

空調負荷予測手法の開発と  
制御への応用に関する研究

長井達夫



空調負荷予測手法の開発と  
制御への応用に関する研究

1994年3月

長井 達夫

## 目次

1 序論	1
1.1 研究目的	1
1.2 空調負荷予測に関する既往の研究	4
1.3 空調負荷予測の指針	5
2 空調負荷の発生機構に関する解析	7
2.1 実測値の解析	7
2.1.1 実測概要	8
2.1.2 外界気象と空調負荷の関係について	13
2.2 動的熱負荷計算プログラムを用いた検討	19
2.2.1 負荷の要因別分類	19
2.2.2 モデル建物と計算条件	22
2.2.3 計算結果	25
2.2.4 実測建物を対象としたシミュレーション	35
2.3 まとめ	39
3 空調負荷のモデル化	41
3.1 空調負荷モデルに関する既往の研究と本研究の立場	41
3.2 $z$ 変換と伝達関数	43
3.3 「HASP」のシステムモデルとしての再構成	46
3.3.1 部位（負荷要因）ごとの冷房負荷発生サブシステム	47
3.3.2 蓄熱負荷発生サブシステム	52
3.3.3 システムモデルとしての再構成	56
3.4 予測のための簡略化	60
3.4.1 モデル式	60
3.4.2 「HASP」との対応	61
3.5 まとめ	62
4 モデルパラメータの推定	63
4.1 推定法	64

4.1.1	各種の推定法	64
4.1.2	多入力1出力系におけるパラメータの逐次推定	70
4.1.3	推定上の留意点	73
4.2	実測データを用いた空調負荷モデルのあてはめ	79
4.2.1	計算の設定	79
4.2.2	次数選択の及ぼす影響	81
4.2.3	忘却係数の影響	87
4.2.4	異常値について	92
4.3	まとめと課題	98
<b>5</b>	<b>外界気象要素の短期予測</b>	<b>101</b>
5.1	気象予測に対する本研究の立場	101
5.2	気象庁発表の予報について	103
5.3	時系列モデルによるモデル化	108
5.4	天気予報文に基づく日射量の予測	116
5.5	気象庁発表量の予報データの活用手法	123
5.6	予測精度の検討	127
5.6.1	計算の設定	127
5.6.2	計算結果	129
5.7	まとめ	137
<b>6</b>	<b>負荷予測</b>	<b>139</b>
6.1	予測の流れ	139
6.2	説明変数の予測・設定	141
6.3	残差のモデル化	147
6.4	予測精度の検討	153
6.4.1	計算の設定	153
6.4.2	予測結果の概要	154
6.4.3	予測精度について	161
6.4.4	同定時の忘却係数の設定との関係	163
6.5	他の簡略な予測方法	164
6.6	まとめ	166
<b>7</b>	<b>負荷予測手法の空調システム制御への適用</b>	<b>169</b>
7.1	はじめに	169
7.2	最適運転の決定方法	171
7.2.1	空調システムのモデル化と解法	172

7.2.2	構成要素ごとのモデル	172
7.2.3	構成要素の接続	180
7.2.4	要素のユニット化	181
7.2.5	制約条件と評価関数	184
7.2.6	最適化問題としての定式化	185
7.3	建物の熱容量を考慮した空調運転制御	191
7.3.1	計算の設定	191
7.3.2	計算結果	196
7.4	まとめ	204
<b>8</b>	<b>総括</b>	<b>205</b>
	本論文に関連する既発表文献	209
	参考文献	211
	謝辞	217

## 序論

### 1.1 研究目的

蓄熱槽あるいは建物躯体を利用した蓄熱技術は、室内熱環境の保持に必要なエネルギー需要とそのため生産されるエネルギー供給の時間的不一致を許容し、制御の自由度を高める。すなわち、熱需要の発生を待たずに事前に熱供給を行うことが可能であり、その供給方法、スケジュールの選択に自由度が増す。

その結果、要求される室内熱環境を保持する複数の制御方策のうち、消費エネルギー、あるいはコストといった評価基準を最適にするようなものを見いだすことができれば、ピークエネルギーの抑制、ランニングコストの増大を防止することができる。

但し、このような制御を適切に行うには、ある時刻の熱需要を事前に予測することが必要であり、これを無視して、実際の熱需要に対して過剰、あるいは過小に熱供給を行うと経済的、エネルギー消費量の観点から不利となる場合がある。すなわち、蓄熱槽システムを例にとると、過剰に蓄熱した場合には、システムによっては、冷凍機の効率低下、槽熱損失の増大につながる可能性がある。また逆に蓄熱量が少なすぎ、冷凍機をピーク時に起動しなければならない場合には、より高額の料金体系に従ったエネルギーを用いなければならないこともあり、さらに装置過負荷となって室内熱環境の悪化を招く危険性もある。

また、一般に躯体蓄熱と呼ばれる、建物の熱容量を考慮した空調運転制御では、在室者が室に滞在していない時間帯に空調運転を行うが、この場合も、短期的な将来の負荷発生を的確に予測し、これに対して過不足なく空調運転を行わなければ、逆効果となりかねない。

本論文は、このような背景のもと、事務所ビルを主な対象とし、将来の空調負荷を適切に予測する手法を開発するとともに、そこで得られる手法を用いた空調システムの最適化手法について提案を行うことを目的としている。

空調負荷の予測については、主として蓄熱槽システムの最適制御の目的で、従来から数多くの手法が提案されている。そのほとんどは、負荷に影響を及ぼすであろう各種の要因を用いて、空調負荷を回帰的に説明するモデルをつくり、これによって予測

を行う、というものであるが、負荷が発生する物理的機構に基づいて回帰式を構成したものはほとんどない。

しかし、結果として生じる負荷だけではなく、その発生機構を考慮したモデルを用いることにより、より実際の挙動に近いモデルとすることが可能であるし、設定温湿度、空調スケジュールといった操作パラメータの変更に対する適応性も高いものと考えられる。

また、そのモデルパラメータを推定することにより建物の熱特性が把握されれば、躯体の蓄熱作用を考慮した空調運転制御に適用することも可能となる。そこで、本研究では、空調負荷の発生機構に関する物理的な考察をもとに予測モデルを導出する。

空調負荷のモデルに関しては、設計用の実用的シミュレーションプログラムが既に開発されているが、負荷予測を行う場合には、設計段階とは異なり、建物内外の実測値（外界気象条件、負荷等）が入手できるという特性があり、これに対応してパラメータを推定しやすいモデルとする必要がある。本論文では気象条件、室温等を励振とし、室に流入する熱量（負荷）を出力とするような多入力の時分散時間線形システムを考え、この伝達関数の次数を低次元化するという方針で予測用の空調負荷モデルを定式化する。

ところで、このパラメータ推定にあたっては、実測値が逐次入手されるという特性があり、また最適なパラメータは時間の経過と共に変動することも考えられる。そのようなことを踏まえて、実際の熱挙動の変化に追随できるような逐次推定アルゴリズムを適用し、モデルに学習機能を持たせる。

一方、このモデルとは別に負荷を説明するそれぞれの要因を予測する手法も必要である。特に気象予測に関しては、気象庁が発表している天気予報を活用することが有効と考えられるが、天気予報は建物が立地している場所の気象状態を直接予報したものではないので、立地場所における実測値が利用できる場合には、これを併用することにより、予測精度の向上が期待できる。過去の研究においても、天気予報、実測値を用いた気象予測手法についての提案はなされているが、両者の予測精度を考慮した、合理的な予測方法とはなっておらず、これを解決する方法を導入する。

また、空調負荷の予測を前提とした空調システムの制御方法について、現在までに実用的な研究を中心に数多くなされてきている。ただし、何らかの具体的な評価基準（コストミニマム等）を最適化するような制御方法について研究されたものは非常に少ない。また、空調システムは様々な機器の組み合わせで成り立っており、要素機器と他の機器とのインタフェースを図り、汎用性のある最適化手法とすることが必要である。本論文ではこの問題について、要素モデルと全体システムの構成法について触れ、方程式を解く場合の効率化、最適化問題としての定式化について述べ、シミュレーションによる検討を行う。

以下に各章で行った検討内容を示す。

第2章では、負荷の説明要因を抽出するための検討をおこなう。まず実測データを用いて、外気温・日射といった外界気象要因と、熱負荷実測値の間の関係を見る。また、熱負荷シミュレーションプログラムを用いて、負荷全体を、要因別の負荷に分類することによって、各要因が負荷に及ぼす影響を定量的に把握する。

第3章では、負荷の発生機構のモデルを動的システムにより構成する方法を述べる。シミュレーション用のモデルと異なり、実測値をもとにパラメータ推定を行える特性があり、現行のシミュレーションプログラムを再構成し、これをパラメータが推定しやすい簡略化したモデルとして構築する。

第4章では、負荷モデル、気象モデル中のパラメータを推定する手法、特に逐次的にパラメータを推定する方法について概観し、シミュレーションによる検討を加えるとともに、負荷実測データを用いて負荷モデルのあてはめを行うことにより、推定理論を応用する際の問題点について論じる。

第5章では、外界気象条件の予測に関して、気温、絶対湿度、水平面全日射量の予測手法を提案する。さらに、気象庁が発表している天気予報を予測に組み込む手法を提案し、実測値を用いた検討を行う。

第6章では、前章までの手法を総合し、実測データを用いて負荷予測計算を行い、精度の検定を行うとともに、気象予測等が不要となる簡易な予測法について述べ、精算法との比較を行う。

第7章では、前章までの負荷予測手法を利用した最適空調システム制御として、特に建物の熱容量を考慮した空調運転制御を例に挙げ、まず、空調システムのモデル化、最適化手法について述べる。次にシミュレーションによる最適化計算をおこない、最適化手法の適用性を検討する。

第8章では、全体の総括と今後の課題について述べる。

## 1.2 空調負荷予測に関する既往の研究

ここでは、空調負荷予測手法に限定して、既往の研究について述べる。これらの研究においては、蓄熱槽システムの最適制御を目的としたものがほとんどである。予測に用いるモデルについては、統計モデルを用いたものが多く、物理的解釈を導入してモデル化を行ったものはわずかである。

応答係数法に基づいたモデル化を行っているものもある [2] が、計算に用いられている応答係数は、最初に固定的に与えるものとしており、運用中にモデルの系統的な誤差が発生したとして、それを解消する方法については述べられていない。

統計モデルとしては、ほとんどが、熱負荷を目的変数とした重回帰モデル（線形重回帰モデル）によるものであり、説明変数としては、予測時点までの熱負荷、外界気象条件、室内温度などを用いたものが多く、また、予測時点以降の気温等を変数に選び、その変数については別途、重回帰モデルを用いて予測したり [3]、天気予報を用いる [4] といった方法がみられる。

重回帰モデルを用いて、時刻別の負荷を予測する場合、あるいは、時間の経過に従って予測値を更新しようとする場合、通常、時刻別のモデルを複数用意することになる [4, 5]。これは、空調機器の立ち上げ時における蓄熱負荷の影響、あるいは水平面の全天日射量を説明変数に選んだ場合、これが各方位壁面に及ぼす影響を1つの重回帰モデルで再現するのは困難なためである。さらに、空調スケジュールが平日とは異なる土、日曜日、また、休日分の蓄熱負荷の影響を受ける月曜日に対しても別のモデルを構成する必要の可能性があるが示唆されている [5, 6]。

