0.52$
室温	[kcal/m ² h]/[°C]	$a_1 = -0.04, b_4 = -5.38, b_5 = 4.71$
室湿度	[kcal/m ² h]/[g/kg ¹]	$b_6 = -2.36, b_7 = 1.71$
外気湿度	[kcal/m ² h]/[g/kg ¹]	$b_8 = 4.02$
外気導入量	[m ³ /m ² h]	$V_o = 2.62$

ここで, 各パラメータの記号 a, b, V_o については, 式 4.60, 4.61 参照。日射, 室消費電力については, パラメータ b_2, b_3 がそのまま, 負荷予測誤差に及ぼす影響を表している。また, 外気温・湿度については, 外気負荷が含まれるため, 顕熱, 潜熱外気負荷を Q_s, Q_l として,

$$Q_s = 0.29V_o[\text{kcal/m}^2\text{h}]/[^\circ\text{C}] \quad (6.13)$$

$$Q_l = 0.72V_o[\text{kcal/m}^2\text{h}]/[\text{g/kg}^1] \quad (6.14)$$

によって単位温湿度変化当たりの負荷への影響を加算することにより, 各説明変数の影響をみることにすると, それぞれの説明変数を 1 単位増加させた場合の負荷予測値の変化は表 6.4 のようになる。

表 6.4: 説明変数の単位予測誤差に対する負荷予測値の変化
(89年8月1日のパラメータ推定値による計算値)

変動要因	負荷予測値の変化
外気温	1.46 [kcal/m ² h]/[°C]
日射	0.0219 [kcal/m ² h]/[kcal/m ² h]
室消費電力	0.52 [kcal/m ² h]/[W/m ²]
外気湿度	5.91 [kcal/m ² h]/[g/kg]

図 5.14によれば、89年8月の場合、21時に行った翌日12時の外気温、外気湿度の予測誤差は、それぞれ、2.4[°C]、1.6[g/kg]程度なので、それぞれの真値を代入したときの負荷計算値を基準とすれば、負荷予測誤差として、表 6.4から計算すると、それぞれ、3.5[kcal/m²]、9.5[kcal/m²h]の誤差をもたらすことになる。ただし、通常、外気温と外気絶対湿度の間には正の相関があるので、外気温・外気湿度の両者が原因となる予測誤差の分散は、両者の分散を単純に足したものにはならない。

表 6.5には、表 6.4に対応して、89年4月~91年3月にわたって、WRLSの $\rho=1$ によるあてはめ計算をおこない、バッチ的に推定されたパラメータの、最終ステップにおける値を用いて、各説明変数の単位予測誤差に対する負荷予測値の変化量を計算したものを示す。

表 6.5: 説明変数の単位予測誤差に対する負荷予測値の変化
(89年4月~91年3月のパラメータ推定値による計算値)

変動要因	負荷予測値の変化
外気温	1.65 [kcal/m ² h]/[°C]
日射	-0.004 [kcal/m ² h]/[kcal/m ² h]
室消費電力	0.42 [kcal/m ² h]/[W/m ²]
外気湿度	5.83 [kcal/m ² h]/[g/kg]

これにより、外気温、外気湿度予測誤差が及ぼす影響が大きいくことがわかる。また、室消費電力については、指数平滑法のみによる予測誤差が、平日で1[W/m²]程度であることを考えると、大きな予測誤差原因とはなっていない。ただし、土休日などで、指数平滑による予測が大きくはずれると、誤差の原因となる。壁面入射平均日射に関しては、-0.004[kcal/m²h]/[kcal/m²h]と非常に小さな値を示しており、仮に200[kcal/m²h]の予測誤差があったとしても、0.8[kcal/m²h]の変化しか生じない結果になった。

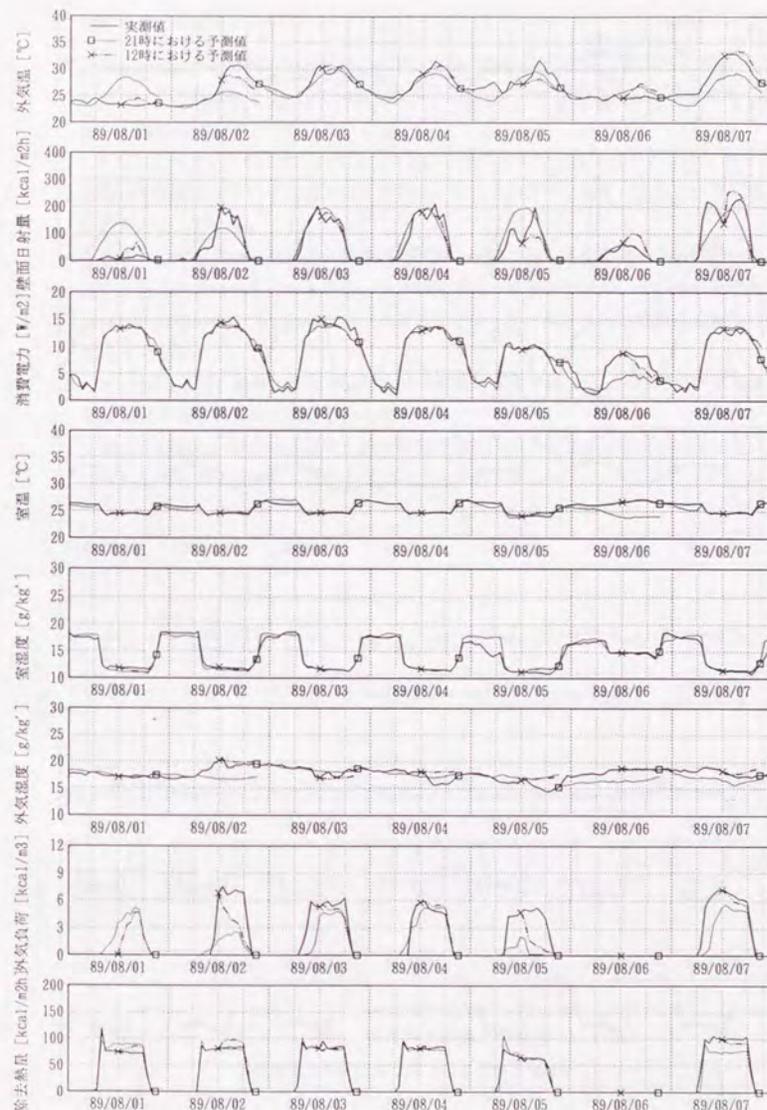


図 6.9: 説明変数・負荷の予測値と実測値 (89年8月, Mビル)

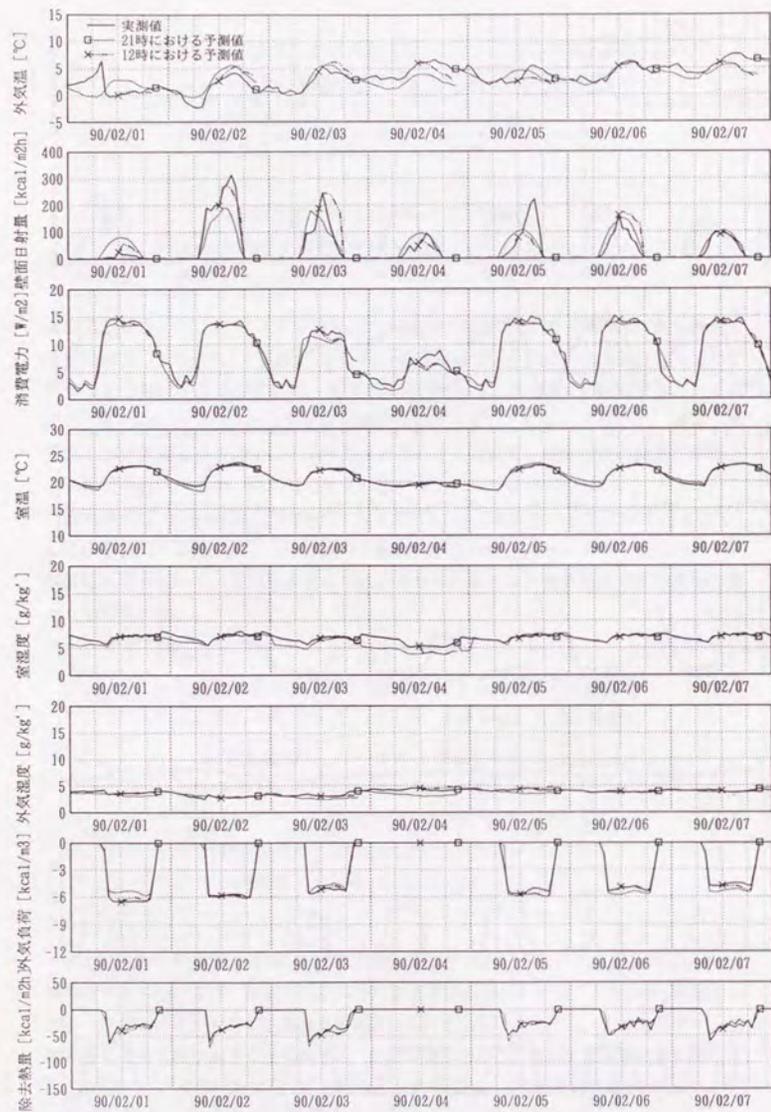


図 6.10: 説明変数・負荷の予測値と実測値 (90年2月, Mビル)

室温予測との関連について

図 6.11には、中間期の予測結果として、室温、負荷の予測値と実測値の比較を示す。ただし、この計算例では、非空調時の室温予測について、顕熱収支式の残差に対して、指数平滑法による補正を行っていない。

8月に比べて、中間期の11月は、実際の負荷の平均がはるかに小さいのであるが、負荷の変動は大きく、予測値の精度が向上しているわけではなく、立ち上がりで大きな誤差となっている。

ここで示す室温の予測値は、非空調時間帯の室温に対しては負荷モデルにおいて負荷を0とおき求めたものであるが、非空調時間帯の室温予測値が、この図の期間中では全体的に低めに予測されており、結果として立ち上げ時の負荷予測誤差に影響したものと思われる。

図 6.12は、同じ期間の予測で、非空調時間帯の室温予測において、顕熱収支式の残差を指数平滑法によって補正したものである。

補正を行わない場合に比べて、非空調時間帯の室温予測精度が改善されており、空調開始時の負荷予測誤差も減少していることがわかる。

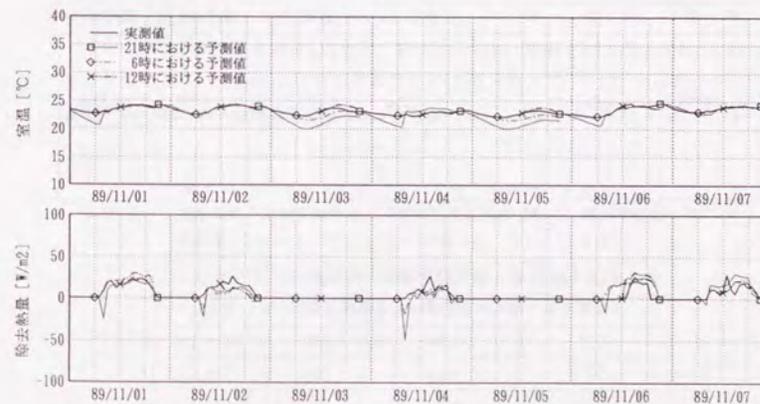


図 6.11: 室温、負荷の予測値と実測値 (Mビル)
(自然室温予測に指数平滑法による補正を施していない)

本来、負荷モデルが実現現象を完全に記述したものであって、残差が計測時の独立な誤差から生じるような場合には、このような残差のモデル化といった操作は不要なはずである。しかし、本研究で提案しているモデルでは、計測の容易さを考慮して、人体発熱、壁体伝熱、すきま風、外気導入量の時変性といったものを無視しており、その他システム側の非モデル化要因もあり、完全なモデル化はなされておらず、残差も白色化されていない。その結果、図6.11のように、長期間の室温予測では、偏った予測を行う場合がある。

このような場合には、本論文で示したように、モデルの残差の非白色性を何らかの方法で積極的にモデル化することによって、もとのモデルで説明できない成分を自己回帰的に補正する方法が、現実的な応用として有用であると思われる。

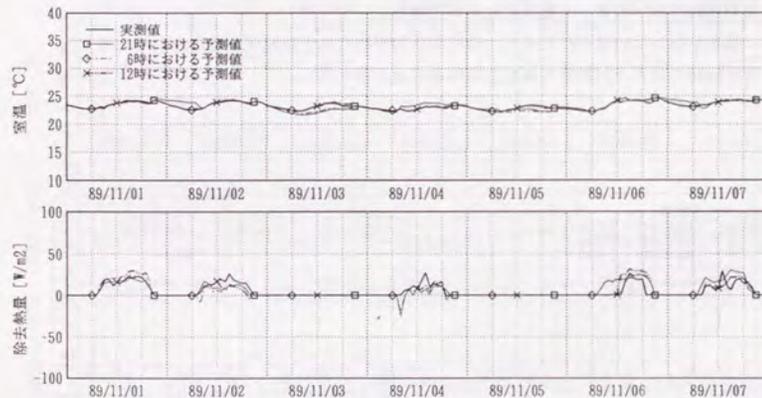


図 6.12: 室温、負荷の予測値と実測値 (Mビル)
(自然室温予測に指数平滑法による補正を施している)

6.4.3 予測精度について

図6.13には、21:00における翌日負荷の時刻別予測誤差の偏りと標準偏差を示す。平日の結果のみを示す。各季節とも、予測誤差の偏りはほとんどない。誤差の標準偏差は、空調機立ち上がり時に大きくなっている。

原因として、立ち上がり時は、非空調時間帯の自然室温・湿度の蓄熱効果により、負荷自体が大きな値を示し、かつ、その分散も大きくなること、前項のように、夜間の自然室温の予測誤差が、立ち上がり時の負荷予測誤差につながる考えられる。また、別の原因としては、この計算では、1ステップ1時間としているが、空調機の起動・停止時刻は、この計算ステップに一致しているとは限らず、30分だけ空調する、といったことがありうるため、誤差の増大につながったものと考えられる(例えば図6.9の8月7日、図6.9の2月1日等)。

また、各季節とも予測誤差の大きさにあまり大きな差はなく、予測誤差を実現値の大きさに対する比率で見ると、8月の空調時間帯の負荷平均値は、70~80 kcal/m²hなので、夏期においては10%強の予測誤差となっているが、冬期においては、25%程度の誤差となっており、中間期ではそれ以上の誤差となっている。

図6.14には、平日の、日積算負荷予測誤差を、日積算負荷の月ごとの平均とあわせて示すが、平均は、明確な年変動を伴っているのに比較して、予測誤差のほうは、あまり大きな変動はみられない。ただし、12月、5月といった中間期から暖・冷房期に移る時期(図2.3参照)で、誤差が増大している。

平均に対する誤差率を表6.6に示す。平均値の大きい夏期(7,8,9月)では21時における予測で12%、12時における予測誤差で7%程度となっているが、負荷の小さい中間期では非常に大きな誤差率となる。

表 6.6: 各時刻における日積算負荷予測誤差の誤差率 [%]
(誤差率は予測誤差標準偏差の平均負荷に対する割合、負荷平均の単位は [kcal/m²], '89年5月~'91年3月, 平日, Mビル)

期間	負荷平均	21時予測誤差率	12時予測誤差率
1,2,3月	-231	23.9	17.7
4,5,6月	363	30.8	17.5
7,8,9月	861	11.9	6.7
10,11,12月	47	178.6	95.9

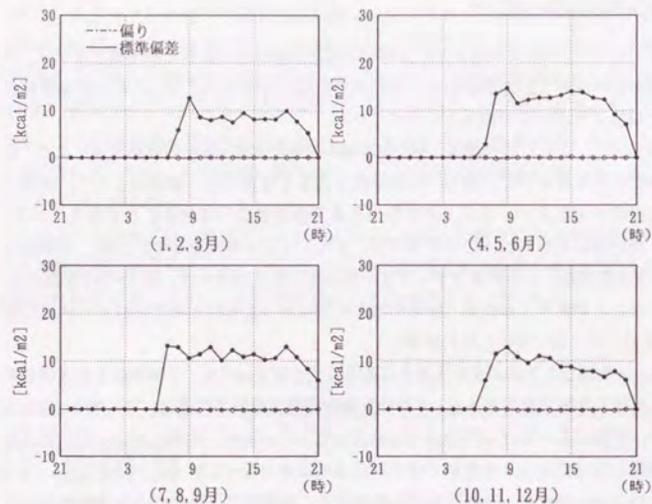


図 6.13: 21:00 に行った翌日時刻別負荷予測誤差の偏りと標準偏差 ('89年5月~'91年3月, 平日, Mビル)