重回帰モデルの他には、ニューラルネットワークを用いたものが発表されている ([7, 8, 9] 等)。これは、空調負荷の予測に限らず、消費電力予測、最適起動時刻の予測・制御などに対して精力的に研究されつつある。ニューラルネットワークモデルは、重回帰モデルよりも自由度が高く、特に、非線形な系には有効な方法であるとされている。ただし、空調負荷の予測に関して、どのような非線形要素が問題となるかは明らかにされていない。

動的な重回帰モデルを用いた方法としては、熱負荷を変数とした ARIMA モデルを用いたもの [10]、外気温を入力とし、負荷を出力とする線形システムを用いるもの [11]、室温を目的変数にとり、熱負荷、外気温を入力としたもの [12]、また、室温、等価外気温、方位別日射量、外気エンタルピ、内部発熱を入力とし、負荷を出力とするような線形システムを用いたもの [13] がある。

この場合、時刻別の負荷も一つのモデルで予測されることになり、また、時間の経過に伴う予測値の更新も、実現値を代入することによって容易に行うことができるが、その際に、室の蓄熱特性が正しく表現されるモデルでなければ、偏った計算残差をもたらすことになる。

熱負荷予測と関連して、ある事務所ビルモデルにおいて日積算負荷を熱負荷計算プログラム「HASP」によって算出したものと、重回帰モデルを構成することによって算出したものとの間でどの程度の差が出るのか、を検討したことがある [3, 6]。すなわち、外界気象条件等を既知として、両者のモデルを比較したものである。孔ら [3] によれば、重回帰モデルの説明変数として、当日の最高、最低気温を選べば、HASP による算出値を精算値とした場合、夏期において10%程度、冬期においては20%程度の誤差となっている。更に、佐藤ら [6] によれば、説明変数に最高、最低気温の他、前日の室温を加えることによって、平日に関する限り、夏期で7~8%、冬期で10%強の誤差に留まる、としている。ただし、時刻別熱負荷の算出の場合は定かでない。

本研究で用いる予測手法は、動的な線形システムにより負荷を説明するものであり、相楽ら [12]、吉田 [13] の方法に近い。本研究を含めて、これらの研究で用いられるモデルは、何らかの形で実用の目的から簡略化されたモデルを用いている。本研究では、このような簡略モデルと、より、実現象との対応を考慮した、シミュレーション用のモデルとの対応を明らかにすることにより、モデルの妥当性、簡略化にもとづく誤差要因について検討するとともに、モデルパラメータの決定方法、及び予測計算に必要なとなる、外界気象予測を重視している点が特徴である。

## 1.3 空調負荷予測の指針

空調負荷予測手法の指針を以下に示す。

### 24時間先程度までの時刻別と積算の空調負荷を予測する

空調負荷予測の予測先行時間（予測の対象となる最も遠い時間）は、長ければ長いほど情報量が増すので好ましいはずであるが、計算機に対する負担を考えると、蓄熱槽、あるいは室温を制御する場合を想定し、24時間先程度までの予測を行うのが適当であると考えられる。

また、予測を行う空調負荷の項目について、夜間電力を用いた対日負荷に対する蓄熱制御など、日積算負荷の予測だけでも有用であるが、空調時間帯に入ってからのピークカットに備えた蓄熱、といったことを考えると時刻別負荷についても予測されることが望ましい。そこで、空調負荷予測としては、24時間先程度までの時刻別と積算空調負荷を予測できるような手法とする。

### 建物熱特性の把握が可能なモデル化手法とする

負荷の発生状況が曜日ごとにパターン化され、その変動が小さい場合には、過去の実測負荷を類型別に集計することによって予測を行うことも可能である。しかし、元来負荷は、結果として生じる自然現象ではなく、制御量として、室内熱環境に変化を

もたらすものであり、目標となる室温湿度を変更する場合、空調スケジュールを変更する場合等、その時点までに経験していない方法によって空調制御をしようとする時には、このような制御パラメータの変化に対応できる手法であることが必要である。また、躯体蓄熱運転制御を行うには、室の蓄熱特性の把握が不可欠である。そのため、モデルを物理的見地から構成し、実測データをもとに、該当室の熱的特性の把握が可能となるような手法とする。

#### 付加的な情報を利用して予測値を更新する

高精度な予測をおこなうためには、自分の作成したモデルを全面的には信頼せずに、多くの情報を用いて予測値を修正していく必要がある。すなわち、どのような緻密なモデルを用いても、確定的現象として捉えられるほど完全な予測手法は存在せず、遠い将来に対する予測値ほど誤差が拡大するのが一般的である。そこで、最初におこなった予測値を、その後の時間経過にしたがって入手される情報（負荷実測値、気象観測値、天気予報等）をもとに更新していく方法を考える。

#### モデルのパラメータを推定する

先に述べたようにモデルのパラメータは、実際の制御に導入されたときに、必ずしも実際の熱システムの挙動を正確に反映したものになっているとは限らない。また、長期の時間経過に伴って最適なパラメータ（実際の挙動を最も良く反映するようなパラメータ）も変化していくと考えられる。

これらのことを無視して初期のパラメータのまま計算を続けた場合、系統的な誤差（いつも実際の空調負荷より低めに予測してしまう、等）が解消されない恐れがある。そこでシステムの入出力（実測値）から逆にパラメータを逐次的に推定し、モデルに学習機能を持たせる。

なお、モデルの更新というものを広い範囲で考えれば、パラメータの数を増減させる、といった場合のように、モデルの形自身を変化させていくことも考えられるが、モデルの形は決定しておき、そのパラメータのみを推定するという方法が一般的であり、本論文でもこの方法を探る。

#### 計算機の負担にならないようにする

本研究で開発する空調負荷予測手法は、実際の空調システムに組み込んで使用されることを想定しているため、いつも高性能な計算機を独占して使用できるとは限らない。そのため、予測手法は計算機の負担にならないようにしなければならず、プログラムの必要メモリ量、外部記憶データ量をなるべく小さくし、あわせて計算時間を短くする工夫を施す。

## 第2章

### 空調負荷の発生機構に関する解析

この章では、空調負荷予測のためのモデル作成に先立って、どのような要因が負荷の形成に寄与しているかを検討する。検討方法として、2.1節では、事務所ビルにおける実測値を用いて、外界気象変動と空調負荷の関係を調べる。次に、2.2節では、シミュレーションプログラム「HASP」を用いて、負荷全体を、外界気象等の各要因が原因となって生じている個々の負荷に分類することにより、各要因が負荷に及ぼす影響を定量的に把握し、負荷予測に必要な要因の抽出を行う。

#### 2.1 実測値の解析

この節では、東京に建つ2つの事務所ビルで実測された気象データ（外気温、外気湿度、日射）とそれぞれの建物における一つの空調ゾーンの負荷との相関関係をみる。事務所ビルの実測データによるこのような解析は過去にも行われている。

中原ら[16]は、時刻別の冷房負荷、暖房負荷と外気温、室内外温度差、水平面全天日射量との相関解析から、外気温（室内外温度差）との相関が非常に高いこと、日射に関しては、ペリメータファンコイルユニット負荷との相関はみられるが、全負荷との相関は見いだしたいことが述べられている。

赤司ら[17]は、東京の事務所ビルの全館の空調用冷熱、温熱量と外気温、外気絶対湿度、水平面全天日射量との相関について、日平均、日積算値による検討をおこない、特に夏期において、外気温、外気湿度と冷熱負荷との相関が高いこと（それぞれ0.95、0.84）、日射との相関は、冬期の温熱においてほとんどないが、夏期の冷熱の場合は、0.7程度の正の相関が見られる結果となっている。ただし、夏期の実測期間における日射と外気温の相関が0.8程度とかなり高くなっており、負荷を目的変数とする重回帰分析において、外気温以外の気象要素を加えてもほとんど説明力は向上しなかったとしている。

井上、権藤ら[18]は、一つの事務所ビルの空調用冷熱と外界気象条件（外気温、外気エンタルピー、壁面SAT、窓面日射量、外気絶対湿度、夜間輻射）との相関を、年間にわたって時刻別に解析しており、全データ（365×24個）による散布図では、いくつかの分布が重畳され、時刻分割（業務時間、残業時間等）と季節分割（5～10月

と11月～4月の2分割)を行うことによって、一つの回帰直線上に分布する結果が得られたとしている。この分割後のデータを解析した結果、外気温と冷熱の相関が高く、逆に窓面日射との相関は低く、蓄熱による時間遅れを考慮して3時間前の日射との相関をみた場合、あるいは、外気温の範囲を限定した場合についても明瞭な相関は見られなかったとしている。

以上の研究に共通しているのは、外気温との相関が高いこと、これに比して、日射(水平面全天日射、窓面日射等)との相関は低いことである。ここでは、4章以降で用いる実測データについても、このような傾向が見られるのか検討する。

### 2.1.1 実測概要

実測の対象とした建物は2つあり、それぞれの建物・空調設備の概要と解析に用いた実測データ(4章以降で用いたものを含む)を以下に、また、実測の対象とした空調ゾーンの平面図を図2.1、2.2に示す。ここで、窓面積率は、外壁面積(高さは階高とする)に対する窓面積の割合である。

#### 【Mビル】

建物概要	所在地 東京都東村山市 主要用途 事務所 構造規模 SRC造, 地下1階, 地上4階 建築面積 2404m <sup>2</sup> 延床面積 約9784m <sup>2</sup> 外壁断熱 発泡ポリエチレン20mm 窓面積率 約20%(対象ゾーン)
空調設備概要 (一般系統)	外周部系統, ベンチレーション窓+単一ダクトVAV 室内系統, 単一ダクトVAV 全熱交換器設置
実測項目	外気温, 外気相対湿度, 法線面直達日射量, 水平面全天日射量, 空調機出入口水温・流量 外気導入状態(全熱交換器運転フラグ, バイパス運転フラグ) 1.2階室消費電力, 室温(1.2階事務室部分) 室湿度(レタダクト内相対湿度)
実測期間	'89.4~'91.3

#### 【Sビル】

建物概要	所在地 東京都中央区新川 主要用途 事務所 構造規模 RC造, 一部SRC造地下1階, 地上9階 建築面積 約550m <sup>2</sup> 延床面積 約5400m <sup>2</sup> 外壁断熱 フォームポリスチレン25mm 窓面積率 約20%(南面のみ)
空調設備概要	各階空調, 3~8階はそれぞれ, AHU1台+FCU8台。 インバータによるVAV, VVW制御(5Fは定風量可変速制御) 各階に全熱交換器なし
実測項目	外気温, 外気相対湿度, 水平面全天日射量 室温, 室相対湿度, 室消費電力 空調機: 出入口空気温度, インバータ操作量(周波数) 冷温水流量, 出入口冷温水温度 FCU: 冷温水流量, 出入口冷温水温度
実測期間	'88.9~'90.8(5Fのみを対象とする)

以下の検討で用いる壁面入射日射量は、それぞれの対象ゾーンに属する外壁に入射する日射量の、それぞれの時刻における平均である。ただし、Sビルにおいては、隣接するビルの影響を考え、南面のみに入射するものとする。Mビルでは、隣棟の影響を無視して、東、西、南面の日射を各方位の壁面積の比で重みづけをして平均する。なお、壁面入射日射量は、Mビルにおいては、法線面直達日射量と水平面全天日射量から太陽高度を考慮して各壁体(東南西面)に入射する日射量を求め、Sビルでは、水平面全天日射量から直散分離してから[56]、同様の手順で南面入射日射量を求める。絶対湿度は、相対湿度と外気温から算出する。

室消費電力について、両ビルとも床全体での消費電力が計測されており、対象空調ゾーンとは必ずしも一致していない。Sビルでは、この違いは無視できるものと判断し、計測された消費電力はすべて対象空調ゾーンにおけるものとみなすことにする。Mビルにおいては、計測された消費電力(1.2階全体)を1.2階全体の床面積で除したものを、対象ゾーンの床面積あたりの消費電力とみなすことにする。

日平均値、日積算値による2年間分のデータの変動を図2.3、2.4に示す。ただし、異常値、欠測値を含む日はプロットから除外してある。

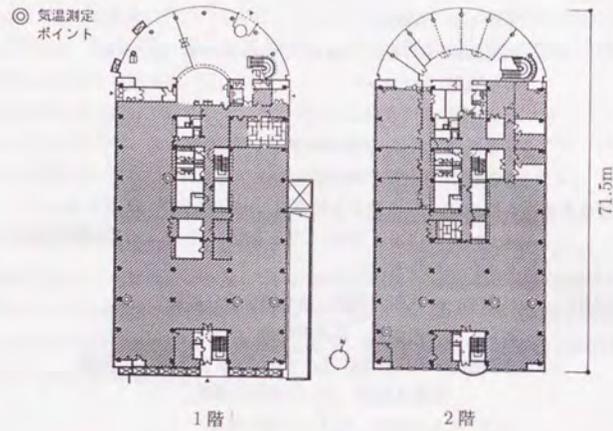


図 2.1: Mビル, 実測対象平面図(斜線部が対象空調ゾーン)

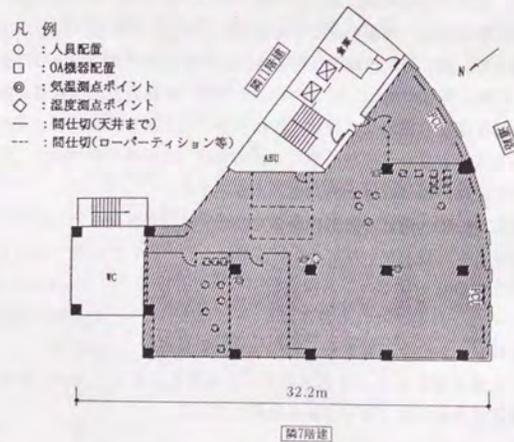


図 2.2: Sビル, 実測対象5階平面図(斜線部が対象空調ゾーン)  
(人員配置, OA機器配置は'89年2月17日のもの)

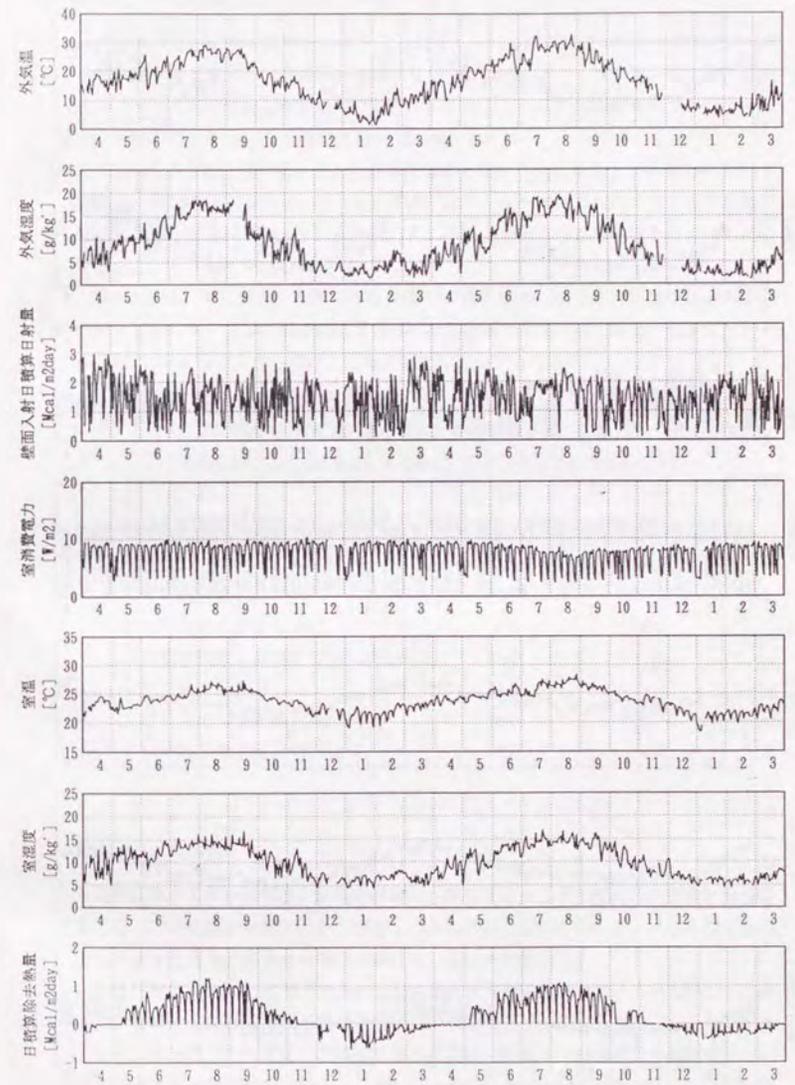


図 2.3: 実測データの変動(日平均値と日積算値, Mビル, '89.4~'91.3)

[月]

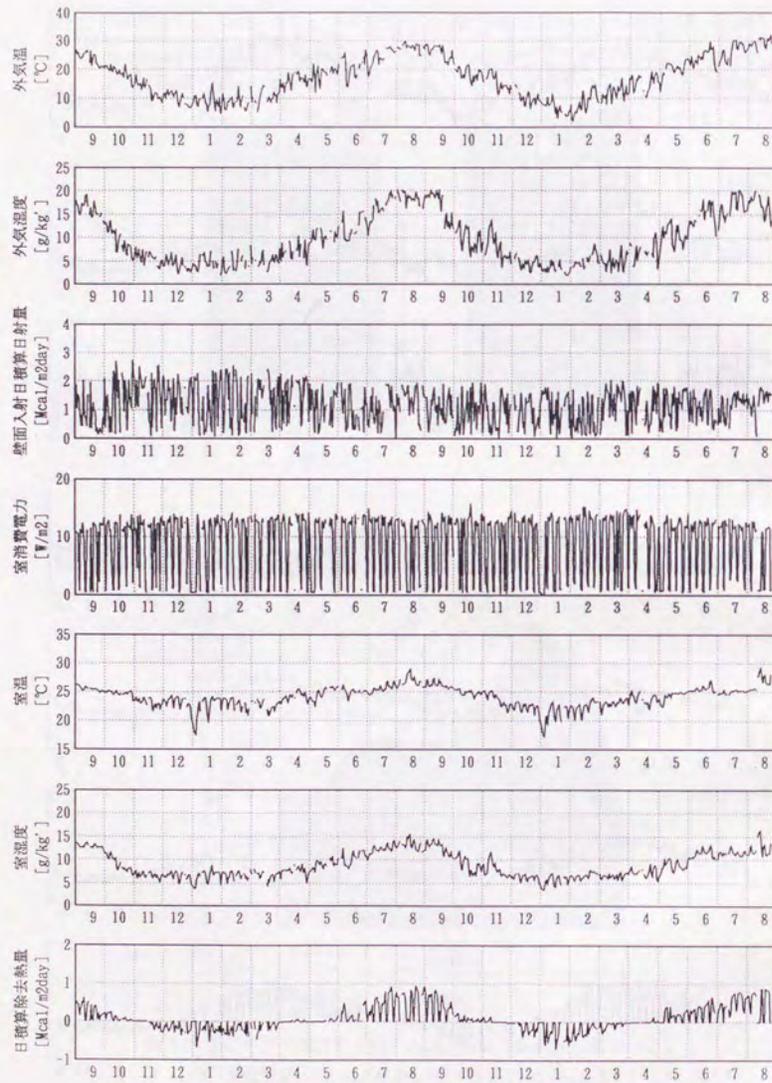


図 2.4: 実測データの変動 (日平均値と日積算値, S ビル, '88.9~'90.8)

2.1.2 外界気象と空調負荷の関係について

空調負荷と、それに影響を及ぼすことが考えられる外界気象要因との関係をみる。空調負荷(除去熱量)は空調機、あるいはファンコイルユニットの出入口水温と流量からコイル負荷を求める。S ビルの場合、エアハンドリングユニットとファンコイルユニットのコイル負荷を合わせたもので検討する。

また、ここでは、日平均、あるいは日積算値を用いて1日単位での検討をおこない、土休日、空調機が稼動しない日は除外する。また、データ採取において、通信異常が発生した日、時系列プロットにより明らかに異常と判断されたデータを含む日も除外する。

表 2.1には、気象要素、室温等の2年間の平均を示す。ここで、集計期間が多少違うが、気温に関しては、都心にあるSビルの方が若干高くなっている。壁面に入射する日射がMビルで大きいのは、平面が南北に長いためである。

表 2.1: 気象要素、室温等の平均  
(気象要素については全日、その他については平日で負荷のある日)

	Mビル	Sビル
所在地	東京都東村山市	東京都中央区
期間	89.4~91.3	88.9~90.8
日平均気温 [°C]	16.6	17.3
日平均絶対湿度 [g/kg]	8.8	9.8
日積算壁面入射日射量 [Mcal/m <sup>2</sup> ]	1.46	1.18
日平均室温 [°C]	24.0	24.4
日平均絶対室温湿度 [g/kg]	10.0	9.3
日平均室消費電力 [W/m <sup>2</sup> ]	8.7	12.6

散布図による検討

気象要因として、外気温、外気絶対湿度、外気エンタルピ、壁面入射平均日射量を考える。2つの建物の散布図を、図 2.5、2.6に示す。これによると、どちらの場合も各気象要素と負荷の関係が非常に類似していることがわかる。

各散布図において、Mビルにおいては、特に大きな非線形性はみられない。Sビルでは、暖房時と冷房時で若干異なる群に分かれるような分布をしている。

まず、外気温、外気湿度との相関は極めて高い。Mビルでは両者とも同程度、Sビルでは外気温との相関がより高い。ただし、図 2.3、2.4でも明らかのように、外気温、外気湿度は、年周期変動成分が卓越しているため、例えば、夏期に限定すれば負荷と