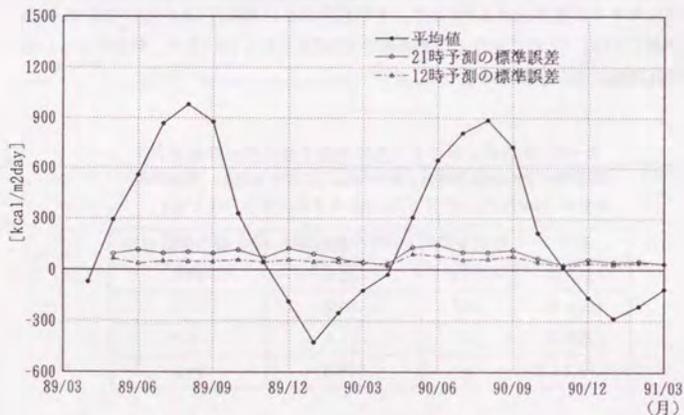


図 6.14: 日積算負荷の月別平均と予測誤差の標準偏差 ('89年5月~'91年3月, 平日, Mビル)

6.4.4 同時時の忘却係数の設定との関係

4.2.3項において、パラメータの推定を WRLS 法で行う場合の忘却係数の設定と、あてはめ残差の大きさの関係を検討したが、ここでは、この忘却係数の設定が、最終的な負荷予測誤差にどのように影響するかをみる。

表 6.7には、忘却係数を $\rho = 1.000, 0.999, 0.990$ として、21時に翌日の日積算負荷予測を行った場合の、誤差の大きさを示す。併せて、同時時のあてはめ残差(説明変数に実測値を代入して計算した1時間おきの負荷計算値の、負荷実測値に対する残差)を示す。ここで、 N_0 は、式 4.62で示した、推定に用いた、データ数の目安となるものである。

表 6.7: 同時時の忘却係数と、21時に予測した翌日積算負荷予測誤差の関係 ('89年5月~'91年3月, 平日, '89年9月を除く, Mビル)

ρ	N_0	予測誤差標準偏差 [kcal/m ² day]	あてはめ残差標準偏差 [kcal/m ² h]
1.000	∞	90.70	8.84
0.999	1000	90.20	7.83
0.990	100	95.66	6.62

$\rho = 1.0$ に比べて、前項までの検討で用いた $\rho = 0.999$ を採用した場合には、若干の精度向上がみられるが、あてはめ残差の減少に比べると大きな精度改善にはなっていない。さらに、 ρ を小さくして、あてはめ残差が最も小さい $\rho = 0.99$ の場合には、逆に、負荷の予測誤差が最も大きくなっている。特に、'89年9月においては、負荷の予測値が全く非現実的な値をとる日があり、表の集計から除外している。

このことから、あてはめ時の残差のみからモデルの善し悪しを判断することは危険であることがわかる。4.1.1項で述べたように、最適な ρ は、システムの真の特性が、どの程度の変動となっているかによる。真の特性が全くの時不変である場合には、 $\rho = 1.0$ が最適となるが、図 4.11に示したように、2年程度経過すると、パラメータ推定値の変動がほとんどなくなり、もし、室の使用状況の変化(熱容量の変化等)、隣接棟の影響などに変化があっても、モデルの学習が行われない。

逆に、 ρ を低く設定しすぎるのは上記のような悪影響を及ぼす。 N_0 は、 ρ の選択の一つの目安となり、ここでは、 $N_0=1000$ ステップ、すなわち、離散時間間隔が1時間であるから、 $1000/24=40$ 日程度とした場合が最適な予測結果を与えることがわかる。

6.5 他の簡略な予測方法

6.2節では、説明変数の予測に、指数平滑法とARMAモデルを併用する方法（簡易法と呼ぶ）を示した。ここでは、負荷に対して直接これらを適用することにより予測計算を行い、前節までの手法（精算法と呼ぶ）と比較する。簡易法によれば、説明変数にあたる気象条件等を予測する必要はなくなり、目的変数である負荷のみを実測すれば良いということになる。

指数平滑法における忘却係数は $\rho = 0.5$ とする。また、AR(1)モデルを用いることとし、あてはめは、WRLSにより、忘却係数は $\rho = 0.99$ とする。

これらは、6.4.1節において、残差モデルに対して適用した設定とも同じものである。

図6.15には、精算法と簡易法の予測値と実測値の比較を示す。簡易法は、過去の同じ曜日（ここでは、平日、土曜、休日の3種類）、同じ時刻の負荷実測値を積み付けを行った上で平均化し、それを予測値とする方法であり、7月24日、25日のように、10時に負荷が一時的に減少するようなプロファイルが観測されると、その影響が翌日（26日）にも及んでしまう。しかし、新たな平滑化を逐次的に行うことによって、その後は、実測値に追随している。この傾向は、土曜日（7/29、8/5、8/12日）の予測値推移にも現れている。

一方、精算法では、7月25日の10時の負荷実測値の一時的な減少に対しては過敏に反応しているが（この時刻では、前の時刻に比べて室温が 1.3°C 、室温湿度が $0.8\text{g}/\text{kg}$ 上昇している）、翌日の予測には影響が現れていない。

負荷が安定している期間では、どちらの予測方法も大きな差異は認められない。

図6.16には、全期間（'89年5月～'91年3月、最初の1カ月は助走期間として集計から除外する）の平日における日積算負荷予測の標準誤差の時間推移を前節までの方法（図中、精算モデルと表示）と比較して示す。

平日の日積算負荷を、前日の21時に予測した場合には、簡易法とすることによって、誤差の大きさが12%程度増大するが、その差は顕著ではない。

土曜日（休日を除く）の場合では、どちらの方法によっても平日に比べて誤差が増大しているが、特に簡易法では、大幅に誤差が増大してしまう。

簡易法による土曜日の予測では、過去の土曜日の負荷を平滑化することにより予測を行うが、一定期間内の土曜日のサンプル数は、平日に比べると少ないため、精度の悪化につながったものと思われる。

また、土曜日は、他の平日に比べて、室消費電力等も週によって変動が大きく、説明変数の予測にここで述べている簡易法と同様の方法を用いている精算法においても、誤差の増大という結果になったと考えられる。

ここで検討した簡易モデルでは、前にも述べたとおり、必要なデータが目的変数である負荷の実績値のみなので、測定上の事故（欠測等）の影響を受ける危険性がそれ

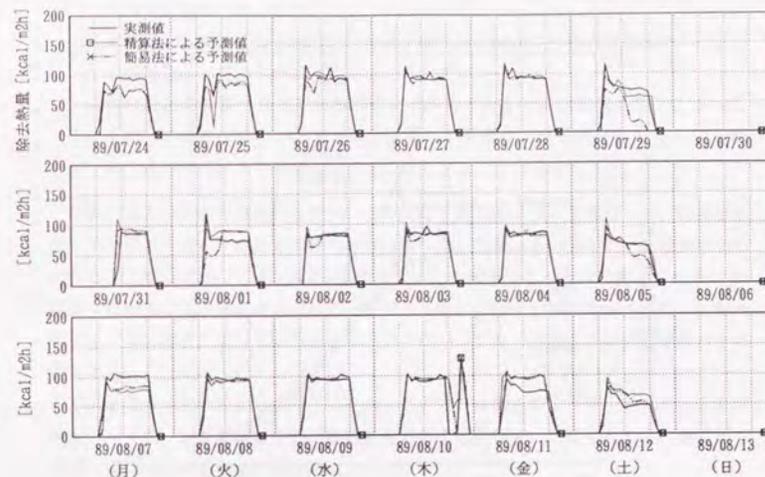


図6.15: 精算法、簡易法による予測値と負荷実測値との比較（Mビル）

だけ低下する。また、負荷モデルのパラメータ推定、気象予測を行う必要もなく、計算アルゴリズムは非常に簡単であり、計算時間、必要記憶データ数も極めて少ない。

ただし、精算モデルでは、空調スケジュール、設定室温の設定を変えた場合、負荷モデルにこれらの要因が考慮されているため、モデル中の設定を変えれば、ただちに対応できるのに対して、簡易モデルでは、設定の変化に対応はできず、新たな変化に追随するのに、ある一定の期間が必要となることがわかる。また、建物熱的特性の把握は不可能となり、躯体蓄熱運転制御への適用は行えない。

負荷予測の目的がもっぱらコイル負荷の予測にあり、室の空調スケジュール、設定室温、室温湿度が、曜日別などの分類を行うことによって、十分にパターン化できる場合は、ここで述べた簡易法も適用できるものと考えられる。

また、ここで簡易モデルによる計算とは、精算モデルによる計算法において、負荷予測値を常に0として、そのモデルの残差を、6.3節で示した方法により補正を行ったものとも同等である。従って、この簡易モデルは、前節までの精算法の特殊な場合となっており、両方法の中間として、負荷モデルを種々変えることにより、いろいろな予測モデルが構成できる。

説明変数のうち、実測されない項目があるときなど、精算モデルの一部を省略し計

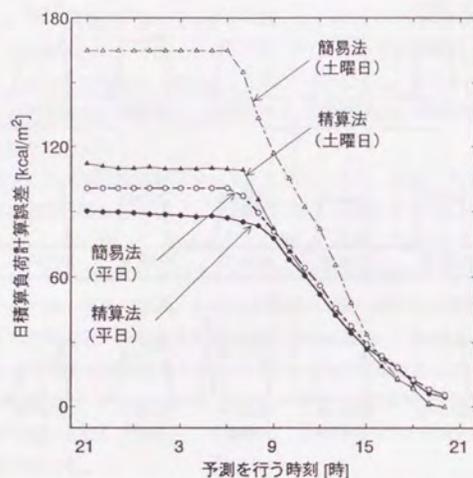


図 6.16: 日積算負荷予測の標準偏差の時間推移
(’89年5月~’91年3月, Mビル)

算することも有り得るし、説明変数の予測精度が極端に悪いときは、敢えてその項を省くといったことも考えられる。

6.6 まとめ

この章では、負荷予測手法全体を総括するとともに、気象要素以外の説明変数を予測する方法について示し、また、空調負荷モデルでモデル化できない残差成分をモデル化することによって、予測値の偏りを減少できることを示した。さらに、負荷の実測データを用いて、時刻別、日積算負荷の予測を行い精度の検定を行った。その結果、以下のようなことが明らかになった。

- 予測値の偏りは少ない。
- 空調開始時に誤差が大きくなり、自然室温予測の精度が影響する。
- 予測誤差の年変動はあまり大きくなく、誤差の平均値に対する割合は、負荷の大きい夏期では小さくなるが、逆に負荷の小さな季節では大きな誤差率となる。

21 時に行う、翌日の日積算負荷に対する予測誤差は、夏期で 10%強、冬期で 25%程度となった。

- 外気温、外気湿度の予測誤差が負荷予測誤差に結びつく可能性が高い。日射の予測誤差は、負荷予測誤差に結びつきにくい。
- 指数重み付き最小 2 乗法を用いて同定を行うときの忘却係数の選定について、あてはめ残差が小さい忘却係数が必ずしも最適な負荷予測結果をもたらさず、あてはめ残差のみでモデルの良否を判断することは危険である。

また、過去の負荷実績値のみを用いた簡易な予測方法について検討した。精算法と比べて、平日では大きな誤差の悪化はみられなかったが、サンプルデータ数が相対的に少ない土曜日においては、精度が悪化した。このモデルの長所は、簡易であること、実測する必要のある項目が少ないこと等であるが、空調モード、設定温湿度、空調スケジュールの変更に対しては即座に追従できない。また、建物の熱特性の把握は不可能である。

どのモデルを用いるかは、モデルを用いる目的、実測値の信頼性、説明変数の予測精度、パラメータ推定の安定性、計算負荷に対する許容性、空調設定変更の頻度等を考慮して決定されるべきものと考えられる。

負荷予測手法の空調システム制御への適用

7.1 はじめに

前章までは、予測用空調負荷モデルを用いて、空調負荷を予測する方法について述べた。このモデルが正しく同定されていれば、夜間における自然室温、室温湿度を予測する手法にもなっている。この手法の適用として、以下の2つが考えられる。

1. 蓄熱槽システムにおける熱源運転機器の選択、スケジュールの決定。
2. 建物躯体の持つ蓄熱作用を考慮し、非在室時間に空調を行うことによって、在室時間帯の室内熱環境を維持しつつ、経済的、あるいはエネルギー的に何らかのメリットを生じるような空調運転スケジュールを決定すること。

これらはいずれも現在の操作が将来のシステム挙動（蓄熱槽温度、室温等）に影響を与えるような制御の問題である。動的な制御を必要とするものとしては、他にも送風温度、あるいは送水温を一定に保つためのPID制御なども安定な制御のために重要であるが、これらの制御系が対象としているのは、例えば数秒程度の過渡応答であり、先に挙げた蓄熱運転制御、躯体蓄熱運転とは扱っている時間レベルに大きな開きがある。

ここでは、先に提案した空調負荷モデルの適用を考え、1時間から1日程度の比較的長時間にわたって動的な影響を与える要素（蓄熱槽、室）を対象にした制御の問題にする。

このような制御を考えたとき、通常行われている蓄熱運転制御、あるいは室温制御というのは、何らかの制御方策を最初に仮定し、それに従って制御を行っているのが実状である。例えば、電気による熱源を用いた蓄熱槽の熱源運転制御では、夜間料金時間帯には翌日の予測負荷を賄えると思われる程度になるまで蓄熱し、昼間は、所定位置の水温が設定温度以上になると冷凍機を追いかけ運転するといった方法である。また、室温制御については、在室開始時刻にちょうど設定温度に達するように空調開始時刻を決定するという例が挙げられる。

しかし、これらの制御は何らかの目的をもって最適な制御を行ったものになっていくとは限らない。例えば、室温制御において、コストの最小化を図るのならば、昼夜のエネルギーコストの違いを考慮して夜間に空調することによって、躯体に熱をため、

昼間の投入エネルギーを減少させることが可能かもしれない。

この問題については躯体蓄熱の問題として扱われてきており〔57, 58〕等〕、ここでは、非在室時間の設定温度を予め設定して検討を行っているものが多い。

ここでは、さらに、制御方策に関するそれらの仮定をできる限り排除し、制御の自由度を増した上で、何らかの評価関数を具体的に設定し、その最適化を図った場合の制御方法について検討する。

コストミニマム、消費エネルギー最小等、意味的に明確な評価関数を設定して空調システムの動的な最適制御を論じた研究としては、伊東らや、Braunが挙げられる。

伊東ら〔59〕は、蓄熱槽を含んだコージェネレーション・システムの短期的最適運用計画法の提案を行うとともに、これに基づいた年間運用コストの算定から、槽容量と年間経費の関係を導いている。ここで、動的な要素としては、蓄熱槽のみを考えており、槽内の水温分布は一樣という、一槽モデルで検討している。動的最適化にはダイナミックプログラミング(DP)を用いている。伊東らは、これとは別に、多槽形蓄熱槽を含むシステムについての検討も行っている〔60〕が、これは、冷凍機容量、槽容量等を決定するための最適機器規模設計に主目的があり、制御方策には種々の仮定(冷凍機、空調機の出入口温度は一定等)が設けられている。

Braun〔61〕は、氷蓄熱システムを対象に、外界条件、負荷を所与の条件として、1日のエネルギーコスト、ピーク消費電力を評価関数とした最適制御を考え、この意味での最適制御と、他の簡易な制御方法(夜間・非在室時に日中の負荷を踏えるだけの熱を蓄え、昼間は、空調終了時に氷がなくなるように運転する、等)との比較検討を行っている。ここでも、槽のモデルは一槽モデルであり、DPを用いている。

Braunは、建物躯体の熱容量を考慮した動的最適空調運転についても研究を行っており〔62〕、在室時間帯における室内温湿度の設定範囲を制約条件とし、上記の蓄熱システムの場合と同様、1日のエネルギーコスト、ピーク消費電力を評価関数とした最適化問題について検討している。最適化手法としては、直接探索法(direct search method, Gill〔63〕参照)を用いている。この方法は、目的関数が説明変数に対して微分不可能(不連続)な場合でも、複数の関数値どうしの比較をもとに「谷底」を探索する方法であるが、ここで考えている、目的関数が説明変数に関して非線形な場合に、局所最適解に陥る危険性がある。

本研究では、特に、3章で挙げた空調負荷モデルによって表される室を動的要素とみなし、これを制御対象とした空調運転制御を例に挙げ、シミュレーションによる検討を行う。最適化手法としては、理論的に大域的最適解の得られるDPを用いる。

7.2 最適運転の決定方法

最適運転方法を決定するにあたって、まず空調システムのモデル化を行なったのち、最適化手法によって何らかの意味で最適な制御方法を求める。

動的なシステムを対象とした最適化手法としては種々考えられるが、ここでは、ダイナミックプログラミング(DP)を用いる(7.2.6項参照)。以下では、この手法の適用を前提とする。その場合、対象システムのモデルは以下の様式で作られている必要がある。

1. システムを制御する変数が操作変数として特定されている。
2. システムを記述する変数のうち、過去の値がシステムに影響を及ぼし、かつ、その変数の推移が操作変数に依存しているようなものが、状態変数として特定されている。
3. すべての操作変数のすべての可能な操作量の組に対して、1ステップ前の状態(状態変数を要素とするようなベクトルで表される)から現ステップの状態への推移が関数として表されている。同時に、制御の評価の対象となる量(消費エネルギー等)が定義されている。
4. 必要な制約条件が、1ステップ前の状態と操作変数の関数、あるいは1ステップ前の状態と現ステップの状態の関数として表されている。

以上を定式化すれば、

$$\mathbf{x}_{st}(t) = f_{1,t}(\mathbf{x}_{st}(t-1), \mathbf{u}(t)) \quad (7.1)$$

$$J'(t) = f_{2,t}(\mathbf{x}_{st}(t-1), \mathbf{u}(t)) \quad (7.2)$$

$$f_{3,t}(\mathbf{x}_{st}(t-1), \mathbf{u}(t)) > 0 \quad \text{あるいは、} \\ f_{4,t}(\mathbf{x}_{st}(t-1), \mathbf{x}_{st}(t)) > 0 \quad \text{等} \quad (7.3)$$

ここで、

$\mathbf{x}_{st}(t)$ 時刻 t の状態変数ベクトル

$\mathbf{u}(t)$ 時刻 t の操作変数ベクトル

$J'(t)$ 時刻 $t-1$ の状態から時刻 t の状態へ推移する際の評価関数(コスト)

$f_1 \sim f_4$ 一般に非線形の関数

である。ただし、式7.1, 7.2における関数 f_1, f_2 は、陽な関数として表されている必要はなく、方程式を解いた結果、左辺の $\mathbf{x}_{st}(t)$, $J'(t)$ が唯一に求まるものであればよい。

建物熱容量を考慮した空調運転の場合、操作変数 \mathbf{u} は空調機の除去熱量、あるいは負荷率、入力エネルギー等であり、また、状態変数 \mathbf{x} は室温・室温湿度、制約条件 ($f_3 > 0$ など) は室温・室温湿度の設定範囲、評価関数 J' は消費エネルギー等が考えられる。

これらの項目を定式化したのち、最適化手法（ここではDP）を用いて、ある初期状態に対して、制約条件を満たしつつ、評価関数を最小化（最大化）するような操作量の系列を求める。

7.2.1 空調システムのモデル化と解法

ここでは、室と空調機（パッケージエアコン）を組み合わせた場合について述べるが、他のシステムにも適用可能なモデルの構成方法と解法を考える。

空調システムのモデル化は以下の手順により行う。

- 構成要素ごとのモデル化（要素ごとの基礎方程式）
- 構成要素の接続（基礎方程式の連立）による全体システムのモデル化
- 評価関数、制約条件の評価

ここで、各時点におけるシステムの状態は、各機器の出入口空気温・水温等を未知数とした線形連立方程式を解くことによって求める。ただし、空調システムの中には、機器の特性といった非線形要素や、異なるモードでの運転が数多く含まれるので、方程式の線形化を行うと共に、反復計算を行う。

「HASP/ACSS」にみられるシステムシミュレーションプログラムにおいて、室温、室湿度といった状態量の設定値が達成されるように各機器の操作量（熱源除去熱量等）を決定しているのと違い、ここで考えているアルゴリズムでは、逆に、個々の機器の操作量を入力条件としたときに、状態量がどのようになるかを算出している。

この場合、「ACSS」のように室を起点とする下流から、要求熱量を上流に順次伝達していき、要求熱量を上位機器が供給できなかつたときには、下流の計算をやり直すという方法は必ずしも効率的ではない。これは、機器の操作量を最初に与えるということが、「ACSS」において、過負荷の計算を常に行わせることに相当し、この場合、反復計算を増加させる原因となるためである。そこで、系全体を連立方程式でモデル化し、それを解くこととする。

システム全体を連立方程式として構成する方法は、「ACSS」のように個々の要素の種類（室、空調機、熱源等）や要素の計算順序について考える必要もなく、また、アルゴリズムが単純になる利点もある [64]。

7.2.2 構成要素ごとのモデル

空調システムモデルは、要素ごとのモデルの結合として構成される。要素のモデルは、他の要素とは独立しており、計算アルゴリズム上は一つの要素に対して一つのサブルーチンを作れば良い（ただし、最適化計算では、時間遅れの効果を持つ要素を、外側のルーチンで状態変数として考慮する必要が生じる）。

構成要素の定式化を行う際に用いられるパラメータ、変数は、以下のように分類される。

入出力変数 機器の出入口水温のように、他の機器との接続点における量。

外部変数 空気熱源機器における外気温のように、システムからは影響を受けないが、時間によって変化し、要素に影響を与えるような量。

内部変数 空調機における装置露点温度のように、モデル化においては重要なパラメータであるが、他の入出力変数、外部変数の関数で表され、要素の方程式を立てたときに消去されるような変数。

定数 時間に対して一定であると仮定する量。

そして、要素のモデルとは、入出力変数を未知数とするような方程式の集まりである。この方程式は、熱量保存、あるいは質量保存の法則からつくられる。

方程式は非線形になる場合もある。しかし、システム全体の連立方程式を解くことを考えると、方程式が未知数に対して線形のほうが有利である。これに対して、

- 方程式を適当な推定値のまわりに線形化する。
- 非線形の原因となっている未知数を、適当な推定値で置き換えて、これを定数とみなすことにより線形化する。

という方法を考える。どちらにしても、これから解こうとしている未知数についての推定値が必要であり、これには、前ステップの計算値を代用することが考えられるが、空調開始時等、変動が大きい状態では誤差が大きくなると思われるので、1回の計算でその時刻ステップを終了せずに、そこで求めた計算値を用いてさらに反復計算を繰り返すことにする。

構成要素 k の時刻 t における線形化方程式を以下のように表す。

$$A_{k,t}x_{k,t} = b_{k,t} \quad (7.4)$$

ただし、 $x_{k,t}$ は、未知の入出力変数であり、その次数は要素によって異なる。要素の挙動は要素単体では決定されないため、方程式の個数は未知数の個数よりも少なく、係数行列 A の次数が、 $m \times n$ のとき、 $n > m$ の横長の行列となる。

以下に、要素モデルの例を示す。

【室】

3章の室モデルは、室に出入りする顕熱と潜熱の熱量収支から導いたものである。このモデル中の室顕熱除去熱量、室潜熱除去熱量を、以下のように送・還気の温湿度で表す。

$$E_{r,s}(t) = C_a \rho_a V_a (\theta_R(t) - \theta_s(t)) \quad (7.5)$$

$$E_{r,l}(t) = r_w \rho_a V_a (x_R(t) - x_s(t)) \quad (7.6)$$

これを、室モデルである、式 3.52, 3.53に代入することにより、以下が得られる。

$$C_a \rho_a V_a (\theta_R(t) - \theta_s(t)) = L_{etc}(t) + H_4(z^{-1})\theta_R(t) \quad (7.7)$$

$$r_w \rho_a V_a (x_R(t) - x_s(t)) = H_5(z^{-1})x_R(t) + H_6(z^{-1})x_o(t) \quad (7.8)$$

ここで、

C_a	湿り空気の比熱
r_w	水の蒸発熱
ρ_a	湿り空気の密度
V_a	給気量
$\theta_R(t)$	還気温度 (室温)
$\theta_s(t)$	給気温度
$x_R(t)$	還気絶対湿度 (室湿度)
$x_s(t)$	給気絶対湿度
$x_o(t)$	外気湿度
$L_{etc}(t)$	$= H_1(z^{-1})\theta_o(t) + H_2(z^{-1})I(t) + H_3(z^{-1})W(t)$ (外気温, 壁面入射平均日射量, 室消費電力が 入力となって発生する負荷の和)

$H_1(z^{-1}) \sim H_6(z^{-1})$ 線形のパルス伝達関数

これを整理すると、

$$-C_a \rho_a V_a \theta_s(t) + (C_a \rho_a V_a - b_{\theta R,0})\theta_R(t) = L_{etc}(t) + (H_4(z^{-1}) - b_{\theta R,0})\theta_R(t)$$

$$-r_w \rho_a V_a x_s(t) + (r_w \rho_a V_a - b_{x R,0})x_R(t) = H_6(z^{-1})x_o(t) + (H_5(z^{-1}) - b_{x R,0})x_R(t)$$

である。ただし、 $b_{\theta R,0}$, $b_{x R,0}$ は、それぞれ、室温項、室湿度項の瞬時応答を表す伝達関数パラメータであり、式 3.4の b_0 に相当するものである。ここで、

$$\mathbf{x}_{R,t} = [\theta_s(t), \theta_R(t), x_s(t), x_R(t)]^T \quad (7.9)$$

$$\mathbf{A}_{R,t} = \begin{bmatrix} -C_a \rho_a V_a & C_a \rho_a V_a - b_{\theta R,0} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -r_w \rho_a V_a & r_w \rho_a V_a - b_{x R,0} \end{bmatrix} \quad (7.10)$$

$$\mathbf{b}_{R,t} = \begin{bmatrix} L_{etc}(t) + (H_4(z^{-1}) - b_{\theta R,0})\theta_R(t) \\ H_6(z^{-1})x_o(t) + (H_5(z^{-1}) - b_{x R,0})x_R(t) \end{bmatrix} \quad (7.11)$$

とおくと、室モデルは、

$$\mathbf{A}_{R,t} \mathbf{x}_{R,t} = \mathbf{b}_{R,t} \quad (7.12)$$

という線形方程式によって表される。この方程式の未知数は4つであり、一方、方程式の数は2つである。従って、係数行列 \mathbf{A}_R の次数は、 2×4 となる。

【外気混合】

還気に外気を混合して空調機に送る場合を考える。還気温・湿度を $\theta_{b,i}$, $x_{b,i}$, 混合後の送気温湿度を $\theta_{b,o}$, $x_{b,o}$, 混合後の送気風量を V_a , 外気量を V_o とすると、

$$\theta_{b,o} = \frac{1}{V_a} ((V_a - V_o)\theta_{b,i} + V_o\theta_o) \quad (7.13)$$

$$x_{b,o} = \frac{1}{V_a} ((V_a - V_o)x_{b,i} + V_o x_o) \quad (7.14)$$

となる (以下では特に必要でない限り、時刻 t の値であることを表す“(t)”という表記は省略する)。そこで、

$$\mathbf{x}_b = [\theta_{b,i}, \theta_{b,o}, x_{b,i}, x_{b,o}]^T \quad (7.15)$$

$$\mathbf{A}_b = \begin{bmatrix} V_o - V_a & V_a & 0 & 0 \\ 0 & 0 & V_o - V_a & V_a \end{bmatrix} \quad (7.16)$$

$$\mathbf{b}_b = [V_o\theta_o, V_o x_o]^T \quad (7.17)$$

とおくと、外気の混合は、

$$\mathbf{A}_b \mathbf{x}_b = \mathbf{b}_b \quad (7.18)$$

という方程式で表される。ここで、送気風量、外気量は、操作変数となりうるが、定風量システムでは V_a は定数であるし、外気量が一定のときは V_o が定数となる。

【空気熱源ヒートポンプパッケージにおける直膨コイル】

ここでは、直膨コイルによる空気熱源ヒートポンプパッケージエアコンを例にとり、コイルの出入口状態を文献 [65] を参考にしてモデル化を行う。ただし、ここでは加湿は考えない。

いま、この機器の操作変数を負荷率 u_{AC} ($-1 \sim 1$, 冷房を正とする)にとると、装置除去熱量 Q_{ah} は、

$$Q_{ah} = \begin{cases} Q_{ah,c} f_{Q,c}(WB_{AC1}, \theta_o) u_{AC}, & u_{AC} > 0 \\ 0, & u_{AC} = 0 \\ Q_{ah,h} f_{Q,h}(\theta_{AC1}, \theta_o) u_{AC}, & u_{AC} < 0 \end{cases} \quad (7.19)$$

と表される。ただし、 $Q_{ah,c}$, $Q_{ah,h}$ は、それぞれ、冷房モード、暖房モードにおける定格能力である。 $f_{Q,c}$, $f_{Q,h}$ は、冷房・暖房モードにおける能力特性を表す係数で、冷房モードでは、外気温 θ_o と入口空気湿度球温度 WB_{AC1} の関数、暖房モードでは、外気温と入口空気温度 θ_{AC1} の関数として表されるものとする。定格能力に、この係数を乗じると、そのときの最大能力が計算される。さらに、この値に負荷率 u_{AC} をかけることにより装置除去熱量が求められる。

コイル計算では、BF（バイパスファクタ）を用いる。上記の Q_{ah} を除去熱量とすると、入口空気の状態（気温 θ_{AC1} 、絶対湿度 x_{AC1} 、湿球温度 WB_{AC1} 、エンタルピ H_{AC1} ）と、出口空気の状態（ θ_{AC3} 、 x_{AC3} 、 WB_{AC3} 、 H_{AC3} ）は、冷・暖房モード、コイルの湿り状態によってかわり、以下のような関係になる（図7.1参照）。

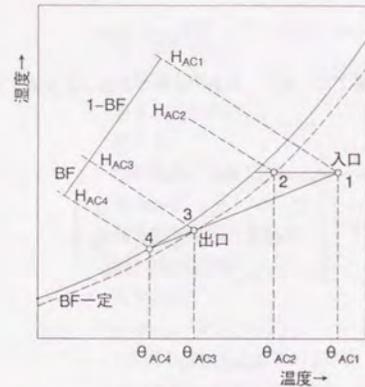


図7.1: コイルの処理プロセス（冷房モード）

1. $H_{AC1} - Q_{ah}/\rho_a V_a \geq H_{AC2}$ のとき
乾き冷却、あるいは暖房であり、

$$\theta_{AC3} = \theta_{AC1} - \frac{Q_{ah}}{C_a \rho_a V_a} \quad (7.20)$$

$$x_{AC3} = x_{AC1} \quad (7.21)$$

となる。

2. $H_{AC1} - Q_{ah}/\rho_a V_a < H_{AC2}$ のとき
除湿冷却となり、次の2つの条件から方程式を立てる。

(a) 状態点1（入口空気）と状態点3（出口空気）のエンタルピの差が除去熱量 $Q_{ah}/\rho_a V_a$ となる。

(b) 状態点1（入口空気）と状態点3（出口空気）を1:BFに外挿する点（点4）が飽和水蒸気曲線上にある。

(a) に関しては、

$$H_{AC1} - H_{AC3} = Q_{ah}/\rho_a V_a \quad (7.22)$$

と表される。

また、(b) に関しては、 $satx(\theta)$ を、温度 θ のときの飽和絶対湿度として、

$$satx \left(\frac{1}{1-BF} \theta_{AC3} - \frac{BF}{1-BF} \theta_{AC1} \right) = \frac{1}{1-BF} x_{AC3} - \frac{BF}{1-BF} x_{AC1} \quad (7.23)$$