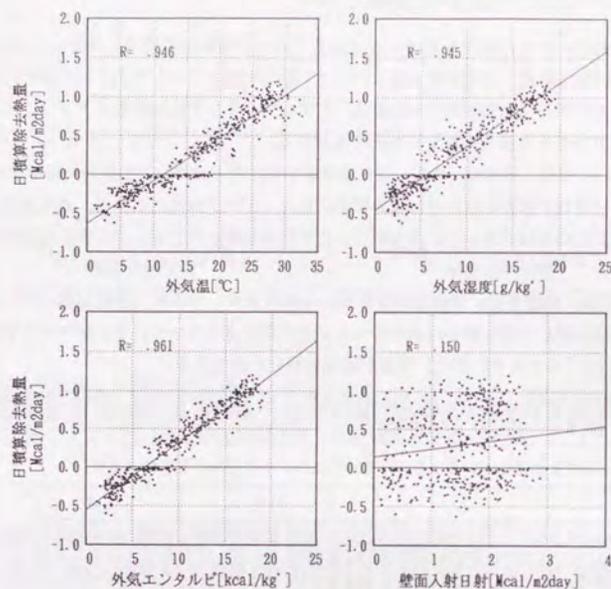


図 2.5: 除去熱量と外界気象の相関

(日平均値, 日積算値による検討, 平日, Mビル, '89.4~'91.3)

の相関は小さくなる。特にMビルの場合では、夏期において、外気温と負荷との相関が低くなっている。ここで、外気エンタルピとの相関をみると、高いエンタルピ値付近(夏期)でも相関が高いため、気温とは独立な湿度変動が影響しているものと考えられる。

外気エンタルピと負荷との相関について、Mビルでは外気温、あるいは外気湿度単独との相関よりも高くなっているが、Sビルでは外気温単独の場合と同等の相関である。

日射に関しては、どちらの建物とも顕著な相関はみられない。日射量は物理的には冷房負荷の増大(窓面透過日射負荷の増大、外壁面SATの上昇による貫流熱負荷の増大等)側に働くはずで、相関係数からも、これに矛盾する結果とはなっていないが、相関は極めて低くなっている。

Mビルでは、自動制御ブラインド内蔵ベンチレーション窓が設置されており、また、

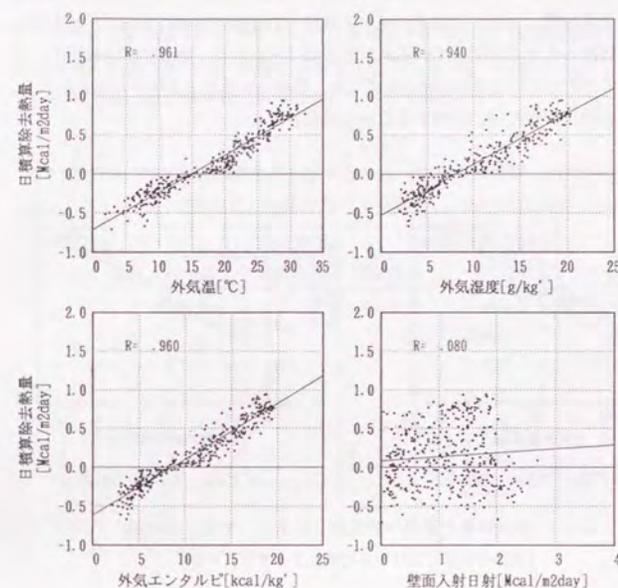


図 2.6: 除去熱量と外界気象の相関

(日平均値, 日積算値による検討, 平日, Sビル, '88.9~'90.8)

Sビルでは南方からのみ日射を受けるようになっている。このような建物の立地条件、ペリメータ負荷に対する処理も日射との相関の低さの一因となっているものと考えられる。

ただし、外気温、外気湿度に比較して、日射の年周期変動成分は卓越しておらず、1年を通して大きな振幅で変動しているため、外気温、外気湿度で表されない負荷成分が、日射によって説明できることも考えられる(特定の季節における負荷との相関等)。これについては、引き続き重回帰分析により検討する。

なお、ファンコイルユニットが設置されているSビルにおいて、ファンコイルユニットの負荷を対象にして、同様の検討を行った結果では、壁面日射との相関係数は0.26と室全体の負荷の場合に比べれば、高い相関となっている。

図2.7には、空調稼働時間帯の平均除去熱量と室内外温度差の平均値との相関を示す。室内外温度差の平均値は空調稼働時のみを対象とし、どちらも1日ごとの集

計が1点に相当する。この散布図は、除去熱量が外気温に対してどのような関係を有するかを、空調時間、室温の影響をのぞいて検討するためのものである。Sビルの冬期で回帰直線から大きくはずれている点があるのは、おもに、数時間だけ暖房し、その他の時刻に停止している場合に相当しており、蓄熱の影響によるものと考えられる。しかし、その他は、特に強い非線形性はみられない。

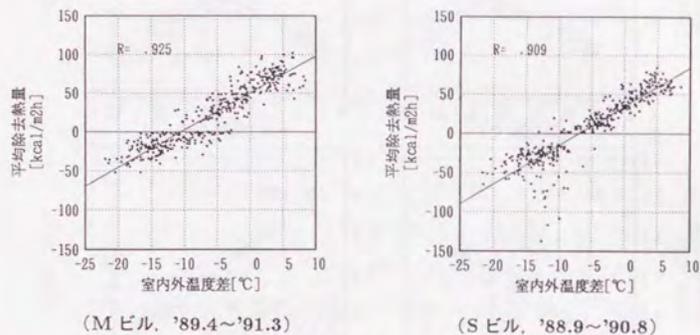


図 2.7: 除去熱量と室内外温度差（外気温-室温）の相関  
（空調時間帯における平均値による検討、平日）

回帰直線の位置は、その建物の熱特性を図る一つの手がかりとなるが、ここで検討した2つの建物において、図2.7の回帰式を示すと、 $Q$ を平均除去熱量[kcal/m²h]、 $\Delta\theta$ を平均室内外温度差（外気温-室温）[°C]として、

$$Q = 4.80(\Delta\theta + 10.5) \quad (\text{Mビル})$$

$$Q = 4.94(\Delta\theta + 6.9) \quad (\text{Sビル})$$

となっており、Mビルの方が負荷が0となる（相対的）外気温が低くなっている。回帰直線の左右方向のずれは、内部発熱、ファン発熱等の装置側の要因、日射に対する影響度の相違などが考えられる。Mビルの方が日射との相関が若干高い傾向が図2.5からみられるが、計測された消費電力からは、特にそのような傾向はみられず（ただし、検討の対象とした領域の消費電力は正確に捕捉していない）、人体発熱等の他の要因が影響したことも考えられる。

また、回帰直線の傾きの違いは、断熱の良否、外気導入方法などが考えられるが、両者の間に大きな違いはみられない。

### 重回帰分析による検討

ここでは同じ期間のデータについて、重回帰分析により、説明変数を複数にした場合に負荷の説明力がどれだけ向上するかをみる（表2.2、2.3）。ここで、説明変数が一つの場合は、先の散布図に示したものと同一である。

表 2.2: 除去熱量を目的変数とした（重）相関係数（Mビル）  
（日平均値、日積算値による検討、'89.4~'91.3）

説明変数			（重）相関係数
外気温	外気湿度	日射量	
○			0.946
	○		0.945
		○	0.150
○	○		0.963
○		○	0.949
	○	○	0.956
○	○	○	0.963

表 2.3: 除去熱量を目的変数とした（重）相関係数（Sビル）  
（日平均値、日積算値による検討、'88.9~'90.8）

説明変数			（重）相関係数
外気温	外気湿度	日射量	
○			0.961
	○		0.940
		○	0.080
○	○		0.967
○		○	0.962
	○	○	0.949
○	○	○	0.967

両ビルとも、外気温と外気湿度の2変数を説明変数とすることによって、前項の外気エンタルピ単独で回帰させた場合と同程度か、それを若干上回る重相関係数となっている。

外気温単独、あるいは外気湿度単独の回帰に対して、これらに日射を説明変数に加

えた場合をみると、外気温の場合にはMビルで0.946→0.949、Sビルで0.961→0.962と重相関係数の増大は非常に小さい。外気湿度の場合には、Mビルで0.945→0.956、Sビルで0.940→0.949と外気温に比べれば日射を説明変数にする効果が現れているが、大きな変化ではない。

さらに、外気温と外気湿度の2つを説明変数とした場合と、これに日射項を付加した場合を比べると、重相関係数は増大していない。

これらのことから、ここで取り上げた2つの建物の対象ゾーンにおいては、実際に除去された日積算の負荷に対する日射の影響は微弱である可能性が高いことがわかる。この原因については、先に述べたペリメータ負荷低減設備の設置、隣接棟の影響の他、ペリメータの空調がインテリアと同一レベルで行われず、日射の影響が負荷としてではなく、ペリメータ温度の上昇という形で現れたことも考えられる。

また、気象要素同士は、例えば図2.8のように、相関をもつので、物理的機構として、日射単体が、負荷にどのような影響を及ぼしているかは判断できない。

さらに、日射の影響は、窓面積の大きさ、対象床面積の大きさ等によっても変わるものと考えられるので、これらを含めて、次節においてシミュレーションにより検討を行うことにする。

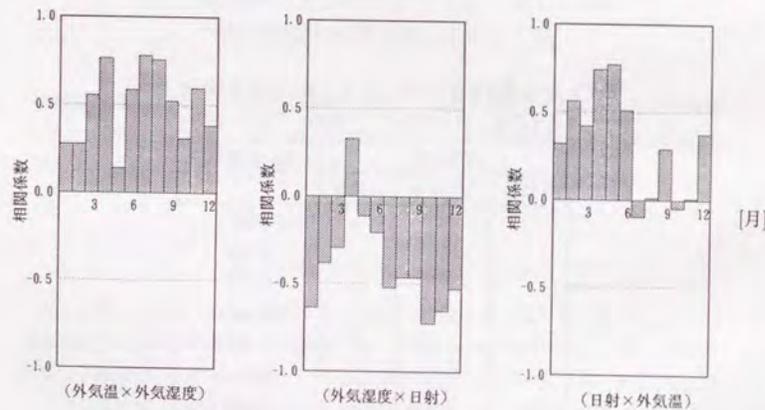


図 2.8: 気象要素間の月別の相関 (Mビル, '89.4~'91.3)  
(気象要素は、日平均気温、日平均絶対湿度、日積算壁面入射平均日射量)

## 2.2 動的熱負荷計算プログラムを用いた検討

空調負荷に及ぼす各要因(外界気象条件等)の影響を定量的に把握するため、動的熱負荷計算プログラム「HASP/ACLD/8501」を用いて負荷を各要因別に分類し、代表的な建物モデルを用いて検討をおこなう。要因別の負荷とは、例えば、「外気温による負荷」ならば、外気温だけを励振させ他の要因は全く励振させなかったときの負荷のことである。

まず、要因別負荷の平均と分散を時刻別に求める。この時刻別負荷の平均(の絶対値)と分散の大小から、負荷を予測する際の各要因の重要度を推定する。すなわち、ある要因による負荷の分散が大きい場合には、たとえ、平均値が0に近くても、その要因を考慮したモデル化をおこなう必要があり、さらにその要因を予測する必要がある。また、負荷の分散が小さく、かつ平均の絶対値も小さいときは、この要因が負荷に与える直接的な影響は無視することができる。これに対して負荷の分散が小さい場合でも、平均の絶対値が大きいときはこの要因を無視することはできず、その要因を考慮したモデル化をおこない、過去の実現値から時刻別に集計して、それを予測値に替えるといった方法をとる必要がある。これらをまとめれば以下のようになる。

- 分散大 → 観測・予測が必要な要因
- 分散小、平均大 → 観測が必要な要因
- 分散小、平均小 → 直接的な影響が無視できる要因

ここで、それぞれの要因の間には相関があるので、例えば、ある要素に起因する負荷が無視できるものであっても、その要素が他の重要な要素を予測するのに有用である場合には、その要素を予測する意義がある。

### 2.2.1 負荷の要因別分類

この章で考えている「要因」とは、負荷に影響を与えるような要素で、かつ時間の経過にしたがって変動していくものことであるが、「HASP」において計算上このような扱いを受けているものは、標準気象データに納められている項目である。すなわち、外気温、外気絶対湿度、法線面直達日射量、水平面天空日射量、雲量、風向、風速の7項目である。しかし、本来内部発熱(照明、人体、機器発熱)も時間によって変動しているものであり、「HASP」では曜日別に固定したスケジュールとして表現されている。また、雲量は外気温、外気湿度とともに長波放射量(夜間放射量)を推定するためのものであるし、風向、風速は外気温度とともに時変パラメータとしての隙間風風量を推定するものである。このような検討から、ここでは負荷に影響を及ぼす要因として以下の項目を考えた。

$\theta_o$	外気温
$x_o$	外気絶対湿度
$I_{D,1}, I_{D,2}, \dots$	壁面 1, 2, ... に入射する直達日射量
$I_{S,1}, I_{S,2}, \dots$	壁面 1, 2, ... に入射する天空日射量
$I_{L,1}, I_{L,2}, \dots$	壁面 1, 2, ... に入射する長波放射量
$Q_L$	照明灯入力
$N_o$	在室人数
$Q_{H,s}$	機器発熱 (顕熱)
$Q_{H,l}$	機器発熱 (潜熱)

ここで、「負荷をそれぞれの要因に分類することが可能」とは時刻  $t$  の負荷  $E(t)$  が、

$$E(t) = f_1(t, \theta_o(t), \theta_o(t-1), \dots) + f_2(t, x_o(t), x_o(t-1), \dots) + f_3(t, I_{D,1}(t), I_{D,1}(t-1), \dots) + f_4(t, I_{D,2}(t), I_{D,2}(t-1), \dots) + \dots \quad (2.1)$$

のように、各要因ごとの関数の和の形に分解できる、ということの意味する。しかし、「HASP」においては以下の点でこの分解が不可能になっている。

- ブラインドの開閉が日射量、人員在室状態に依存しており、これがガラス面の熱貫流率、日射遮蔽係数を変化させ、外気温、日射量起源の負荷を変化させる。そこで例えば、「外気温による負荷」は実は日射、在室者の行動に依存したものになっており、外気温による負荷を純粋に抽出することはできない。
- 換気 (隙間風) による負荷が「隙間法」の場合、隙間風風量は外気温、(+風向、風速) の非線形関数によって表されており、従って隙間風による潜熱負荷 (外気湿度による負荷) は外気温の影響も受けることになって分類が不可能である。
- 昼光利用による照明制御を行う場合、照明発熱量は日射の影響を受けることになり、やはり分類が不可能となる。
- 過負荷の場合、どの要因の負荷が処理されなかったのかは特定できず処理された負荷の分類は不可能である。

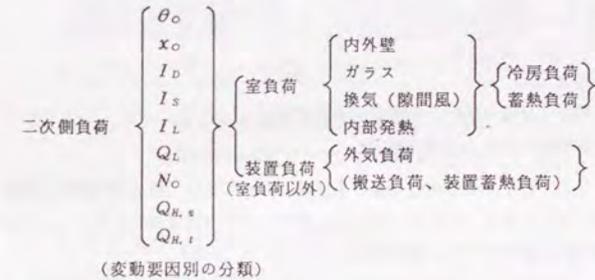
これに対して以下の仮定をおくと、計算上、要因別の分類が可能となる。

- ブラインドの開閉は所与の時変パラメータとみなす。
- 隙間風風量は所与の時変パラメータとみなす。あるいは、「換気回数法」とし、それを 24 時間固定する。
- 照明制御を行わない。
- 過負荷は起きない (装置容量が十分に大きい) もとする。

上記の設定に従えば、全熱負荷 (除去熱量) は各要因に対して線形となる (式 2.1 の  $f_1, f_2, \dots$  がそれぞれ線形となる)。また更に、ブラインドの開閉、隙間風風量を一

定と仮定すれば、冷房負荷 (仮想連続空調負荷) は各要因について時定の線形システムとなる (3章参照)。以下では、この仮定をおくことによって負荷の要因別分類をおこなう。

なお、二次側の負荷は、本来、外界気象にさらされた室側の負荷と、そこへ熱を供給するシステム側の負荷に分けられ、システム側の負荷 (搬送負荷、装置蓄熱負荷等) は上記のような要因に帰着することはできない。しかし、HASP/ACLD (/8001) ではシステム側の負荷として外気負荷しか考えておらず、計算上、室の基準温湿度に対する外気負荷は、外気温と外気湿度に完全に依存するので上記のような要因別分類を考えた。また、室負荷の分類には上で挙げた要因別の分類の他、負荷がどの経路を經過しているかによって分類する方法 (部位別負荷)、あるいは、計算上の分類である冷房負荷と蓄熱負荷に分ける方法があり、これらをまとめると以下ようになる。



(変動要因別の分類)

<負荷の分類>

ここでは、例えば、「外気温による、ガラスを通して発生した、蓄熱負荷」といったように、要因別、部位別、負荷種別の分類を行う。また、装置負荷のうち、外気負荷以外は考えない。

実際の計算方法は、ブラインドの開閉状態、換気回数をそれぞれ固定的に与えただけで、それぞれの要因を単独で入力するようにしてやれば、負荷の変動要因別の分類は行えるが、ここでは、各要因は通常どおり入力してやり、プログラム内部で解析的に負荷を分類するようにする。同時に、部位ごとの負荷にも分類する。具体的には、

- 空調時の設定温湿度に対する冷房負荷を求めるために、基準温湿度を設定温湿度と等しくおく。
- 冷房負荷を各要因、各部位ごとに計算する (熱取得の放射成分の時間遅れ項はそれぞれ別々に記憶する)。
- 蓄熱負荷は各要因、各部位ごとに計算し、空調時はそれぞれの冷房負荷と足し、

さらに、外気温、外気湿度に対しては外気負荷を足すことにより各要因に対する除去熱量を求める。非空調時はそれぞれの要因に対する自然室温、湿度（基準湿度からのずれ）を求め、それぞれの蓄熱負荷を計算しておく。

ところで、「HASP/ACLD/8501」は冷房負荷と蓄熱応答係数のみを計算し、除去熱量の計算は、システムシミュレーションプログラムである「HASP/ACSS/8501」においておこなうようになっているが、ここでは、システムシミュレーションはおこなわず、冷房負荷と蓄熱応答係数から、「HASP/ACLD/8001」と同様のアルゴリズムを用いて除去熱量を計算するようにした。

### 2.2.2 モデル建物と計算条件

計算に用いた建物モデルは滝沢 [19] の標準問題を参考にした。(図 2.9)。

- RC 造, 事務所ビル
- 地下 1 階, 地上 8 階
- 軒高 30.2m
- 基準階床面積: 827m<sup>2</sup>, 事務室床面積: 630m<sup>2</sup>
- 窓面積率…30% (事務室部)

ただし、ここでは、この建物の 5 階の事務室、ホール部分 (図 2.9 斜線部) に限って計算を行うものとする (ただし、別途最上階についての検討はおこなう)。「HASP」に既定値のあるものについては基本的にそれに従う。主な入力データについて以下に示す。

1. 外表面データ…隣棟はないものとする。
2. 部材に関するデータ (室内側から示す、括弧内は部材厚さ mm):
  - 外壁 : 石こう板 (12), 非密閉中空層, スチレン押出発泡板 (25), 普通コンクリート (150), モルタル (20), タイル (8)
  - 外壁 (外梁) : 普通コンクリート (350), モルタル (20), タイル (8)
  - 内壁 : プラスタ (3), モルタル (20), 普通コンクリート (120), モルタル (20), プラスタ (3)
  - 床 : リノリウム (3), モルタル (20), 普通コンクリート (130), 非密閉中空層, 岩綿吸温板 (12)
  - 天井 : 床と同じ (順序は逆)
  - 梁, 柱 : プラスタ (3), モルタル (20), 普通コンクリート
  - 窓ガラス : 吸熱ガラス 8mm 中等色ブラインド付属 (入射日射量 200kcal/m<sup>2</sup>h で制御)
3. 使用スケジュールに関するデータ…図 2.10 参照。  
毎日平日運転をおこなうものとし、また、空調開始時刻は 8 時、空調停止時刻

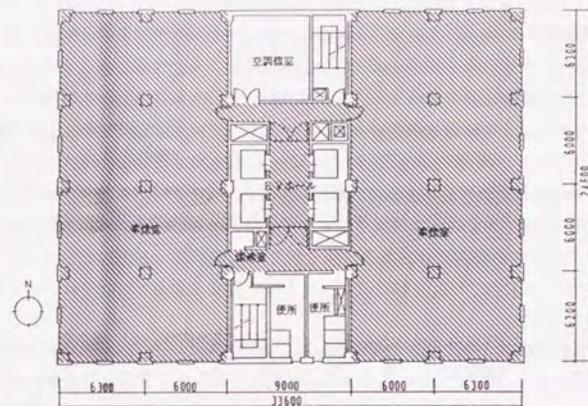


図 2.9: 建物モデル (文献 [19] より)  
(斜線部は本論文で設定した空調対象ゾーン)

は 18 時、室使用開始時刻は 9 時に設定する。

4. 設定温湿度に関するデータ  
8 月: 26℃, 50% 2 月: 23℃, 40%
5. 外気導入に関するデータ  
空調時間帯のみ 3.0m<sup>3</sup>/m<sup>2</sup>h で外気を導入する (全熱交換器はついていないものとする)。室使用開始時刻までは外気カットをおこなう。
6. 隙間風に関するデータ  
換気回数法によるものとし、換気回数は 0.3 回/h とし、これを 24 時間固定する。
7. 内部発熱に関するデータ  
基準発熱量 (使用率 100% のときの発熱量) は、
  - 照明: 蛍光灯, 埋込み式, 事務室部分で 20W/m<sup>2</sup>, ホール部分で 10W/m<sup>2</sup>
  - 人体発熱: 作業強度指数 3 (事務所業務, 軽い歩行), 人数, 事務室部分で 0.2 人/m<sup>2</sup>, ホール部分で 0.03 人/m<sup>2</sup>
  - 機器顕熱発熱: 自然放熱, 事務室部分のみ 15w/m<sup>2</sup>
  - 機器潜熱発熱: なし