と表される。

以上の方程式がパッケージ空調機のモデルとなるが、このモデルは以下のような非線形要素を持つ。

- 乾きコイルになるか湿りコイルになるかで方程式が異なるが、そのどちらになるかは、これから解こうとしている入口空気の状態に依存する。
- 除去熱量 Q_{ah} は、同じ負荷率でも、その時点の最大能力によって異なってくる。そして、最大能力は一般に入口空気温湿度に関して非線形の関数として表される。
- 式7.22において、エンタルピは、気温、湿度に関して非線形である。
- 式7.23において、飽和絶対湿度は、気温に関して非線形関数となる。

これに対して次のような処理を考える。

- 乾き→湿りコイルの判定は、入口空気温湿度の推定値をもとに行う
- コイルの能力計算に用いる入口空気温湿度も推定値を用いる
- エンタルピは、本来、

$$H = C_{p,dry} \theta + (r_w + C_{pw} \theta) x \quad (7.24)$$

によって表される。ここで、 $C_{p,dry}$ は乾き空気の比熱、 C_{pw} は、水蒸気の比熱である。この θ, x に関して非線形な関係を、

$$H = (C_{p,dry} + C_{pw} \bar{x}) \theta + r_w x \quad (7.25)$$

というように適当な参照値 \bar{x} を用いて線形近似し、 $C_{p,dry} + C_{pw} \bar{x}$ を湿り空気の比熱 C_a として用いる（室モデルでは既にこれを定数として用いた）。

- 飽和絶対湿度については、図7.2のように参照値 $\bar{\theta}$ の周りに線形化する（この直線の傾きを $g(\bar{\theta})$ とする、図では $\bar{\theta} = 10^\circ\text{C}$ の場合を示す）。

これにより、式7.20~7.23は、出入口空気温湿度、 θ_{AC1} 、 θ_{AC3} 、 x_{AC1} 、 x_{AC3} について線形な方程式となる。具体的には、未知ベクトルは、

$$x_{pha} = [\theta_{AC1}, \theta_{AC3}, x_{AC1}, x_{AC3}]^T$$

であり、方程式を

$$A_{pha} x_{pha} = b_{pha} \quad (7.26)$$

とすると、係数行列 A (2×4)、係数ベクトル b (2次元) は、

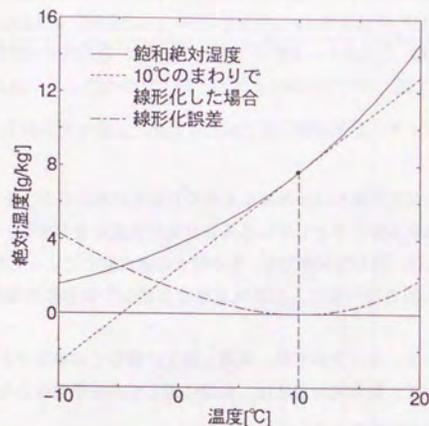


図 7.2: 飽和絶対湿度の線形化

1. 乾きコイルのとき

$$A_{pha} = \begin{bmatrix} C_a & -C_a & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (7.27)$$

$$b_{pha} = [Q_{ah}/\rho_a V_a, 0]^T \quad (7.28)$$

2. 湿りコイルのとき

$$A_{pha} = \begin{bmatrix} C_a & -C_a & r_w & -r_w \\ \frac{g(\bar{\theta})BF}{1-BF} & \frac{-g(\bar{\theta})}{1-BF} & \frac{-BF}{1-BF} & \frac{1}{1-BF} \end{bmatrix} \quad (7.29)$$

$$b_{pha} = [Q_{ah}/\rho_a V_a, satx(\bar{\theta}) - g(\bar{\theta})\bar{\theta}]^T \quad (7.30)$$

となる。

ただし、以上の線形方程式を立てるには、上記のように推定値、参照値を用いなければならない。エンタルピの場合は線形化誤差は小さいと考えられるが、その他の場合は無視できない誤差になると思われる。

そこで、システム全体の方程式を1回解くだけでなく、繰り返し計算を行い、線形化誤差を小さくする。具体的には、

- 繰り返し計算における前回の入口空気温湿度計算値をその推定値とする。
- この推定値をもとに、乾き⇄湿りコイルの判定、コイル最大能力の計算を行う。

- 飽和絶対湿度の計算では、この推定値から装置露点温度を算出し、これを線形化の参照値 $\bar{\theta}$ として用いる。

また、各ステップ最初の繰り返し計算では、前ステップ(時刻)の入口空気温湿度を現ステップ入口空気温湿度の推定値として用いる。

以上のように、もともと非線形な方程式を線形化する場合に、その誤差が無視できないと考えられるときには、繰り返し計算は避けられない。

【ファン発熱】

ファンを通過する空気はファンの発熱により温度が上昇する。いま、ファン入力を P_{ahf} 、ファン発熱比率を ϕ_{sf} とし、ファンによる発熱を $\phi_{sf}P_{ahf}$ と表すことにする。この場合、ファン出口空気温 $\theta_{f,o}$ は、入口空気温 $\theta_{f,i}$ を用いて、

$$\theta_{f,o} - \theta_{f,i} = \frac{\phi_{sf}P_{ahf}}{C_a\rho_a V_a} \quad (7.31)$$

と表される。そこで、

$$x_f = [\theta_{f,i}, \theta_{f,o}]^T \quad (7.32)$$

$$A_f = \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (7.33)$$

$$b_f = -\phi_{sf}P_{ahf}/C_a\rho_a V_a \quad (7.34)$$

とおくと、ファンの発熱は、

$$A_f x_f = b_f \quad (7.35)$$

という方程式で表される。

7.2.3 構成要素の接続

要素の接続とは、各要素の方程式における未知数のうち、同一接続点にあたる未知数同士を等しくおくことである。そして、全ての要素モデル（方程式）を連立することにより、システム全体の方程式が構成される [64]。

例として、前項で挙げた室、外気混合、直膨コイル、ファン発熱の4つの要素からなるシステムを考える（図7.3）。接続は、以下のそれぞれの未知変数を等しくおくこ

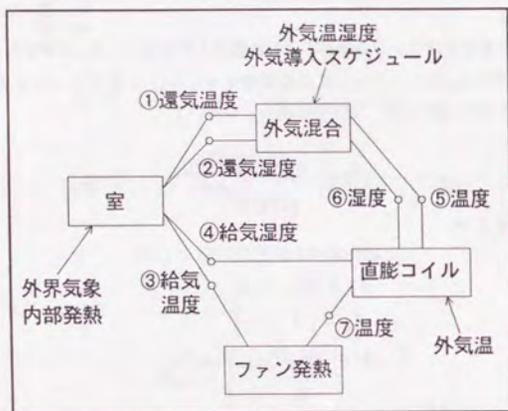


図 7.3: 室、外気混合箱、コイル、ファンの接続

とによって表される。

節点	各節点に接続される方程式の未知変数			
	式 7.12	式 7.18	式 7.26	式 7.35
①	θ_R	$\theta_{b,i}$		
②	x_R	$x_{b,i}$		
③	θ_s			$\theta_{f,o}$
④	x_s		x_{AC3}	
⑤		$\theta_{b,o}$	θ_{AC1}	
⑥		$x_{b,o}$	x_{AC1}	
⑦			θ_{AC3}	$\theta_{f,i}$

そして、システム全体の未知変数ベクトル x （7次元）の要素に表の節点①～⑦の

未知量を取り、全体のシステムの方程式を

$$Ax = b \tag{7.36}$$

と表す。係数行列 A の非零の要素を○で示すと、乾きコイルのときは、

方程式	節点						
	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦
室（顕熱）	○		○				
室（潜熱）		○		○			
外気（顕熱）	○				○		
外気（潜熱）		○				○	
コイル（顕熱）					○		○
コイル（潜熱）				○		○	
ファン発熱			○				○

湿りコイルのときは、

方程式	節点						
	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦
室（顕熱）	○		○				
室（潜熱）		○		○			
外気（顕熱）	○				○		
外気（潜熱）		○				○	
コイル（全熱）				○	○	○	○
コイル（BF）				○	○	○	○
ファン発熱			○				○

となる。ここで、各行は、式7.12、式7.18、式7.26、式7.35の各方程式に対応している。この方程式を解くことによって、各節点における空気温湿度が計算され、それに伴って、各要素内の状態が算出される。

7.2.4 要素のユニット化

上の例では、要素が4つ、未知数が7つと方程式の規模が小さいので問題はないが、大規模なシステムにおいて、全ての要素の入出力変数を未知数とおくと計算負荷が増大する。

ここでは、いくつかの要素を1つのユニットとすることによって直接解を求める必要のない未知数を内部変数として消去することを考える。例として、上で挙げた、外気混合、直膨コイル、ファン発熱を1つのユニットと考えることにする（図7.4）。

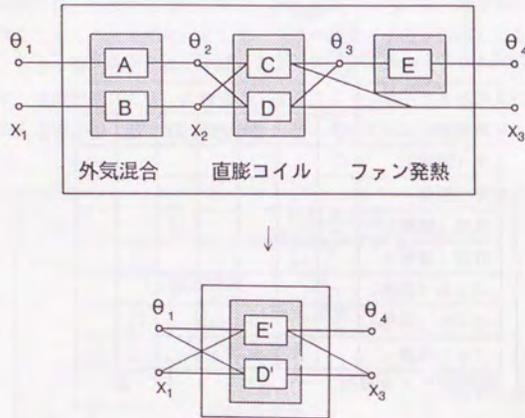


図 7.4: 要素のユニット化 (湿りコイルの場合, A, B, ... は方程式を表す)

このユニットには内部の点も含めて節点 (未知数) が7つある。これに対して, 方程式の数は前述のように5つである (A, B, C, D, E とする)。各方程式中の係数行列の非零要素は, 表 7.1 のようになる。

表 7.1: ユニット化前の係数行列 (湿りコイルの場合)

方程式	節点 (未知数)						
	θ_1	x_1	θ_2	x_2	θ_3	θ_4	x_3
A 外気 (顕熱)	○		○				
B (潜熱)		○		○			
C コイル (全熱)			○	○	○		○
D (BF)			○	○	○		○
E ファン発熱					○	○	

ここで, θ_2, x_2, θ_3 はそれぞれの要素 (コイル等) の入出力変数になっており, 方程式の未知数となっているが, ユニット全体から見れば, 外部の影響を直接受けない内部変数である。すなわち, システム全体の方程式を連立させたとき, 未知数 θ_2, x_2, θ_3 にかかる係数が非零になるのは, このユニットに含まれる方程式のみである。

そこで, 表 7.1 に示した係数行列において, これらの内部変数の係数である 3~5 列の要素を消去し, それを新たな要素の方程式としても差し支えない。消去後の係数行列の非零要素は表 7.2 のようになる。

表 7.2: 内部変数消去後の係数行列

方程式	節点 (未知数)						
	θ_1	x_1	θ_2	x_2	θ_3	θ_4	x_3
A	○		◎				
B		○		◎			
C'	○	○			◎		○
D'	○	○					○
E'	○	○				○	○

ここで, 「◎」印は, 消去に用いたピボットを表す。このピボットを用いて他の方程式の同じ列の要素を消去した結果が表 7.2 である。その結果, ユニットの方程式は, D', E' によって表すことができ, 方程式 A, B, C' は, ユニットの入出力変数, すなわち $\theta_1, x_1, \theta_4, x_3$ が求まった時点で内部変数を求めたい場合に利用できる。

結局, ユニットの方程式は,

表 7.3: ユニット化後の係数行列

方程式	節点 (未知数)			
	θ_1	x_1	θ_4	x_3
D'	○	○		○
E'	○	○	○	○

となる。このユニット化のメリットとして, システム全体の係数行列が小さくなることが挙げられる。特に内部変数を求める必要がないユニットについては, これに関係する方程式 (表 7.2 では A, B, C') を記憶しておくことも, またシステム全体の解が求まった後の代入操作も必要ないので, 記憶容量, 計算時間の点から有利である。

7.2.5 制約条件と評価関数

制約条件

制約条件には、各節点の値に関する制約、要素内部変数の制約、入力変数の制約とがある。このうち、入力、最初から制約条件に納まるようなものを与えるので考慮する必要はない。各節点の値と要素内部変数の制約については、収束解が求まった時点で制約条件が満たされているかどうかを調べ、最適化計算において、ペナルティを科すか、あるいは実行可能解から除外する。

先の、室-パッケージエアコンの例における制約条件としては、設定室温湿度、空調機の蒸発温度下限、凝縮温度上限等が考えられる。

評価関数

最適化計算を行うには、最適化の対象となる評価関数が必要である。評価関数としては、利得、あるいは損失を定量化したものが用いられる。空調システムの最適化の場合、快適な空気環境の創造という点では、利得（作業の能率等）を最大化するような制御というものも可能かもしれないが、他の工業プラントにおけるプロセス制御などと違い、室内環境の保持は、むしろ制約条件であり、そのための損失（消費されるエネルギー等）を最小限に抑えるという側面も強い。

そこで、空調システムの最適化における評価関数としては、

1. 積算消費エネルギーの最小化
2. ピーク電力の最小化
3. コストの最小化
4. システムが排出する熱量、炭酸ガス等の最小化

などが考えられる。後述する例題では、1~3を取り上げ、また、竣工後の、ある期間におけるエネルギー、あるいはランニングコストのみを考える。

これらの評価関数を計算するために、まず、各機器（モデルにおける要素）で消費されるエネルギーを評価する。このエネルギーは、機器の定格消費エネルギー、入力特性、部分負荷運転状態、またその特性等によって変化する。

コストの評価では、時間帯別、種別（電気、ガス等）のエネルギー単価と上で求められたエネルギー消費量から推定する。

7.2.6 最適化問題としての定式化

前述したように、ここではDP[66, 67]を用いて最適化計算を行う。この手法の特徴は以下のとおりである。

- 多段決定過程に対して効率的である。
- 最適レギュレータのように評価関数が2次形式でなくても良く、また、ある時間区間の最大値、といった評価関数が容易に表現できる。
- 制御対象が非線形であってもかまわない。
- 制約条件が多いと逆に計算効率が向上する。
- モンテカルロ法等の近似解法とは異なり、大域的最適解が得られる。
- 状態変数の数、それぞれの状態変数の取りうる離散値の数が増えると計算量が爆発的に増加する。
- 状態量、操作量、時間推移が連続的である問題に適用する場合、離散化メッシュの設定を適切に行わないと、得られた解に誤差が生じ、また、メッシュ範囲が狭すぎるときなど、大域的最適解が得られない場合もある。

最適化の対象となっているシステムは動的であることから、まず、7.2.1項で述べたような状態変数の推移を線形微分（差分）方程式で表し、これに2次形式の評価関数を適用するという方法が室温（蓄熱）制御に対する研究でもみられる[68, 69]。

線形の状態方程式でシステムを記述し、2次形式規範を用いるのは計算の効率化にとっては好ましいことであるが、2次形式規範は、入力を過度に大きくしない範囲で状態量（室温等）をなるべく一定に保つ、という安定化のための評価基準であり、消費エネルギーの最小化といった、明確な評価関数を設定することは通常不可能である。また、この評価関数では、ピークエネルギーの最小化といった評価関数に対応することも困難である。

これに対して、ここで採用するDPは、モデルの形式に対する制約も少なく、評価関数の設定について自由度が高いという特徴を持つ。ただし、DPでは、状態変数の次数、状態変数の取りうる値の数が増大するに従って計算負荷が爆発的に増大し、大規模な最適化計算には不向きである。

ここでは、評価関数の明確な意味づけ、モデルの非簡易化を優先し、DPを採用することとしたが、実用化のためには別の手法も検討する必要がある。

ダイナミックプログラミング (DP)

ステップ $t=0$ からステップ $t=N$ までの状態 $x_{st}(t)$ を考える。取りうる状態は予め設定されているものとする。状態 $x_{st}(t)$ に対して、操作（決定） $u(t+1)$ を施すこ

とによって、状態は $x_{st}(t+1)$ に推移する。

$$x_{st}(t+1) = f_{1,t+1}(x_{st}(t), u(t+1)) \quad (7.37)$$

操作の系列, $u(1), u(2), \dots, u(N)$ は政策と呼ばれ, 時刻 $t = 0$ における初期状態 $x_{st}(0)$ に対して政策を適用し, その結果最終ステップの, ある状態に到達できる (設定された各ステップの状態を逸脱しない) 場合, その政策は実行可能であるという。

ある初期状態に適用されたそれぞれの政策に対応してそれぞれの評価関数が定義される。実行可能な政策のうち, 評価関数が最小 (あるいは最大) になるものを最適とする。

DP では, 次の最適性の原理と呼ばれるものを考え, これが成り立つような多段最適化問題に対してその解法を与える。

最適性の原理 [67]

最適政策は, 初期の状態と最初の決定 (操作) が何であっても, 残った決定は最初の決定から生じた状態に関して最適政策を構成していなければならないという性質を持っている。

初期ステップを $t = 0$, 最終ステップを $t = N$ とするとき, この最適政策のうち, $u(2), u(3), \dots, u(N)$ は, 初期ステップを $t = 1$, 初期状態を,

$$x_{st}(1) = f_{1,1}(x_{st}(0), u(1)) \quad (7.38)$$

とした新たな最適化問題に対しても最適政策を与えるというものであり, 逆にこうなるような状態表現を行わなければならない。

すなわち, 1つの状態 $x_{st}(1)$ を初期状態とするような最適化問題を考えているときに, この初期状態に推移するような1ステップ前の状態・操作の組が複数あった場合, どの組から現在の初期状態が生じたとしても $t = 1$ 以降の最適化問題には影響を与えないものとして表現されていなければならない。

また, この原理は再帰的に適用すれば, ステップ $t = 1$ を初期ステップとした場合だけでなく, 他のステップを初期ステップとした場合にも同じことがあてはまる。

いま, ステップ t を初期ステップ, ステップ N を最終ステップとし, この区間の評価関数の最適値を, その初期状態の関数として, $f_{opt}(x_{st}(t), t, N)$ と表わすことにする。また, この値は, 各ステップの状態推移に伴う損失 C の和の最小値として表現されるものとする。すなわち,

$$f_{opt}(x_{st}(t), t, N) = \min_{(u(t+1), \dots, u(N))} \sum_{k=t+1}^N C_k(x_{st}(k-1), u(k)) \quad (7.39)$$

と記述されるものとする。前述した最適性の原理が成り立ち, ステップ t における全ての状態に対して, $f_{opt}(x_{st}(t), t, N)$ が分かっているときには, 次のようにして $f_{opt}(x_{st}(t-1), t-1, N)$ が求まる。

$$\begin{aligned} f_{opt}(x_{st}(t-1), t-1, N) &= \min_{(u(t))} (C_t(x_{st}(t-1), u(t)) + f_{opt}(x_{st}(t), t, N)) \\ &= \min_{(u(t))} (C_t(x_{st}(t-1), u(t)) \\ &\quad + f_{opt}(f_{1,t}(x_{st}(t-1), u(t)), t, N)) \end{aligned} \quad (7.40)$$

ここで, $u(t)$ に関する最小化は, 全ての可能な操作に対してテストすることによって得られる。

式 7.40 は, DP における関数方程式と呼ばれるもので, ステップ $t = N$ の評価関数値を $f_{opt}(x_{st}(N), N, N)$ (最終ステップの状態のみに依存する) とすると, $t = N, N-1, \dots, 1$ の全ての状態に対して, 式 7.40 を適用することによって, それぞれの状態に対する $f_{opt}(x_{st}(t), t, N)$, ($t = 0, \dots, N-1$) と, その状態における最適な操作が計算される。

現在ステップ $t = 0$ の実際の状態が分かっているときには, 既に求められた, その状態に対する最適な操作を用いて次ステップの状態を求め, この操作を N ステップまで繰り返すことによって, 現ステップを初期状態とする最適政策と, そのときの状態推移を計算することができる。これを前進計算と呼ぶことにする。

ピークカットの表現

また, 評価基準が, 式 7.39 のように各ステップの損失の和でなく, 最大値の最小化となっている場合, すなわち,

$$f_{opt}(x_{st}(t), t, N) = \min_{(u(t+1), \dots, u(N))} \max(C_{t+1}(x_{st}(t), u(t+1)), \dots, C_N(x_{st}(N-1), u(N))) \quad (7.41)$$

の場合, 式 7.40 の代わりに,

$$\begin{aligned} f_{opt}(x_{st}(t-1), t-1, N) &= \min_{(u(t))} \max(C_t(x_{st}(t-1), u(t)), f_{opt}(f_{1,t}(x_{st}(t-1), u(t)), t, N)) \end{aligned} \quad (7.42)$$

を関数方程式とすればよい。

状態, 操作が連続量の場合

DPの計算は, 離散的な状態点と離散的な操作について行う。従って, 状態量, あるいは操作が連続量の場合は離散化する。あるステップの状態量 $\mathbf{x}_{st}(t)$ の第 i 成分, $x_i(t)$ の取りうる値の範囲を $[x_{i,\min}(t), x_{i,\max}(t)]$ とし, これを R 等分することによって, 次の値

$$x_i(t) = x_{i,\min}(t), x_{i,\min}(t) + \delta, x_{i,\min}(t) + 2\delta, \dots, x_{i,\min}(t) + R\delta = x_{i,\max} \quad (7.43)$$

をとる離散点が得られる。状態変数 \mathbf{x}_{st} の次元が多次元の場合には, 1つの状態が, 状態ベクトルの次元と同じ次数を持った空間に張られた格子点の1つとして表されることになる。

式7.40, あるいは式7.42における $f_{opt}(\mathbf{x}_{st}(t-1), t-1, N)$ の計算は, この有限格子点についてのみ行う。そのときの操作 \mathbf{u} が連続量である場合にも同様に離散化して計算を行う。

ただし, 式7.40, 7.42の右辺の計算で, 状態の推移先,

$$\mathbf{x}_{st}(t) = f_{1,t}(\mathbf{x}_{st}(t-1), \mathbf{u}(t)) \quad (7.44)$$

が一般には格子点上にはおられない。そこで, この $\mathbf{x}_{st}(t)$ における $f_{opt}(\mathbf{x}_{st}(t), t, N)$ の値は, その近辺の格子点における f_{opt} を用いて内挿によって近似する。

例えば, 状態変数が2次元で, その値が,

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T \quad (7.45)$$

のときは, x_1, x_2 をそれぞれ挟むような格子点, $x_{1,a}, x_{1,b}, x_{2,a}, x_{2,b}$ を選択する(図7.5参照)。ここで,

$$x_1 = (1-r_1)x_{1,a} + r_1x_{1,b} \quad (0 \leq r_1 \leq 1) \quad (7.46)$$

$$x_2 = (1-r_2)x_{2,a} + r_2x_{2,b} \quad (0 \leq r_2 \leq 1) \quad (7.47)$$

とする。そして, $x_{1,a}, x_{1,b}$ に対する重みを,

$$W_{1,a} = 1 - r_1 \quad (7.48)$$

$$W_{1,b} = r_1 \quad (7.49)$$

$x_{2,a}, x_{2,b}$ に対する重みを,

$$W_{2,a} = 1 - r_2 \quad (7.50)$$

$$W_{2,b} = r_2 \quad (7.51)$$

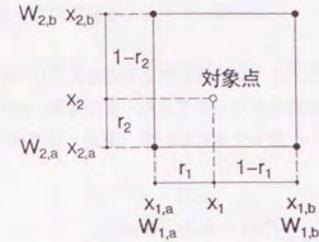


図 7.5: 内挿重み

とする。

点 \mathbf{x} における $f_{opt}(\mathbf{x})$ の値は, 隣接する 2×2 の格子点, $\mathbf{x}_{aa} = (x_{1,a}, x_{2,a})$, $\mathbf{x}_{ba} = (x_{1,b}, x_{2,a})$, $\mathbf{x}_{ab} = (x_{1,a}, x_{2,b})$, $\mathbf{x}_{bb} = (x_{1,b}, x_{2,b})$ における $f_{opt}(\mathbf{x}_{aa}) \sim f_{opt}(\mathbf{x}_{bb})$ の重みづけ平均として,

$$f_{opt}(\mathbf{x}) = W_{1,a}W_{2,a}f_{opt}(\mathbf{x}_{aa}) \quad (7.52)$$

$$+ W_{1,b}W_{2,a}f_{opt}(\mathbf{x}_{ba}) \quad (7.53)$$

$$+ W_{1,a}W_{2,b}f_{opt}(\mathbf{x}_{ab}) \quad (7.54)$$

$$+ W_{1,b}W_{2,b}f_{opt}(\mathbf{x}_{bb}) \quad (7.55)$$

によって求める。

これは, 関数方程式を解き終わった後の前進計算における, 最適操作の選択にも用いられる。ある初期状態に対する最適政策を計算していく段階で, あるステップの状態 $\mathbf{x}(t)$ が設定した格子点上にないとき, その状態に隣接する格子点に対する最適操作, $u_{opt}(\mathbf{x}_{aa}) \sim u_{opt}(\mathbf{x}_{bb})$ の重みづけ平均として,

$$u_{opt}(\mathbf{x}) = W_{1,a}W_{2,a}u_{opt}(\mathbf{x}_{aa}) \quad (7.56)$$

$$+ W_{1,b}W_{2,a}u_{opt}(\mathbf{x}_{ba}) \quad (7.57)$$

$$+ W_{1,a}W_{2,b}u_{opt}(\mathbf{x}_{ab}) \quad (7.58)$$

$$+ W_{1,b}W_{2,b}u_{opt}(\mathbf{x}_{bb}) \quad (7.59)$$

によって格子点上にない点に対する最適操作を計算する。

室温制御に対する DP の適用

7.2.1項で述べた室-パッケージ空調機モデルによる室温制御の最適化に DP を適用する方法について述べる。

まず、最適性の原理を満たすような状態空間表現の与え方について、状態変数は考えているシステムに動的な影響を持つものであり、室の蓄熱に関与する量全てを状態変数に取らなければならない。室モデルにおいて、室温、室温度による時刻 t の蓄熱負荷 $Q_s^s(t)$, $Q_i^s(t)$ は、

$$Q_s^s(t) = H_4(z^{-1})\theta_R(t) \tag{7.60}$$

$$Q_i^s(t) = H_5(z^{-1})x_R(t) \tag{7.61}$$

によって表される。ここで例えば、

$$H_4(z^{-1}) = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}} \tag{7.62}$$

の場合、式 7.60は、

$$Q_s^s(t) = -a_1 Q_s^s(t-1) - a_2 Q_s^s(t-2) + b_0 \theta_R(t) + b_1 \theta_R(t-1) + b_2 \theta_R(t-2) \tag{7.63}$$

となる。そこで、時刻 t の顕熱の状態を解くのに、2ステップ前までの Q_s^s と 2ステップ前までの θ_R の計 4つの状態変数が必要になる。このように、式 7.60, 7.61 のパルス伝達関数の分母、分子の次数が m, n のとき、 $m+n$ 個の状態変数が生ずる。

そこで、時刻 t の状態ベクトル $x_{st}(t)$ は、式 7.63 で時刻を 1ステップずつずらした、 $Q_s^s(t)$, $Q_s^s(t-1)$, $\theta_R(t)$, $\theta_R(t-1)$ をその要素とすればよい。式 7.63 が正しいモデルならば、時刻 t の状態 $x_{st}(t)$ には、時刻 $t-1$ 以前の室温変動の履歴が全て表現されており、従って前述の最適性の原理が成り立ち、DP を適用することができる。実際には、湿り冷却コイルの場合、室温の制御に室温度が関係するため、顕熱の状態変数のみでなく、潜熱の状態変数も加わる。

また、操作変数には、空調機の負荷率 u_{AC} ($-1 \sim 1$, 冷房を正とする) をとる。

そして、時刻 t のある状態 ($x_{st}(t)$ のある値) に対して、時刻 $t+1$ の操作変数 $u_{AC}(t+1)$ を作用させたときに、状態変数の推移先 $x_{st}(t+1)$ を、前節で述べたシステムモデルの方程式を解くことによって求める。

操作変数の種類、範囲、状態変数、格子点、状態推移式、計算時間ステップ数、初期状態が設定されると、DP の手順に従って、各時刻における最適な操作変数、及びそれに伴う状態の推移状態、最適な評価関数が計算される。

7.3 建物の熱容量を考慮した空調運転制御

7.3.1 計算の設定

前節で挙げた室と空気熱源ヒートポンプパッケージ空調機を組み合わせた場合について考える。

【室】

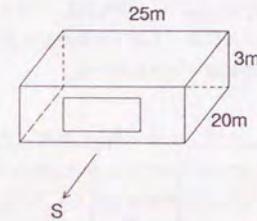


図 7.6: 室モデル

床面積	500m ²
外壁(東西南北)	普通コンクリート 150mm, 発泡ポリスチレン 50mm (内断熱)
内壁(床, 天井)	普通コンクリート 150mm
窓ガラス	吸熱ガラス 8mm (ブラインドなし, 南面のみ)
窓面積比(南面)	1/3
隙間風	0.3 回/h (固定)
照明・機器発熱	40W/m ² (9~18時, 12時は 30W/m ²)
設定室温	25~27℃ (夏期, 9~18時), 22~25℃ (冬期, 9~18時)
室温度	成りゆき(夏期), 40%を下回るときは 40%まで加湿(冬期)

日射は南面のみ当たるものとする。

モデル式は、式 3.52, 3.53 に示したとおりであるが、このモデル中のパラメータは、HASP/ACLD/8501 で計算した室全熱除去熱量を実測値とみなし、これに最小 2乗法を適用することによって推定した (WRLS, $\rho = 1.0$)。また、モデル中、各サブシステムのパルス伝達関数の次数は以下のとおりである。

	外気温	日射	内部発熱	外気湿度	室温	室温度
分子	1	1	1	0	2	1
分母	1	1	1	0	2	0

HASP における実測データの作成は、東京の標準気象データを用いて 1年間にわたって行う。このとき、空調時間を 8~18時として、間欠空調を行うものとする。こ

これは、蓄熱応答パラメータの同定を容易にするためである。また、すきま風については、換気回数法（0.3回/h）で、室内外圧力差に関係なく一定とした。

図7.7に、HASPによる計算値と、同定されたパラメータを持つ室モデルによる計算結果の比較を示す。潜熱の室除去熱量計算値において、立ち上がり後の誤差が大きくなっているが、これを解消するためには、潜熱蓄熱に関する状態変数の次数を増やさなければならず、最適化計算の負荷が増大する。通常の事務所における空調では、室温制御が主な制御対象となること、また、潜熱負荷計算においては、HASP自体がもともと大幅な簡易計算になっていること、等を考え、これ以上HASPの計算結果に近づけることはせず、このモデルによって以下の最適化計算を行う。

また、計算には、東京の標準気象データを用いる。

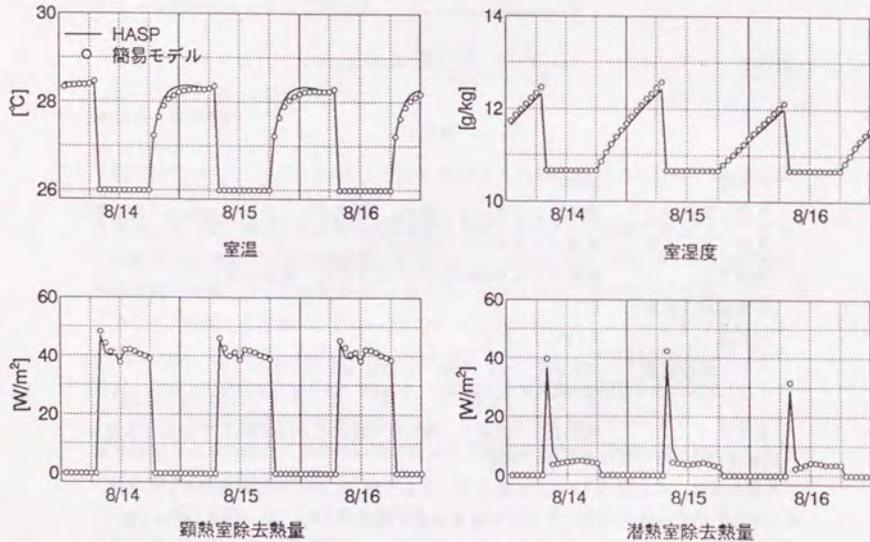


図 7.7: HASP 計算値と簡易モデルの計算値

【空調機】

形式	ダクト型空気熱源ヒートポンプパッケージ
能力	冷房時, 57kW 暖房時, 63kW
風量	8,900 m ³ /h (一定)
定格出力	圧縮機, 17kW 送風ファン, 5.5kW (一定) 室外機ファン, 1kW (一定)
コイルバイパスファクタ	0.2
蒸発温度下限	5℃
凝縮温度上限	45℃