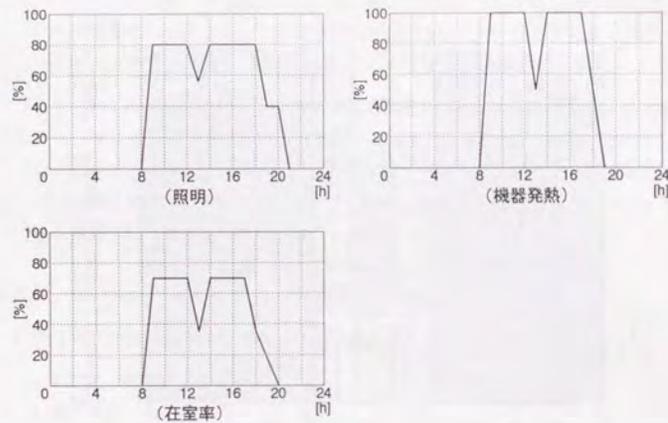


図 2.10: 内部発熱スケジュール

## 8. 装置容量に関するデータ

過負荷とならないように大きくとる。

## 9. 気象データは1981年～1983年の東京大手町(気象庁採取)のデータを用いる。

## 2.2.3 計算結果

## 気象要因の変動

計算に用いた東京大手町の気象データについて、気象要因の平均と標準偏差を時刻別に集計したものを図 2.11 に示す。これらは建物を熱応答システムとみなしたときの入力の変動に相当する。外気温は2月と8月で絶対値は違うが、日変動パターンと分散の大きさは同様である。下向き全放射量(水平面全天日射量+下向き長波放射量)は、8月において大きな変動(振幅)となっている。ただし、実際の負荷に影響を及ぼすのは各壁体に入射する成分なので、8月の方が日射の影響が大きくなるとはいえない。しかし、夏期、冬季とも昼間の分散がかなり大きく、日射量の予測は単にその期間の平均値をもって予測するというような方法では精度が悪くなるのがわかる。外気絶対湿度は夏期、冬季とも日変動はみられない。平均、分散とも8月において大きくなっている。

## 要因別負荷の平均

図 2.12, 2.13 に各要因、各部位ごとに負荷を分類し、その時刻別平均を2月と8月について集計したものを示す。ここで、「冷房負荷」とは、2月の場合なら24時間23℃40% (空調時設定温湿度)を保ち続けたときの負荷であり、また、計算上は蓄熱負荷も24時間計算しているが、ここでは空調時間帯だけ示している。時間軸より下側は暖房負荷側に働いていることを意味し、正側と負側を足すことによって全体の除去熱量が得られる。

2月においては外気温、外気湿度、長波放射による負荷は暖房負荷側であり、他の要因は冷房負荷側である。これに対して、8月では、長波放射を除くすべての要因で冷房負荷となっている。年間を通して内部発熱の占める割合は大きく、また2月では外気温による成分が顕著に大きくなっている。これに対して、8月においては外気温による負荷は外気負荷を合わせても10kcal/m<sup>2</sup>h以下と小さく、2月と比べると負荷に及ぼす平均値としての影響が格段に小さくなっている。日射に関して、2月では、直達日射による負荷が大きく、8月では、逆に天空日射のほうが大きくなっている。入力としての内部発熱は夜間には0となる設定であるが、冷房負荷は0とはならず、特に、照明発熱が原因となる負荷はかなり時間遅れを伴って発生している。長波放射による影響は、どちらの月も非常に小さなものとなっている。

また、空調開始時の蓄熱負荷はかなり大きくなっており、外気湿度、内部発熱の他、2月の外気温による成分が顕著である。外気負荷に関して、この計算では全熱交換器を用いずに3.0[m<sup>3</sup>/m<sup>2</sup>h]で導入するという設定であり、全熱交換器を用いた場合、あるいは導入量を変化させた場合には、交換器効率、導入量に比例してこれらの負荷は増減する。

負荷を部位別にみると、外壁に関しては冬の外気温による負荷以外は小さく、日射による負荷はほとんど窓を通して発生している(窓面積率は事務室部分で30%である)。

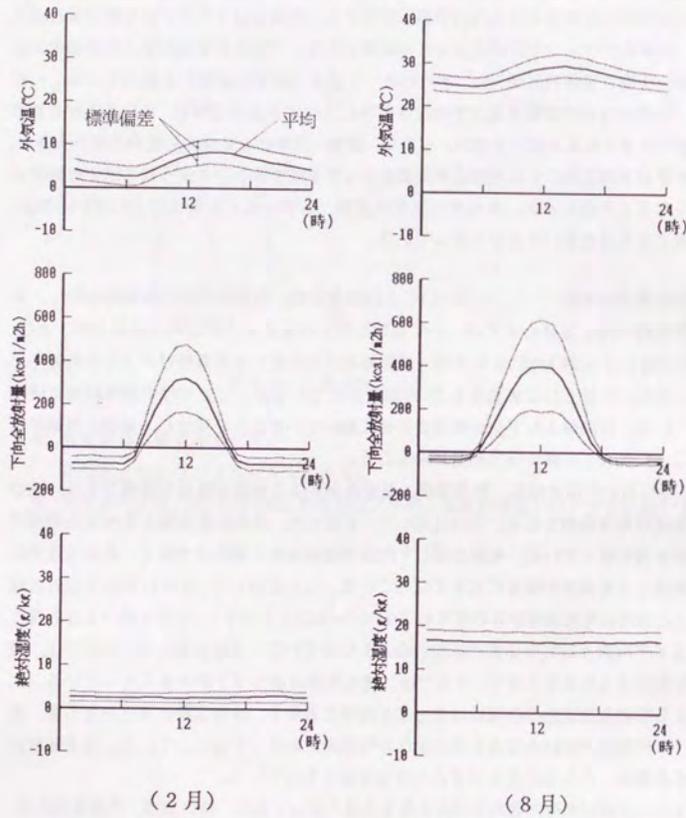


図 2.11: 計算に用いた外界気象変動要因の平均と標準偏差 (東京大手町, 1981~1983)

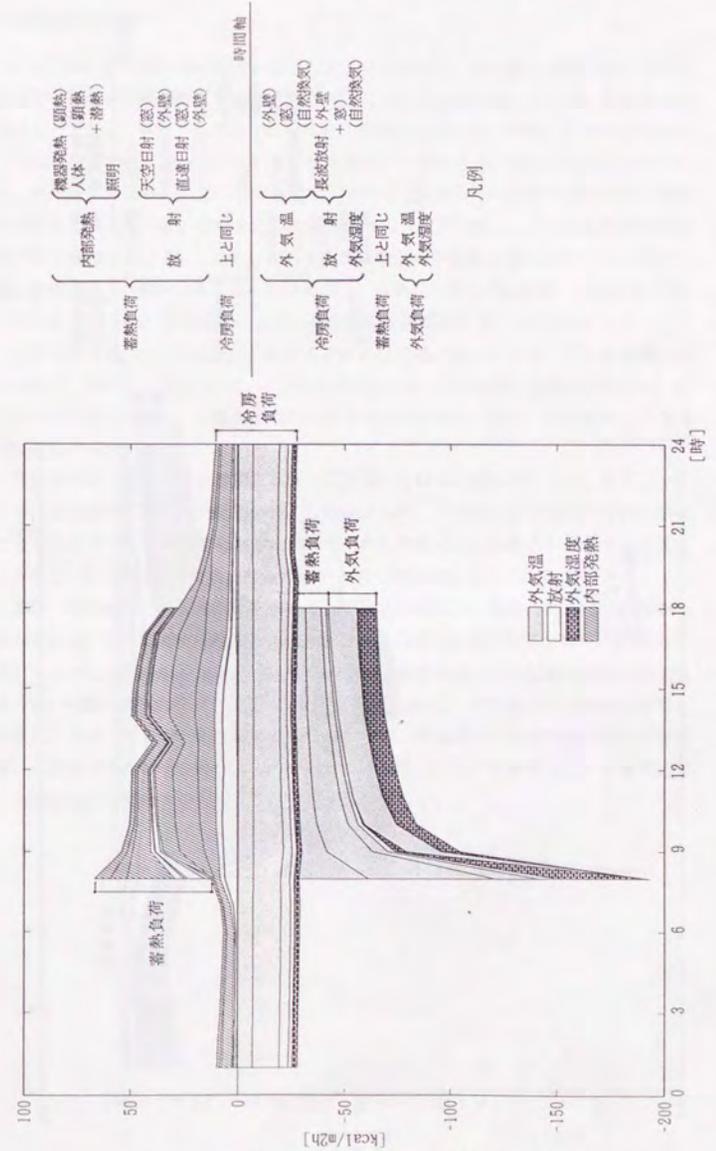


図 2.12: 要因別, 部位別の時刻別平均負荷 (2月)