ここで、電動機の入力は電動機の効率を0.88と仮定して、(定格出力)/0.88によって求める。また、9~18時の間は外気を2,000m³/hで定風量で導入する。排気ファンは別途設置されているものとし、この所要電力は考えない。ダクト熱損失、風量リークは無視する。ファンの発熱は、発熱比率を0.84とし、(ファン入力)×0.84に相当する熱量をコイル出口空気と与え、出口温度を上昇させる。

また、能力、入力特性、部分負荷特性を図7.8、7.9に示す。部分負荷特性において、負荷率が0.1以下では、圧縮機動力の入力比を原点に向かって直線的に減少させるようにしている。また、ファンは、定格運転とみなすことにするが、非在室時間帯において、負荷率が0.1以下となった場合には、やはり、入力比も減衰させるようにする。

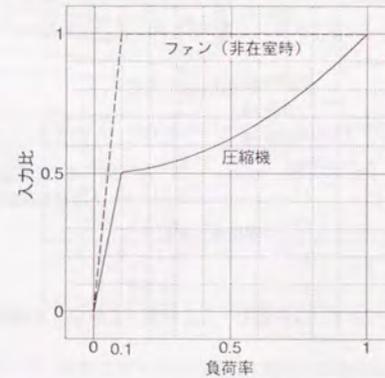


図 7.8: 圧縮機、ファンの部分負荷特性

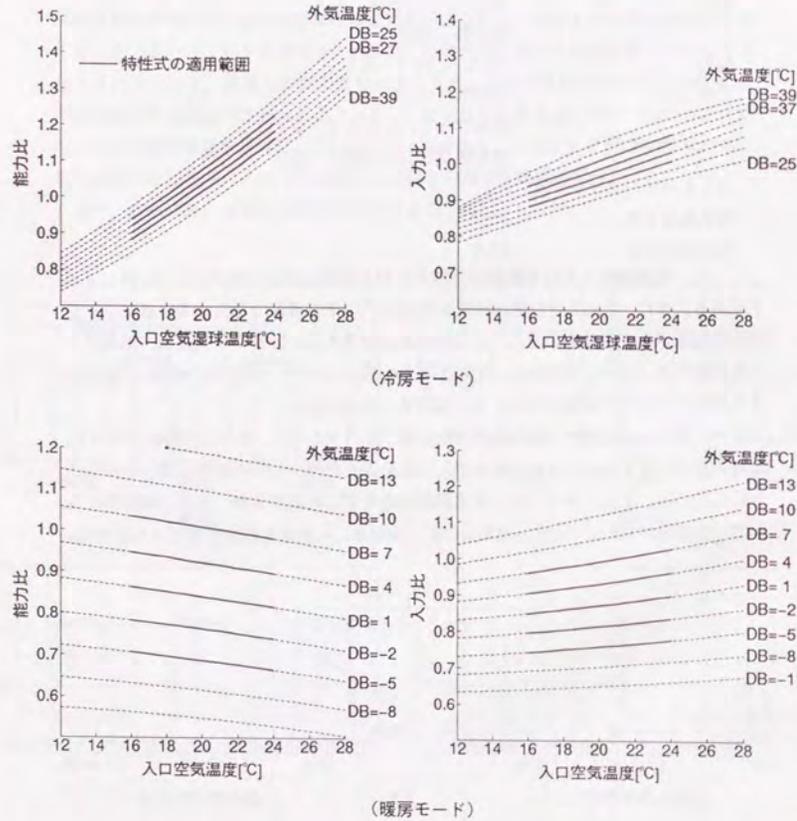


図 7.9: パッケージエアコンの能力・入力特性 (文献 [65] を参照した)

ここでは、DP の計算において、連続量である状態・操作を離散化しているが、その前進計算において、あるステップの状態が、設定した離散格子点以外にある場合、その状態に対する最適操作を、式 7.59 によって内挿計算しているため、操作量を、 u_{AC} (負荷率) = 0, 0.1, ..., 1 というふうに離散化したとしても、最適操作量が、例えば、0.01 というように極めて小さな値をとることがある。

負荷率が 0 のときだけ入力比を非連続的に 0 にすると、このような極めて小さな値の操作量に対して大きな入力エネルギーを与えることになってしまう。そこで、図 7.8, 7.9 に示すように、連続的に入力比が変化するように近似化している。

圧縮機的能力・入力特性は、文献 [65] によっているが、JIS 条件 (夏期: 外気温 35 °C, 入口空気湿球温度約 19.5 °C, 冬期: 外気温 7 °C, 入口空気温度 21 °C) に対する入力比が冷房モードで 0.84, 暖房モードで 0.81 と、1.0 になっていないので、それぞれの入力特性曲線を 1/0.84 倍, 1/0.81 倍することによって JIS 条件に対しては入力比が 1.0 となるように修正する。

空調機の蒸発温度、凝縮温度 θ_{EC} は、収束時の空調コイル出入口温度とバイパスファクタから、

$$\theta_{EC} = \theta_{AC4} = \frac{1}{1 - BF} (\theta_{AC3} - BF\theta_{AC1}) \quad (7.64)$$

によって推定する (図 7.1 参照)。

【電気料金】

電気料金については、現行の電気料金体系を参考にして、蓄熱調整契約が躯体蓄熱にも適用されるものと仮定して、表 7.4 のように設定する。

表 7.4: 電気料金の設定

季節	時間帯	電気代単価 [円/kWh]
8 月	22~7 時	4
	13~15 時	34
	その他	17
2 月	22~7 時	4
	その他	17

ここで、「13 時」は、計算ステップ上の時刻であり、離散時間間隔を 1 時間にとっているため、「13~15 時」は 3 ステップ分、すなわち、3 時間の間ピーク時間帯料金が適用されるものとする。なお、本来のピーク時間調整契約は、契約電力からの調整電力に応じて受けられる割引制度であるが、調整電力の算出に、その月の調整時間中の最

大電力を用いるようになっていて定式化を行うには複雑である。ここでは、便宜的に、昼間の通常時間帯の2倍の単価になるものと仮定することにし、逆に割り増しするものとする。

【制約条件】

制約条件は、以下の2つである。

1. 設定室温範囲（夏期 25℃～27℃，冬期 22℃～25℃，ただし9～18時のみ）
2. 蒸発温度下限（5℃），凝縮温度上限（45℃）

ただし、2.は、式7.64によって近似的に求める。

【評価関数】

対象とする時間は、現在（22時）から翌日18時までであり、評価関数は、空調に要するエネルギーに関する次の項目である。

1. 積算消費エネルギー
2. ピークエネルギー
3. 積算コスト

ある時刻の消費エネルギーは、パッケージ型空調機の、圧縮機動力、送風機ファン動力、室外機ファン動力の和として与える。その他の補機、排気ファンは考えない。

7.3.2 計算結果

格子点の設定

図7.10には、状態量と操作量を離散化するときのメッシュ格子点と、積算消費エネルギーを最小化させるような最適化計算を行った場合の室温、負荷率の軌跡を示す。メッシュを最初から広い範囲にわたって、かつ細かく切れる場合には、1回の最適化計算で十分であるが、ここでの状態変数の次数は5とかなり高いので、記憶容量、計算時間の点からかなりの計算負荷となり、限られた格子点を用いざるを得ない。そこで、ここに示すように、メッシュを最初は粗く設定し、その結果から、次に最適解の周辺でメッシュを細かく設定し直すという方法をとった。

また、図7.11には、積算消費エネルギーを最小化させた場合の空調機周りの室温を、外気温湿度、室温湿度とともに示す。

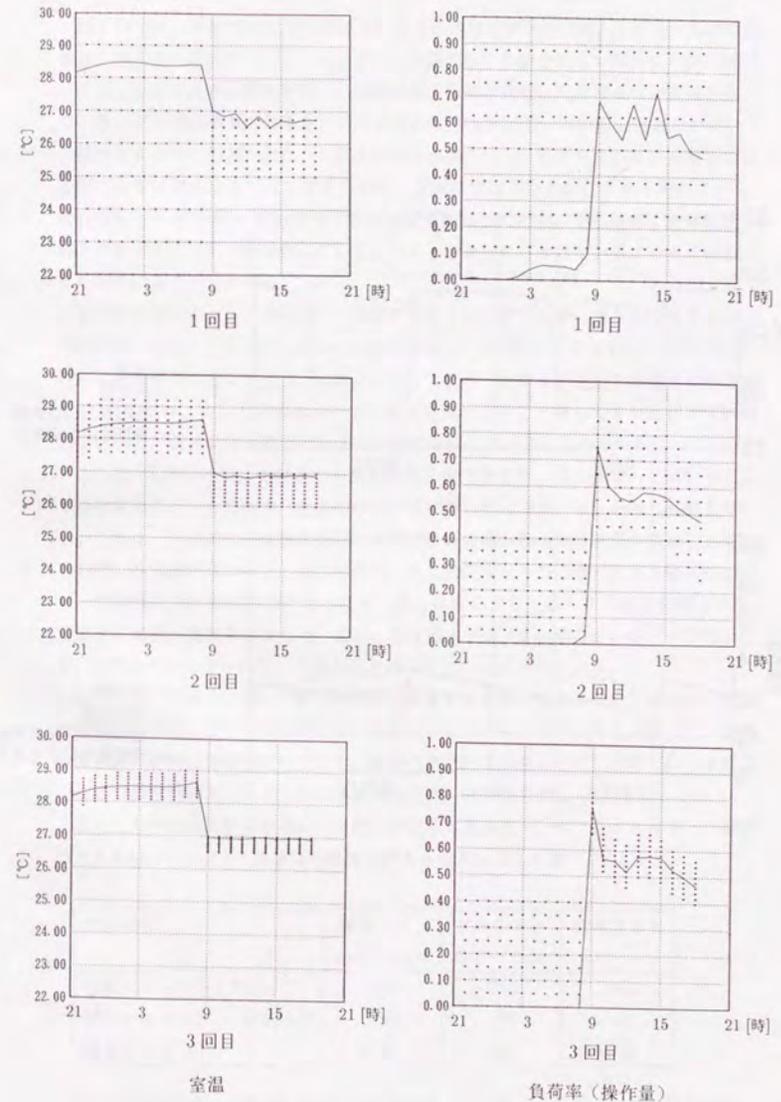


図 7.10: メッシュの分割 (8/15)

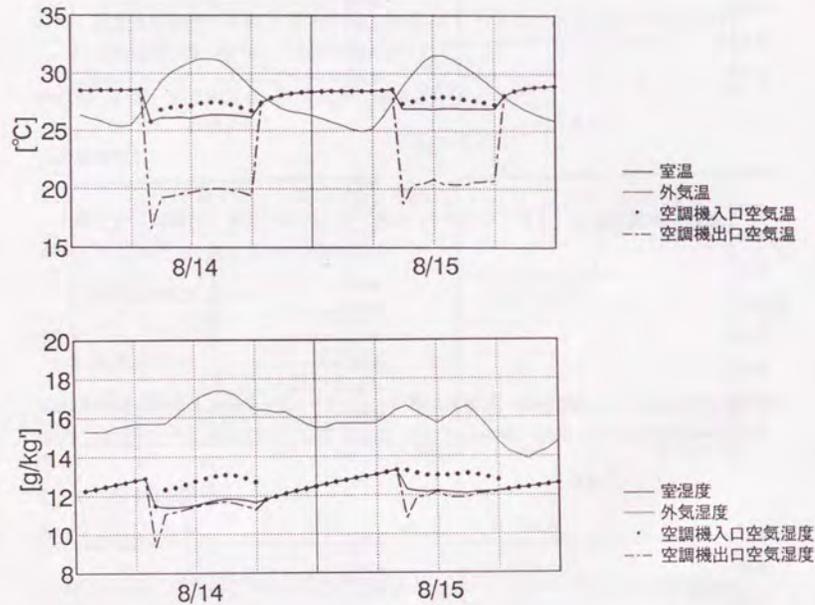


図 7.11: システム各部の温湿度変動例

各評価関数に対する最適運転

図 7.12には、各評価関数を最適にした場合の、負荷率（操作量）、室温、装置除去熱量、全入力エネルギー、コストを示す。室温の図で斜線を施した部分は、在室時間帯の設定温度の許容範囲外を示し、室温変動の軌跡が通過してはならない領域を表している。どの評価関数の場合も、この室温の制約条件が効いていることがわかる。

積算エネルギーの最小化は、4段目の入力エネルギーの積算を最小化するものであるが、在室時間直前までは空調を行わず、室温の制約条件が存在する9時において、制約条件ぎりぎりの27℃になるように空調を開始している。その後も、設定温度上限を維持するように空調を行っている。つまり、通常に行われているような運転方法になっていることがわかる。

ピークエネルギーの最小化は、4段目の入力エネルギーの最大値を最小化するものであるが、初期ステップから直ちに空調を開始し、在室開始の9時を除いた時刻では、どれも同程度の入力となるような操作になっている（離散化誤差のため若干の相違はある）。室温は、在室時間前において、設定温度以下まで下降しており、在室開始時刻において、設定温度下限となるように空調を弱めていることがわかる。

ここで、9時以外の入力はどれも同じ程度の値であるが、除去熱量、あるいはここで操作変数にとった負荷率（全能力に対する実際の能力の比）は、かなり変動している。これは、空調機の圧縮機の能力・入力特性による。ここでは空気を熱源としているので、外気温が高いほど、能力が落ち、また定格時の入力は増大する（図 7.9）。また、空調機入口の湿球温度によってもこれらは変化する。従って、入力が同じでも、装置除去熱量、負荷率は異なり、逆に、装置除去熱量（2次側負荷）のピーク最小化が、1次側エネルギーのピーク最小化と同一ではないことがわかる。

積算コストの最小化は、5段目のコストの積算値を最小化するものであるが、電気代単価が時間帯によって異なるため、積算エネルギー最小化の場合とは異なり、在室時間前に一時的に運転を行っており、昼間の電気料金が適用される8時では、まだ在室時間ではないので、ファンを回す必要もなく、空調機を停止している。

それぞれの評価関数を最適化した場合の積算エネルギー、ピークエネルギー、積算コストを以下に示す。

評価項目	積算エネ ルギー min.	ピークエネ ルギー min.	積算コスト min.
積算エネルギー [Wh/m ²]	400	743	498
ピークエネルギー [Wh/m ²]	45	36	45
積算コスト [円]	4431	4901	4333

ピークエネルギーの最小化を図った場合には、ピークエネルギーが他の場合に比べ

て改善されていることは確かであるが、積算エネルギー、積算コストとも、大幅に増大しており、あまり実的な運転とはなっていない。

ただし、装置除去熱量のピークは、は図7.12からわかるように、大幅に改善されており、このような制御を前提として空調機の容量を小さく設計した場合には、搬送動力の低減、インシヤルコストの削減といったメリットも生じるため、設計段階において、制御方策まで考慮することは意味のあることであると考えられる。

積算コストの最小化では、積算エネルギーを最小化した場合（結果的に通常の運転方法）に比べて、コストで2%程度の改善にとどまっているが、積算エネルギーでは、25%程度の増大をもたらしている。また、ピークエネルギーでは、両者にほとんど差は出なかった。しかし、図7.12から、日中のピークカットには寄与しており、特に、除去熱量に顕著な効果が認められる。ここで考えたケースでは、部分負荷効率の悪い熱源を考え、また、ファンは定風量としたが、より部分負荷特性の良いシステムの場合には、ここでのコスト最小化制御のように、在室時間前に蓄熱運転を行うことによって、日中の消費エネルギーピークカットにも効果をもたらす可能性がある。