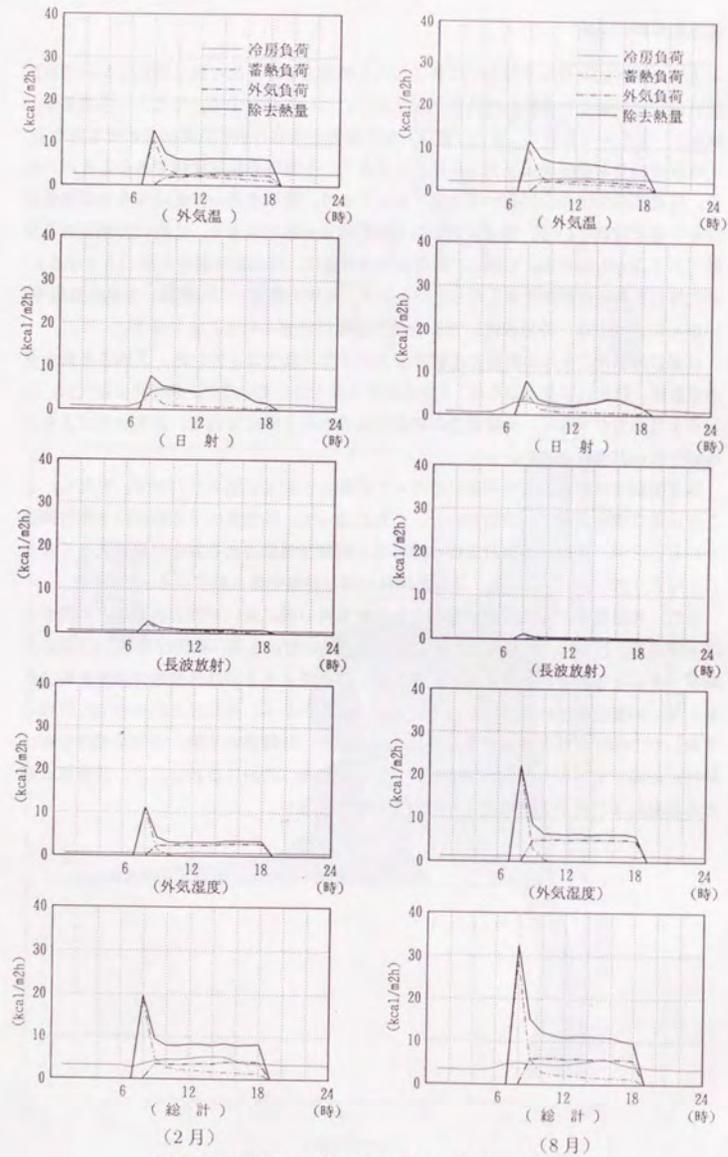


図 2.14: 負荷要因, 負荷項目ごとの時刻別標準偏差

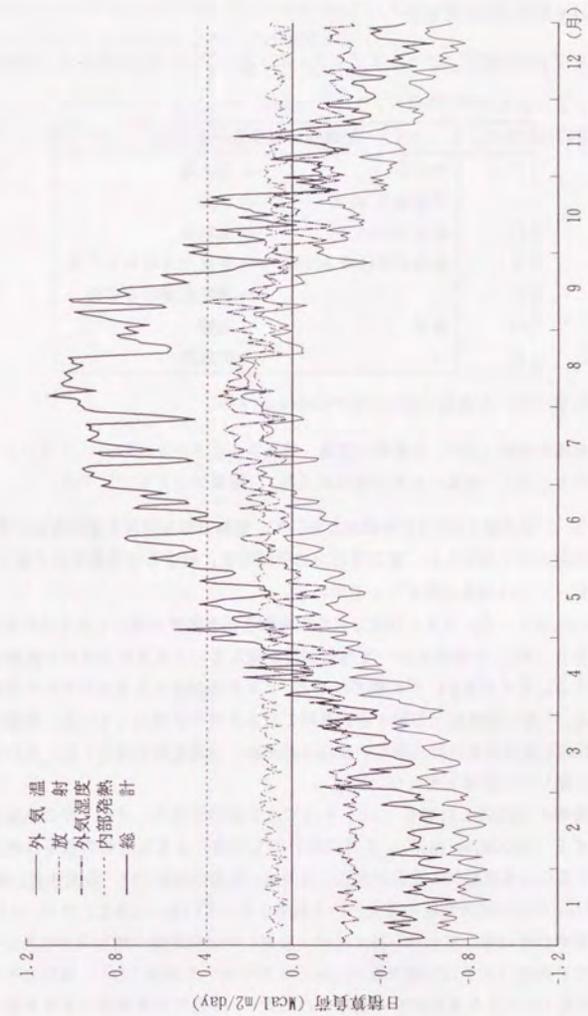


図 2.15: 各要因別日積算負荷の年変動  
(東京標準気象データ, 毎日運転, 設定温湿度は年中 24℃, 50%)

## 計算条件を変えた場合の検討

前項までの計算設定（ケース A とする）のうち以下のものを変化させて検討をおこなう。

ケース	基準ケースからの変更点	
B	中間階	→ 最上階
C	窓面積率 30 %	→ 50%
D	断熱 25mm	→ 無断熱
E	事務室床面積 630m <sup>2</sup>	→ 事務室部のみ 1/2 倍
F	"	→ 事務室部のみ 2 倍
G	東京	→ 札幌
H	"	→ 鹿児島

ケース B で用いた屋根の部材は室内側から示すと、

岩綿吸温板 (12), 非密閉中空層, 普通コンクリート (150), アスファルト (10), 硬質ウレタン発泡板 (25), 軽量コンクリート (60)

ケース E, F では図 2.9 に示す平面図において、事務室部分だけを東西方向に半分 (2 倍) に伸縮させて検討した。事務室部分の外壁面積に対する窓面積率は不変である。ケース G, H では標準気象データを用いる。

図 2.16 に各ケースに対する日積算負荷の平均と標準偏差を集計したものを示す。最上階の場合 (B), 中間階に較べて外皮面積が増えるので外界気象条件の影響をより強く受けるはずであるが、平均値でみると、2 月の外気温による成分でそれが顕著にみられる。8 月では放射 (日射 + 長波放射) による負荷が増加している。分散でみると、2 月の放射であまり変化がない他はそれぞれ、負荷変動が激しくなっている (外気温湿度に関しては計算上変化ない)。

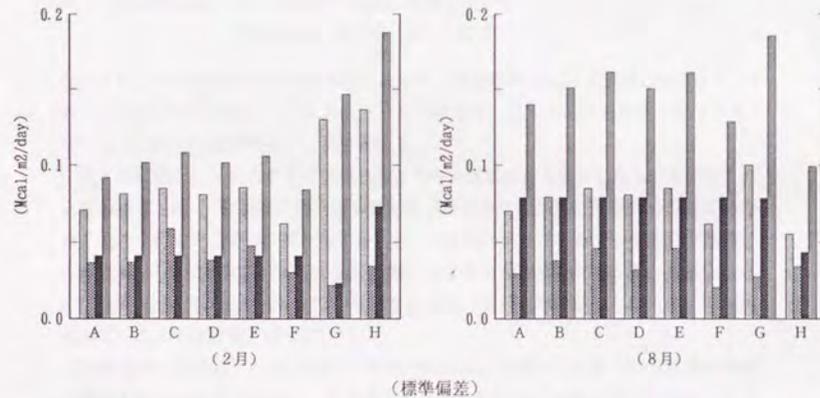
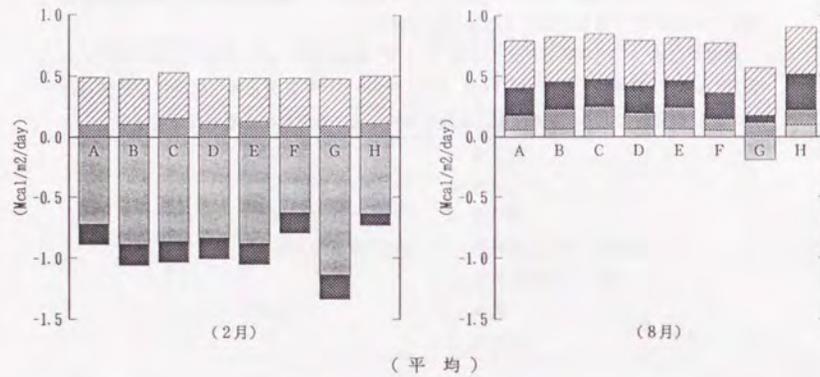
窓面積率を 50% にした場合 (C), 8 月では日射の影響で、多少、除去熱量の平均が増加する (60kcal/m<sup>2</sup>程度)。2 月においても日射による冷房側の負荷は増大するが、外気温による暖房側の負荷が大きく増大し、負荷の総和では、除去熱量は減少し、100kcal/m<sup>2</sup>ほどの暖房負荷の増大という結果となっている。しかし、2 月、8 月とも、負荷の標準偏差は増しており、特に日射 (放射) の負荷変動の増加率が大きい。

外壁の断熱材 (スチレン発泡板 25mm) を取り除いた場合 (D), 負荷の平均でみると、8 月では大きな変化がみられないのに対し、2 月では外気温による負荷が増大している。負荷の変動は季節を問わず、それぞれ若干増大している。

事務室床面積を増減させた場合 (E, F), 床面積全体に占める外皮面積の割合が変化する。この割合は、事務室部分のみで考えると、E では A の 3/2 倍、F では A の 3/4 倍である。それによって気象要因の負荷も、平均、分散ともに増減する。ただし、

計算設定上、換気回数、外気導入量は床面積全体に、ある一定の係数を乗じたものを用いているので、外気湿度による負荷の増減はない。

建物が立地している地方による差異 (G, H) は著しい。データ数が少ないので、分散についての相对比较ができないが、平均について、外気温と外気湿度による負荷成分の違いが顕著であり、札幌では、8 月においても、外気温による負荷は暖房側となっている。



- |  |      |
|--|------|
| A: 基準ケース (中間階、窓面積率30%、<br>外壁断熱、単層ガラス、東京) | 外気温度 |
| B: 最上階                                   | 放射   |
| C: 事務室部窓面積率50%                           | 外気湿度 |
| D: 無断熱                                   | 内部発熱 |
| E: 事務室床面積1/2                             | 総計   |
| F: 事務室床面積2倍                              |      |
| G: 札幌                                    |      |
| H: 鹿児島                                   |      |

図 2.16: 各ケースにおける日積算装置除去熱量の平均と標準偏差

### 2.2.4 実測建物を対象としたシミュレーション

以上のシミュレーションによる検討では、四方が外気に面し、日射も全ての面に当たるものとした。そして、日射が負荷変動に及ぼす影響は、外気温ほどではないにしても、無視できるほど小さくはなっておらず、前節の実測データによる解析とは異なる結果となった。

ここでは、実測値を用いて検討した「Sビル」をモデルに選び、シミュレーションを行う。このビルの特徴は、隣接棟の影響で日射を受ける面が主として南面だけであるということである。

計算の設定は、完全には対応しているわけではないが、Sビルにおける実測データ、設計資料を参考に作成する。

1. 計算対象…図 2.2の斜線部で示した部分 (5階)。
2. 外表面…北西側、北東側は十分に高い建物が隣接しているものとする。南面は隣接棟なしとする。
3. 外壁…普通コンクリート (170mm~200mm)、スチレン発泡板 (25mm)
4. 窓ガラス (南面)…吸熱6mm + 普通6mm, ブラインドなし (本当は、熱線反射ガラスでブラインドも設置されている)
5. 使用スケジュール…毎日平日運転をおこなうものとし、また、空調開始時刻は8時、空調停止時刻は19時に設定する。内部発熱スケジュールに関して、人体発熱は図 2.10の発熱スケジュールを各時刻とも10/7倍したもの (最大で100%とする) とし、照明・機器発熱に関しては、8時から20時まで100%、その他の時刻では0%とする。
6. 設定温湿度…8月: 25℃, 55% 2月: 24℃, 40%
7. 外気導入…空調時間帯のみ 4.7m<sup>3</sup>/m<sup>2</sup>h で外気を導入する (全熱交換器はついていないものとする)。外気カットは行わない。
8. 隙間風…換気回数法によるものとし、換気回数は0.3回/hとし、これを24時間固定する。
9. 内部発熱に関するデータ  
基準発熱量 (使用率100%のときの発熱量) は、
  - 照明: 蛍光灯、埋込み式, 12.5W/m<sup>2</sup>
  - 人体発熱: 作業強度指数3 (事務所業務, 軽い歩行), 10人/室
  - 機器顕熱発熱: 自然放熱, 12.5w/m<sup>2</sup>
  - 機器潜熱発熱: なし
10. 装置容量…過負荷とならないように大きくとる。
11. 気象データは1981年~1983年の東京大手町のデータを用いる。

## 計算結果

図2.17には2月、8月の平均の負荷を示す。このケースでは、大きな窓が南面だけであり、その南面の窓面積率も20%程度であることから、前項の標準ケースに比して2月の外気温、2月、8月の日射による負荷が減少している。なお、断熱材、断熱厚さは標準ケースと同一である。外気導入量については、前項の $3\text{m}^3/\text{m}^2\text{h}$ に対して $4.7\text{m}^3/\text{m}^2\text{h}$  ( $2000\text{m}^3/\text{h}$ )としたため、外気負荷がそれに比例して大きくなっている。

要因別負荷の標準偏差を集計した結果(図2.18)では、外気温について、冷房負荷、蓄熱負荷の分散が前項の標準ケースに比べて減少しているが、外気負荷の分散が増大しており、除去熱量でみると大きな差はない。外気湿度については、外気量の増大が原因となって除去熱量の分散が標準ケースに比べて大きくなっている。負荷の総計(最下段)の除去熱量では、標準ケースとの大きな差はない。