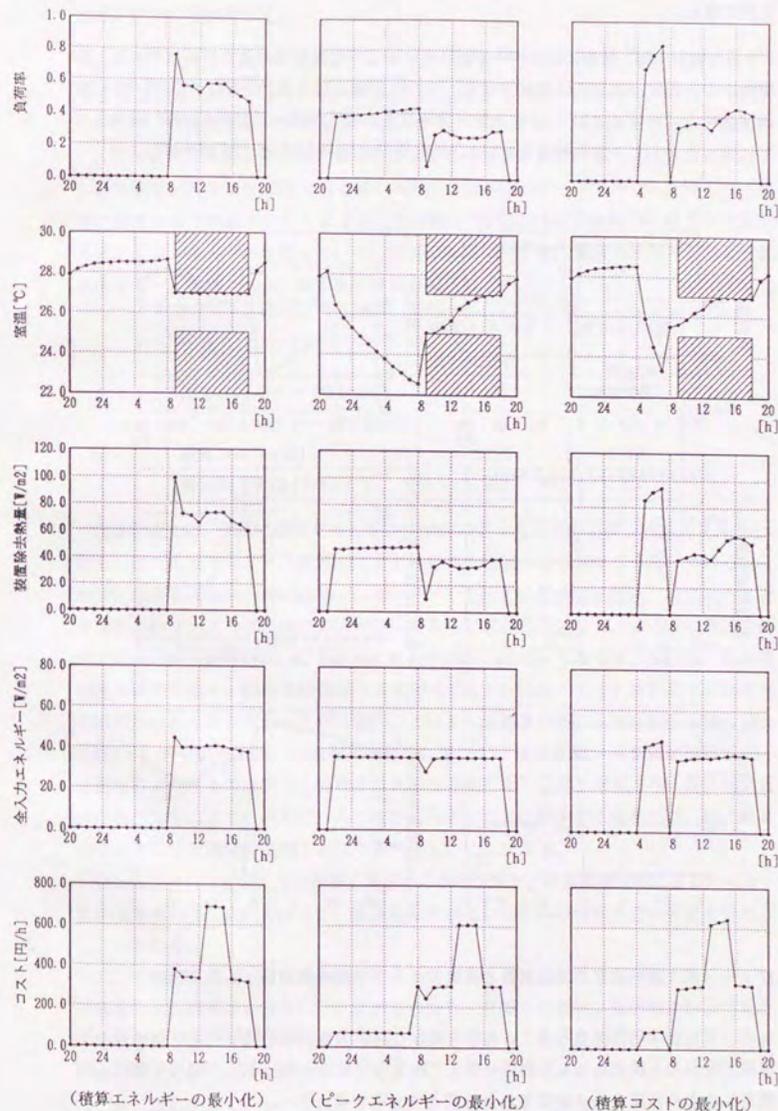


図 7.12: 各評価関数に対する最適制御 (8/15)

2月の場合

8月の検討では、積算エネルギーを最小化するような運転は、通常行われている、在室時間のみ設定温度範囲に到達させる、という制御になった。2月において、同じ評価関数をとった場合を図7.13に示す(図中黒丸の点)。また、蓄熱負荷は、外気を0℃に保ったとして、室内側温度を励振させたときに室へ流入する熱量である。

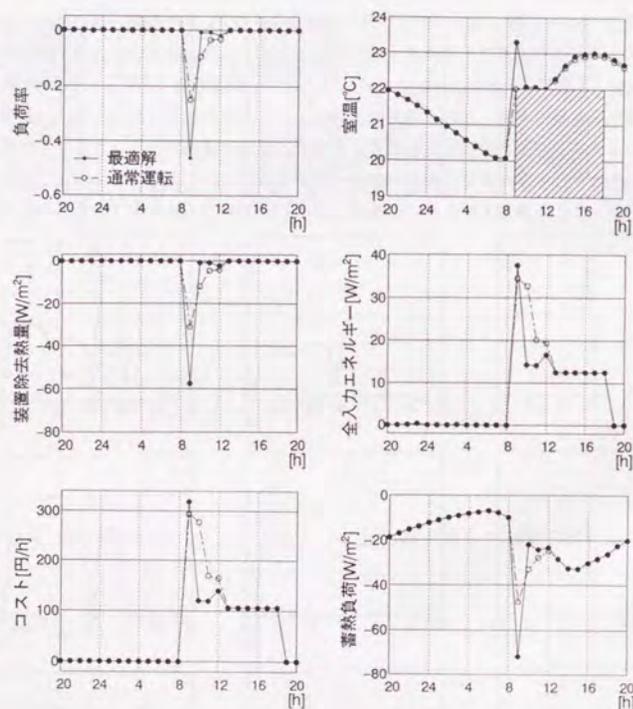


図 7.13: 通常の運転制御と積算エネルギー最小化制御 (2月28日)

ここで、室温の軌跡をみると、8月の場合とは異なり、在室開始時刻において、室温設定範囲の下限よりも1℃強高い値まで暖房を行っている。また、12時以降は、内部発熱のため空調を停止して無負荷状態となっている。

このような制御と比較するため、次のような制御(これを通常の制御と呼ぶことに

する)について検討する。

- 8時までは、上記の最適制御と同じ負荷率(ほとんど0)を与える。
- 9時では、設定温度下限の22℃を与える。
- 10時～12時では、最適制御と同じ室温を与える。
- 13時以降は最適制御と同じ負荷率(ほとんど0)を与える。

この結果が図中白丸で表したものであり、入力エネルギーでみると、9時では、通常の制御のほうが若干少なくなるが、その後12時までは通常の制御のほうがかなり大きな入力エネルギーとなっている。両者の制御に対する、積算エネルギー、ピークエネルギー、積算コスト、積算除去熱量を以下に示す。

	積算エネルギー 最小化制御	通常の制御
積算エネルギー [Wh/m ²]	157	181
ピークエネルギー [Wh/m ²]	38	35
積算コスト [円]	1337	1545
積算除去熱量 [Wh/m ²]	-62	-52

除去熱量では、通常の制御のほうが絶対値が小さくなっているが、積算エネルギー、あるいはコストでみると、積算エネルギー最小化制御のほうが小さくなっている。これは、部分負荷特性が悪いためで、1時間だけで必要な熱供給を行い、後はほとんど空調を行わないような制御が有効になったものと思われる。なお、ここでの最適化制御では10時～12時においても完全に負荷率が0とはなっておらず、これは、圧縮機の部分負荷特性を、極小負荷領域(負荷率0.1以下)において、直線的に0に向かって減衰させたためと思われるが、逆に、このような処理を施さない特性を持つ場合には、10時～12時において負荷率を完全に0とし、室温変動の最低値が設定温度下限となるように9時の暖房を調節するという方法が考えられるであろう。逆に部分負荷効率が非常によく、例えば、入力比が負荷率に完全に比例する場合には、除去熱量が少なくなる「通常の制御」のほうが好ましいことになる。

以上のように、どのような制御方策をとるかは、まず、評価関数を何にとるかによってかなり異なり、更にそれらが、外界気象条件、システムの特性などの影響を受けることがわかる。

ここで検討したような、動的要素をもつ空調システムに対して、消費エネルギー等の具体的な評価基準を設定し、システムの特性、気象との関係、他の簡易制御方法との比較を行うという研究は端緒についたばかりであり、特に最適制御を前提とした設計論に関する研究には未解決な部分も多く、この方面の今後の研究のためにも、実システムに対応がよく、かつ大規模なシステムにも適用可能なモデルと、最適化手法の更なる改良が必要である。

7.4 まとめ

この章では、空調負荷予測手法の適用として、特に建物熱容量を考慮した空調運転制御スケジュールの決定の問題を挙げ、空調システムのモデル化、最適化問題としての定式化、最適解の求め方について述べるとともに、計算モデルを設定してシミュレーションによる検討を行った。

空調システムのモデル化では、種々の機器の組み合わせに対応できる汎用的な手法が望ましいが、ここでは、要素機器ごとに線形化方程式をたて、これをシステム全体にわたって連立する方法をとった。また、複雑なシステムをモデル化する際に、連立方程式が巨大化するのを防ぐため、要素機器の集合をユニット化し、新たに1つの要素機器とする方法を示した。

シミュレーションによる検討では、在室時間の設定温湿度範囲を制約条件として設定し、空調エネルギーに関して、

1. 積算エネルギー最小化
2. ピークエネルギー最小化
3. 積算コスト最小化

の3つの評価基準を最適化するような、空調運転スケジュールの決定を行い、最適化手法の適用性を確認した。各評価関数を最適化する制御方法はかなり異なったものとなり、また、システムの特長によりそれらが変化することを確認した。

これらの状況に対し、個々の建物において制御方を適切に決定するためには、対象システムの特長(室の熱特性を含む)を正しく把握した上で、さらに簡易な最適化手法を開発することが必要である。このことは、蓄熱槽等、他の動的要素と複合した場合には特に重要である。

第8章

総括

本論文は、空調制御しようとしている対象の中に、蓄熱槽などの、大きな時間遅れの効果を持つ要素が存在しているときに必要となる空調負荷予測手法の開発と、そのシステム制御への適用手法について述べたものである。

ここでは、本研究を通して得られた結果についての総括と、今後の課題について述べる。

第2章では、負荷に影響を及ぼす変動要因の影響度を、事務所ビルにおける実測データの解析とシミュレーションにより検討した。

日積算負荷と外界気象との相関関係を実測データを用いて調べた結果、外気温、外気湿度との相関が非常に高いこと、また、日積算壁面日射量との相関の低いことが見いだされた。

また、熱負荷シミュレーションプログラムを用いて、熱負荷を、外気温、日射といった要因ごとの負荷に分類し、各要因の、負荷に対する影響度を定量的に検討した。その結果、外気温、外気湿度の影響は大きく、負荷の変動要因ともなっていること、また、長波放射による影響は、通常の事務所ビル中間階において、床全体の負荷を考える場合には、かなり小さなものとなる可能性が高いことが明らかになった。

第3章では、予測用の建物負荷モデルを動的システムにより構成する方法を述べた。シミュレーション用のモデルと異なり、パラメータ推定の行いやすさを考慮する必要があり、既存の熱負荷シミュレーションプログラムを、部位ごとの負荷の総和という形ではなく、変動要因ごとの負荷の総和という、多入力1出力のシステムとして再構成した。

このモデルは、瞬時定常モデルから「HASP」と同程度の細かい負荷変動を説明しようとするモデルまで、多くの階層のモデルを包含し、これらは線形システムの次数の大小によって選択することができる。

第4章では、モデルパラメータの推定法について述べた。オンライン制御への適用を考え、計算負荷の小さい、逐次型最小2乗法を中心に、推定上の留意点について考

察するとともに、3章の負荷モデルを実測データにあてはめ、検討した。

次数の選択については、高い次数を選択するとあてはめ残差は減少したとしても、物理的に必ずしも妥当な結果とはならず、外気温項、日射項、室消費電力項については、瞬時定常と仮定してもそれほどモデルの悪化は見られなかった。ただし、室温項については、動的なサブシステムとする必要性が明らかになった。

パラメータの変動に追従できる方法として、指数重み付き逐次型最小2乗法を用いる場合には、どの程度過去を忘却するか、という忘却係数の選択が必要になるが、忘却係数が1(過去を忘却しない)では、パラメータの変動に追従できない。しかし、一方で、忘却係数を小さくしすぎた場合、パラメータの推定値は大きく変動し、極めて不安定な推定状態に陥った。また、モデルの良否の判断として、あてはめ残差のみに着目すると危険であり、適切な忘却係数の選択には、モデルの適用結果(ここでは負荷予測精度)から判断する必要がある。

また、実測値に異常値が混入している場合への対処として、残差が非常に大きな実測値に対して小さな重み付けをする方法を用いた結果、短期間の異常データに対しては効果的であるが、長期間の異常データについては、徐々に異常データに適応する結果が得られた。オンラインで得られる実測データの信頼性を常時監視することは、高精度予測のために不可欠である。

第5章では、外界気象条件を予測する手法について検討した。まず、気温、湿度、日射を連成した時系列モデルを構成し、つづいて気象庁から発表される天気予報を用いて日射量の予測を行う方法について検討した。また、時系列モデルによる気温、絶対湿度の予測値を、気象庁から発表される最高、最低気温予報と最小湿度予報を用いて修正する手法を提案した。この手法は、時系列モデルの予測精度と、量的予報の精度の関係を定量的に考慮し、適切な修正幅を決定するものである。

実測データによる検討の結果、夜間において、時系列モデルのみを使って翌日の予測を行っても、良好な精度は望めないこと、気象庁の量的予報を併用することによって、精度の改善がみられること、数時間先の短期的な予測については、過去に出された量的予報はほとんど無視され、時系列モデルの信頼性が相対的に高まる結果となった。

第6章では、気象要素以外の説明変数を予測する方法と、負荷モデルでモデル化されない残差成分を補正する方法について示し、3章で示したモデルと、5章で用いた気象予測手法を適用し、事務所ビルにおける実測データと気象庁の天気予報を用いて、予測計算を行い、精度の検討を行った。

その結果、外気温、外気湿度の予測誤差が負荷予測誤差に結びつくこと、指数重み付き最小2乗法を用いて同定を行うときの忘却係数の選定について、あてはめ残差が小さい忘却係数が必ずしも最適な負荷予測結果をもたらさないこと、また、検討を行っ

た対象ビルの場合予測誤差の年変動はあまり大きくなく、誤差の平均値に対する割合は、負荷の大きい夏期では小さくなるが、逆に負荷の小さな季節では大きな誤差率となること、等が明らかになった。

また、過去の負荷実績値のみを用いた簡易な予測方法と比較検討した。その結果、簡易な方法を用いた場合、平日については、翌日積算負荷の予測誤差でそれほど大きな悪化とはならなかったが、土曜日のように、室使用条件の変動が激しくなる場合には精度の悪化が大きくなった。

第7章では、前章までの負荷予測手法の、最適空調システム制御への適用として、特に建物の熱容量を考慮した空調運転制御を例にとり、まず、空調システムのモデル化手法について述べた。そこでは、種々の機器の組み合わせに対応できる汎用的な手法とすること、また、複雑なシステムをモデル化する際に、方程式が巨大化するのを防ぐことに留意した。

また、システムモデルを用いた最適化計算をDPを用いて行う手法について述べた。シミュレーションによる室温制御の最適化計算の結果、評価関数の取り方により、制御方法がかなり異なること、また、システム特性によりそれらに変化することを確認した。

本論文を通して得られた結果は以上の通りであるが、今後の研究課題として残された問題も多い。

実測データによる解析では、日射が負荷に及ぼす影響が微弱なものとなったが、ここで、検討の対象とした建物は東京の2つの事務所ビルにおけるものであり、シミュレーションの結果からは、対象としている床面積に対する窓面積、あるいは外皮面積の割合によっては、日射の影響度が増大することが確認されており、今後、さらに多様な建物における実測・解析が必要である。

負荷モデルのパラメータ推定では、通常の室使用状態で同定を行うことを前提としたため、すべてのパラメータについて、必ずしも熱的特性の量的把握を十分な精度で行うには至らなかった。また、これには、測定容易さを説明変数の選択の一つの基準にしたことも影響している。通常の事務所ビルにおいて、在室人員等も含めて、熱的諸要素を網羅的に、かつ正確に計測することは困難であるが、外皮の伝熱特性、室の蓄熱特性等は、竣工直後、あるいは、非在室時に、人為的な環境操作(空調機の発停等)、精密な測定(風量測定による室内側での負荷の推定等)、多様な項目の測定(各壁体ごとの壁面温度等)を行うことにより、同定を容易にすることは可能であり、これらなるべく簡易に行う方法の開発が望まれる。

負荷予測手法のシステム制御への適用では、システムモデルの実モデルへの対応度と、最適化手法との関係が問題であり、最適化手法に適合するようにモデル化を行う

と、システムモデルが実際の挙動に対応しなくなることがある。本研究では、実システムへの対応、評価関数の設定の自由度を優先し、制限の少ない最適手法としてDPを選んだが、そのために、計算負荷は大きく、実用化される段階ではない。実システムへの対応がよく、かつ簡易に計算が行えるモデル、及び最適手法の組み合わせについて更なる研究が必要である。

また、本論文で提示した予測手法を含めて、どのように精密な方法を用いても、程度の差こそあれ、負荷予測誤差、モデルの実対象への不適合、といった問題は避けられない。実際の制御においては、そのような不確定な状況下で、制御を行わざるを得ず、予測誤差に対するリスクを勘案した制御方法についても検討を進める必要がある。

以上のように、未だ未解決な問題も山積されているが、これらの課題を手がかりに、今後も気象、建築、設備の複合システムを対象とした、制御のための研究を進めたいと考えている。

本論文に関連する既発表文献

- 長井達夫, 松尾 陽, 永田明寛, 高草 智:
熱負荷の短期的予測手法に関する研究,
日本建築学会大会学術講演梗概集, 1991, 997-998.
- 王 立臻, 松尾 陽, 永田明寛, 長井達夫:
実測に基づく熱負荷の要因分析,
空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, 1991, 437-440.
- 山際将司, 松尾 陽, 永田明寛, 長井達夫, 高草 智:
外界気象の短期予測に関する研究 — 外気温モデルのオンライン
推定 —,
日本建築学会大会学術講演梗概集, 1992, 1011-1012.
- 王 立臻, 松尾 陽, 永田明寛, 長井達夫, 高草 智:
予測用空調負荷モデルについての研究(その1),
日本建築学会大会学術講演梗概集, 1992, 1585-1586.
- 長井達夫, 松尾 陽, 永田明寛, 王 立臻, 高草 智:
予測用空調負荷モデルについての研究(その2),
日本建築学会大会学術講演梗概集, 1992, 1587-1588.
- 山際将司, 松尾 陽, 永田明寛, 長井達夫, 高草 智:
外界気象の短期予測に関する研究 — 外気温, 外気絶対湿度,
水平面全日射量の短期予測 —,
日本建築学会大会学術講演梗概集, 1993, 1533-1534.
- 長井達夫, 松尾 陽, 永田明寛, 高草 智:
制御のための空調負荷予測手法に関する研究,
空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, 1993, 57-60.
- 松尾陽, 永田明寛, 長井達夫, 山際将司:
氷蓄熱用熱負荷予測の研究,
総合試験所年報, 東京大学工学部総合試験所, vol.52, 1993, 47-52.

参考文献

- [1] 中原信生: 空調設備の最適化制御に関する研究 (博士号学位論文), (1975).
- [2] 中村政治: 物理モデルによる空調負荷予測, 空調調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 (1992), 65-68.
- [3] 孔鉄男, 清水昭浩, 伊東民雄, 高橋惇: 空調熱負荷予測システムの開発, 空調調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 (1989), 717-720.
- [4] 水野稔, 山口隆男, 竹内正蔵, 細谷和宏, 磯部智: 花の万博地域冷房計画と制御システム (2), 空調調和・衛生工学, vol.64, no.10 (1990), 23-27.
- [5] 相楽典泰: カルマンフィルタを用いた熱負荷の予測方法の検討, 空調調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 (1989), 713-716.
- [6] 松尾陽, 佐藤隆満: 熱負荷予測に関する基礎的研究, 空調調和・衛生工学会学術論文集 (1985), 385-388.
- [7] R.C.Miller and J.E.Seem: Comparison of artificial neural networks with traditional methods of predicting return time from night or weekend setback, *ASHRAE, Trans.*, vol.97(Part2), (1991), 500-508.
- [8] J.F.Kreider and X.A.Wang: Artificial neural networks demonstration of energy use predictors for commercial buildings, *ASHRAE, Trans.*, vol.97(Part2), (1991), 775-779.
- [9] 柏木法仁, 蔦敏和: 熱源システムの最適運転管理に関する研究 (その1), 空調調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 (1993), 341-344.
- [10] 金原昭臣, 黒須茂, 宮坂房千加, 神村一幸: 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, vol.26, no.6 (1990), 117-124.
- [11] J.W.MacArthur: On-line recursive estimation for load profile prediction, *ASHRAE, Trans.*, vol.95(Part1), (1989), 621-628.
- [12] 酒井古郎, 坪田祐二, 宮前認, 射場本忠彦, 相楽典泰, 荒井良延: 氷蓄熱空調システムに関する研究 (その9), 日本建築学会大会学術講演梗概集 (1985), 97-98.
- [13] 吉田治典: 蓄熱槽運転のための熱負荷予測, 空調調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 (1992), 69-71.
- [14] 相楽典泰: カルマンフィルタを用いた熱負荷の予測方法の検討, 日本建築学会大会学術講演梗概集 (1991), 995-996.

- [15] 相楽典泰: 蓄熱空調システムの熱負荷予測に関する研究, 日本建築学会計画系論文報告集, No.440, (1992).
- [16] 中原信生, 生田誠, 後藤達雄: 最適化制御された空調設備を有する事務所ビルの室内環境とエネルギー利用に関する実態調査研究 その5 冷暖房負荷・冷凍機成績係数の実績と気温・日射との相関分析, 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 (1980), 217-220.
- [17] 赤司泰義, 松尾陽, 永田明寛: 実測値に基づいたオフィスビルの熱負荷特性, 日本建築学会大会学術講演梗概集 (1991), 883-884.
- [18] 権藤尚, 井上隆, 松尾陽, 射場本忠彦, 田中良彦: 空調用エネルギー消費の予測に関する研究 (その2), 日本建築学会大会学術講演梗概集 (1991), 1009-1010.
- [19] 滝沢博: 標準問題の提案 (オフィス用標準問題), 第15回熱シンポジウム資料 (1985), 35-42.
- [20] 松尾陽, 斎藤平蔵: 現場測定にもとづく住宅熱特性の推定, 日本建築学会建築環境工学論文集 (1981), 13-18.
- [21] 永村一雄: 熱的作用からみた建物躯体・人体生理心理の諸特性 (博士号学位論文), (1988).
- [22] 前田敏夫: 室温形成の理論, 日本建築学会論文報告集, no.54 (1956), 449-452.
- [23] 奥山博康: 建築物の熱回路網モデルに関する理論的研究 (博士号学位論文), (1987).
- [24] S.A.Barakat: Experimental determination of the z-transfer function coefficients for houses, *ASHRAE, Trans.*, vol.93(Part1), (1987), pp146.
- [25] F.Haghighat, P.Fazio, and R.Zmeureanu: A systematic approach for derivation of transfer function coefficients of buildings from experimental data, *Energy and Buildings*, vol.12 (1988), pp101.
- [26] 赤司泰義, 松尾陽, 永田明寛, 渡辺俊行: 建物の熱負荷と熱的特性の同定に関する研究, 日本建築学会計画系論文報告集, no.450 (1993), 19-27.
- [27] 松尾陽, 横山浩一, 石野久彌, 川元昭吾: 空調設備の動的熱負荷計算入門, 日本空調衛生設備士協会, 1980.
- [28] 松尾陽: 建物伝熱の近似解法とその応用, 日本建築学会大会学術講演梗概集 (1971), 133-134.
- [29] 岩崎善彦, 酒井治, 小林主一郎, 長岩明弘, 山田幸弘: 地域冷暖房熱負荷予測システムの実プラントへの適用, 空気調和・冷凍連合講演会講演論文集 (1992), 121-124.
- [30] 中原信生: 空調設備の最適化制御に関する実践的研究 (第4報), 空気調和・衛生工学会論文集, no.18 (1982-2), 17-31.
- [31] 阿部俊朗, 西村浩一, 伊東民雄他, 高橋惇: CGS最適運転制御システム (その2), 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 (1990), 949-952.
- [32] 中川徹, 小柳義夫: 最小二乗法による実験データ解析, 東京大学出版会, 1982.

- [33] 中溝高好: 信号解析とシステム同定, コロナ社, 1988.
- [34] L.Ljung and T.Söderström: *Theory and Practice of Recursive Identification*, MIT Press, 1983.
- [35] R.E.Kalman: A new approach to linear filtering and prediction problems, *Trans. ASME, J. Basic Eng.*, vol.82D, no.1 (1960), 35-45.
- [36] 片山徹: 応用カルマンフィルタ, 朝倉書店, 1983.
- [37] 芳谷直治: ベクトル型忘却係数を用いたパラメータ逐次推定とその実プラントへの適用, 計測自動制御学会論文集, vol.25, no.5 (1989), 71-77.
- [38] 中村政俊, 旗崎裕章: カルマンフィルタによって更新される線形回帰モデルを用いた数時間先行電力負荷予測, 電気学会論文誌B, vol.103-B, no.4 (1983), 25-32.
- [39] B.Friedlander: A modified prefilter for some recursive parameter estimation algorithms, *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol.AC-27, no.1 (1982), 232-235.
- [40] 足立修一: ユーザーのためのシステム同定理論, 計測自動制御学会, 1993.
- [41] 相良節夫, 秋月影雄, 中溝高好, 片山徹: システム同定, 計測自動制御学会, 1981.
- [42] 赤池弘次: 情報量基準 AIC とは何か—その意味と将来への展望, 数理科学, 153号, 5-11.
- [43] 中溝高好: ロバスト推定, 計測と制御, vol.23, no.6 (1984), 541-549.
- [44] 秋月影雄, 花崎泉: 同定しにくいシステム—計算処理と推定精度, コンピュータロール, no.23 (1988), 85-91.
- [45] N.J.Kirkendall: Monitoring for outliers and level shifts in Kalman filter implementations of exponential smoothing, *Journal of Forecasting*, vol.11, no.6 (1992), 543-560.
- [46] B.Y.Choi and Z.Bien: Sliding-windowed weighted recursive least-squares method for parameter estimation, *Electronics Letters*, vol.25, no.20 (1989), 1381-1382.
- [47] 石野久彌, 郡公子, 谷本潤: 東京首都圏における空調設計用外気温度の分布特性に関する研究, 日本建築学会計画系論文報告集, No.453, (1993), 17-27.
- [48] 気象庁: 天気情報の利用 (パンフレット), 1990.
- [49] 気象庁: 天気予報評価結果, 1985~1987.
- [50] G.E.P.Box and G.M.Jenkins: *Time Series Analysis, Forecasting and Control*, Holden-Day, (1970)
- [51] 吉田治典: 建築物における熱負荷計算法および気象データのモデル化に関する基礎的研究 (博士号学位論文), (1989).
- [52] 鉾井修一, 松本衛: 気象データの確率的取扱いと熱負荷の解析法, 空気調和・衛生工学, vol.62, no.10 (1988), 3-12.
- [53] 気象庁予報部: 予報作業指針その14, 予報用語及び文章, (1987)

- [54] 齊藤平蔵: 建築気候, 共立出版, 1974.
- [55] J.E.Seem and J.E.Braun: Adaptive methods for real-time forecasting of building electrical demand, *ASHRAE, Trans.*, vol.97(Part1), (1991), 710-721.
- [56] 宇田川光弘, 木村健一: 水平面全天日射量観測値よりの直達日射量の推定, 日本建築学会論文報告集, 第267号, 1978.
- [57] 射場本忠彦, 柳原隆司, 岡田孝夫, 伊東民雄, 竹倉雅夫: 空調の躯体蓄熱運転の可能性に関する研究, 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 1982, 217-224 (第1,2報), 1986, 189-192 (第3報).
- [58] 島津路郎, 坪田祐二, 山田博, 石井政男: 蓄熱式空調システムにおける電力ピークカット手法の検討, 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 (1992), 221-224.
- [59] 伊東弘一, 横山良平: コージェネレーションの最適計画, 産業図書, 1990.
- [60] 伊東弘一, 白木一成, 赤木新介: 多槽形蓄熱槽を含む冷房システムの最適機器規模設計, 日本機械学会論文集 (C編), 50巻, 460号 (1984), 2427-2432.
- [61] J.E.Braun: A comparison of chiller-priority, storage-priority, and optimal control of an ice-storage system, *ASHRAE, Trans.*, vol.98(Part1), (1992), 893-902.
- [62] J.E.Braun: Reducing energy costs and peak electrical demand through optimal control of building thermal storage, *ASHRAE, Trans.*, vol.96(Part2), (1990), 876-888.
- [63] P.E.Gill, W.Murray, M.H.Wright: Practical optimization, Academic Press, 1981.
- [64] 宇田川光弘: 建築熱環境・エネルギー消費量の汎用シミュレーションモデル, 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 (1993), 69-72.
- [65] 日本建築設備士協会: 空調システム標準シミュレーションプログラム HASP/ACSS/8502 プログラム解説書, 1986.
- [66] R.Bellman: *Dynamic Programming*, Princeton University Press, 1957.
- [67] R.Bellman and S.Dreyfus: *Applied Dynamic Programming*, Princeton University Press, 1962.
- [68] 奥山博康: 最適化理論による新しい定常熱負荷計算法の提案 (その1), 日本建築学会大会学術講演梗概集 (1992), 833-834.
- [69] 鈴井修一: 蓄熱槽の確率的最適制御, 日本建築学会大会学術講演梗概集 (1993), 1661-1662.
- [70] 中尾正喜, 大島一夫, 古田勝久: 最適予冷熱運転制御について: 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 (1980), 25-28.
- [71] 大島一夫, 中尾正喜: 空調起動時の室温制御方法の検討, 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 (1985), 169-172.

- [72] 梅沢俊行, 伊東民雄, 高橋惇: 空調システムの最適起動時刻の検討, 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 (1987), 629-632.
- [73] 郡公子: 予熱時間と予熱負荷・室温上昇特性に関する研究, 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集 (1989), 701-704.
- [74] J.E.Braun, S.A.Klein, W.A.Beckman, J.W.Mitchell: Methodologies for optimal control of chilled water systems without storage, *ASHRAE, Trans.*, vol.95(Part1), (1989), 652-662.
- [75] J.E.Braun, S.A.Klein, W.A.Beckman: Applications of optimal control to chilled water systems without storage, *ASHRAE, Trans.*, vol.95(Part1), (1989), 663-675.
- [76] 井上宇市: 空気調和ハンドブック, 丸善, 1982 (改訂3版).
- [77] 社団法人建築設備技術者協会: 建築設備設計マニュアル I 空気調和編, 技術書院, 1992 (改訂2版).
- [78] T.Ibaraki: *Annals of Operations Research*, Vols 10 and 11, Baltzer AG, 1987.

謝辞

この論文は、筆者が東京大学大学院修士課程に進学してから5年間にわたり行ってきた研究をとりまとめたものであるが、最後に、本研究を進めるために不可欠な御指導、御協力を賜った方々に感謝の意を表したい。

卒業論文以来の指導教官であり、本論文の主査をお願いした松尾陽教授には、本研究の取りかかりから今日論文をまとめるに至るまで、著者の自主性を最大限に尊重していただきながらも、その針路について、ことあるごとに御指導いただいた。また、本論文は、東京大学の安岡正人教授、鎌田元康教授、東京大学生産技術研究所の加藤信介助教授、東京大学の平手小太郎助教授の4人の先生方に副査をお願いし、まとめ得たものである。常に筆者の研究に関心を払い、有益な御指摘をいただいた先生方に心より感謝したい。

東京電力の高草智氏には、実測データを提供いただくとともに、研究の内容について、具体的な指摘を多くいただいた。また、別の建物における実測データの提供に関して、東洋熱工業の山田博氏、島津路郎氏にご協力いただいた。多忙にも関わらず、筆者の一研究のために、快く協力していただいたことに謝意を表したい。なお、実測にあたっては、松尾研究室の樋口誠六技官の御指導、御協力をいただいている。

第2章の実測データの解析では、ダイダンの王立臻氏（元東京大学大学院）の協力を得ている。また、第5章の気象予測は、東京大学大学院生 山際将司氏との共同研究であり、特に、時系列モデルの構築と日射量の予測は、氏の力による部分が大いことを記し、謝意を表したい。

松尾研究室助手の永田明寛氏には、著者の研究に少なからず関心を寄せ、多くの指摘、ご意見をいただいた。また、3年前、共に同じ研究室に博士課程として進学した、二宮秀與、李政宰両氏は、研究生生活の上で、常に、良き相談相手であり、また、刺激しあえる関係でもあり、論文をまとめるにあたって大きな力となった。

この他にも、学会の発表等で、著者の研究に関して、貴重なご意見を与えてくださった先生方が少なからずいらっしゃることを記し、謝意を表したい。