しかし、日射による負荷の分散は前項の標準ケースに比べて格段に小さくなっており、窓面積率、隣接棟の影響により、この建物の実測データにおいて、日射と負荷との相関が外気温、外気湿度に比べて希薄であったことを裏付ける結果となっている。

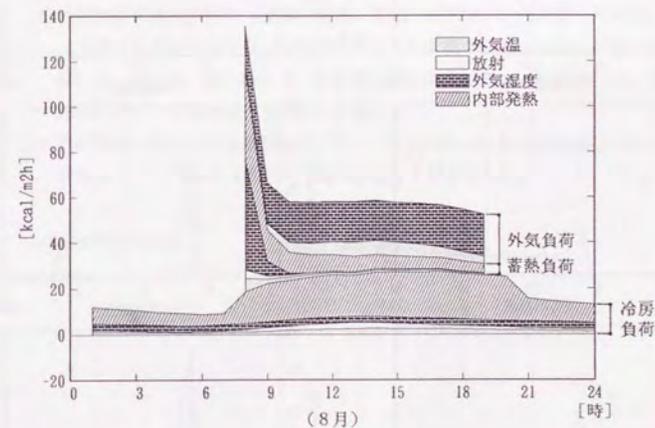
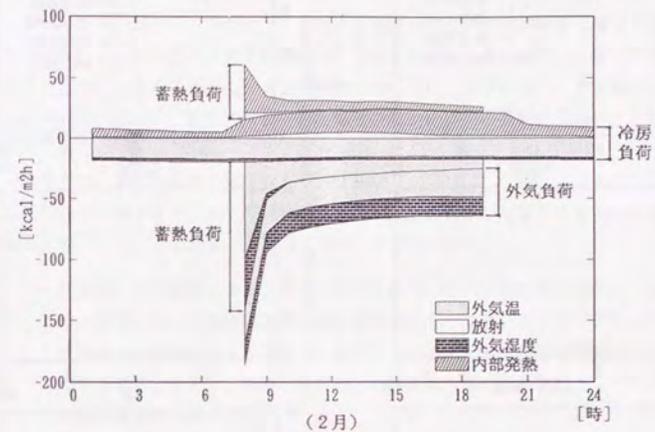


図2.17: 要因別の時刻別平均負荷(Sビル)  
(気象データは東京大手町1981~83年のデータを使用)

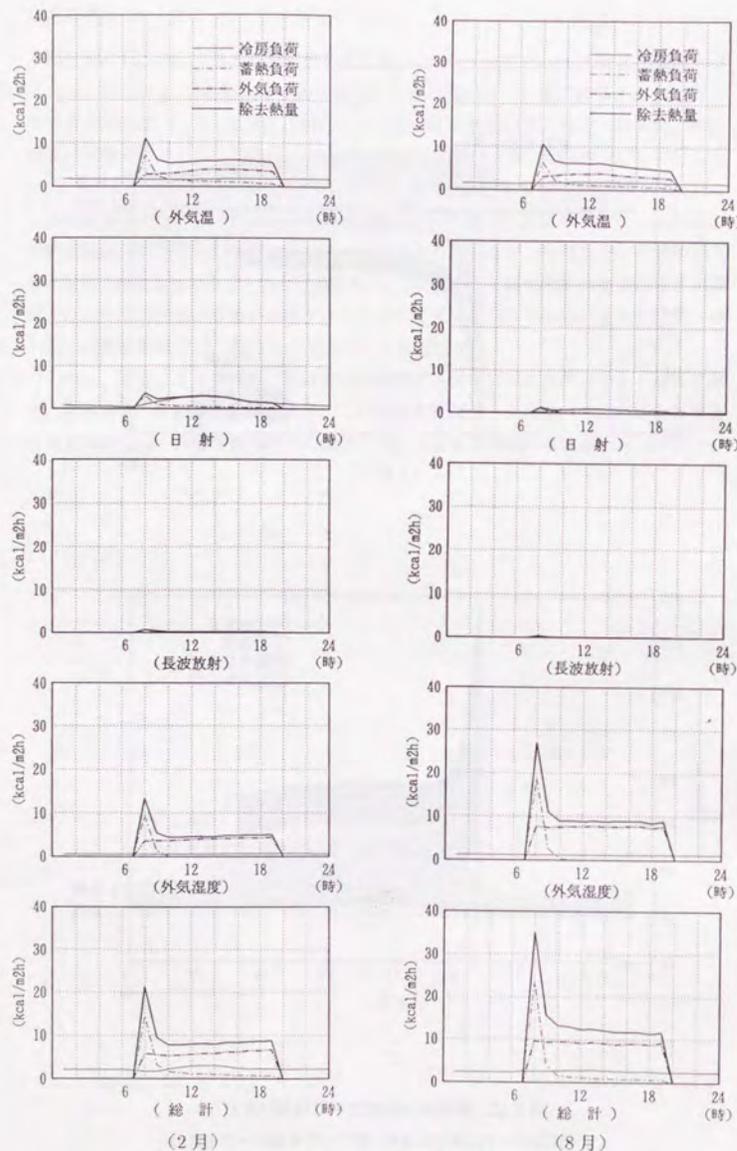


図 2.18: 負荷要因、負荷項目ごとの時刻別標準偏差 (S ビル)  
(気象データは東京大手町 1981~83 年のデータを使用)

## 2.3 まとめ

この章では、前半で、実測データを用いて空調負荷と外界気象変動の関係を概観した。その結果、外気温、外気湿度は空調負荷を左右する大きな要因であることを確認するとともに、ここで検討した2つの建物については、日単位のデータで検討した限りにおいて、日射が、実際に除去された熱量の変動に与える影響は小さいことが明らかになった。

後半では、動的熱負荷計算プログラム「HASP / ACLD / 8501」を用いて代表的と思われる建物モデルに対して計算をおこない、空調負荷に及ぼす各要因の影響を定量的に検討した。その結果、以下のようなことが分かった。

- 外気温、外気湿度による負荷は変動が大きく、特に、外気導入量が多い場合には、夏期において湿度による負荷の変動が大きくなる。そこで、これらの成分を考慮した予測モデルを作ることが望ましい。また、これらを予測する手法も必要となる。ただし、外壁・窓ガラスの断熱性、外気制御等によってこれらの要因の重要度は変化する。
- 日射による負荷の変動は外気温、夏期の外気湿度による負荷ほど大きくはないが、窓積率、対象としている床面積に対する外皮面積の大きさ、隣接棟等によってその影響度は変化する。建物によっては無視できない影響を及ぼす。
- 長波放射による負荷は、東京の場合、夏期、冬季にかかわらず、平均値、分散とも微小なものであった。床面積に対して窓積率が大きい、外壁が熱的に軽い、その他、最上階など、外界条件に左右されやすい室を除けば、事務所建物においては無視できる可能性が高い。
- 内部発熱が負荷に占める割合は大きく、変動は小さいものと仮定しても、実測をおこない、これを負荷予測に組み込むことが望ましい。

## 空調負荷のモデル化

予測用の動的な空調負荷モデルを構成する方法について述べる。なお、ここで考える空調負荷モデルは、外界気象条件等が既に分かっている場合に負荷がどのように発生するかを考えるものである。すなわち、最終的な負荷予測のためには別途、負荷を説明する変数（外気温、外気湿度等）を予測する必要がある。

### 3.1 空調負荷モデルに関する既往の研究と本研究の立場

建物の空調負荷が発生する機構を表現するモデルを、その用途の違いから、以下のように分類する。

1. 建物の設計段階において、設備の容量の決定、省エネルギー性の検討といった目的のために負荷を推定するというもので、この場合は、建物の熱的特性は部位ごとの物性値を最初に与えて、そこから負荷を計算（シミュレート）する。
2. 既に存在している建物の熱的特性を把握するために用いられるモデル。この場合、推定の対象となる特性値を未知パラメータとしてモデルを構成し、説明変数（システムモデルの入力）と目的変数（システムモデルの出力）を実測し、モデル式が最も良く当てはまるように未知パラメータ（熱的特性値）を決定する場合が多い。
3. 既に存在している建物の空調システムを予測制御するために用いられるモデル。この場合も、通常、予測精度向上の目的で、2.と同様、モデル式の（予測）誤差が最も小さくなるようにモデルパラメータのあてはめをおこなう。

1.は、まだ建物が竣工していないのに対して、2., 3.は負荷に関係する建物内外の諸要因の計測を行える点が特徴である。また、2., 3.は、共にモデルパラメータのあてはめをおこなうが、2.では熱的特性を表すパラメータ推定値を求めること自体に意味があるので、モデル式は物理的に意味のあるものでなければならず、また、実測にあたっては、高い精度で推定が行えるように、多くの計測点を設けたり、意図的に操作入力を変動させる、といったことを行う。

これに対して3.ではモデルが必ずしも物理的な見地から作られている必要はない。また、日常の空調運転制御を行いながらパラメータ推定をすることになるので、実測データも比較的容易に入手されるものに限られ、また、操作入力(例えば室に供給される熱量)を自由に変動させることも難しい。

ここでは、本研究と関連の深い2.と3.の立場に立った研究について述べる。

#### 熱的特性を推定するためのモデル

これは、2.の立場を取るモデルである。松尾[20]や永村[21]は住宅の熱的性能、空調システムの性能評価をおこなう目的で、前田[22]の室温変動理論(基本的に応答係数法と同様な手法であるが、外気温等の外乱と室供給熱を入力、室温を出力と考える)を用いて熱応答をモデル化している。

松尾は、同定の際には、説明変数と目的変数の間の「非因果的従属関係」を断ち切ることが効果的であるとしている。すなわち、同定の対象となっている部屋の室温と隣室温が同じ様な変動をしている場合には、隣室の室温変動が対象室温に与える影響を精度良く同定するのは困難であり、積極的に隣室温を変動させることにより推定精度を向上させることができた、としている。また、方位別日射量の影響がうまく同定されなかったとし、その原因として、各方位の日射量の間の線形独立性に問題があったもの、としている。

永村は、この問題を解析的に実現する方法を示している。すなわち、説明変数データ行列(ヤコビアンマトリクス)と推定パラメータベクトルに直交行列を用いた線形変換を施し、説明変数間の相関をなくし、さらに、寄与の小さい外乱を無視することによって推定精度の向上を図っている。

奥山[23]は熱回路網の概念に従い、任意の形状をもつ建築躯体(連続体)をまず最初いくつかの点に代表させ、熱容量をその点に凝集させ、熱容量体相互の伝熱は定常とみなすことによって、連続時間の状態方程式を導いてモデル化をおこなっている。このモデルを住宅の多数室換気量の推定、壁面と室の間の熱コンダクタンスの推定等に用いている。

その他、システムの応答を $z$ 変換領域でとらえ、この関数を有理多項式(パルス伝達関数)によって表現し、これを用いて離散時間モデルを導いたもの(文献[24, 25, 26]等)がある。これは、応答係数法と同じくシステムの入出力のみに着目した方法であり、単純な畳み込みによる応答係数法との主な違いは、システムの応答を過去の入力だけで説明するだけでなく、過去の応答自身によって回帰的に説明することによって、パラメータの数を減少させつつ応答を表現できる、という点である。しかし、応答係数法においても項別公比法[27]、固定公比法[28]を用いることによって同様に検約表現が可能であり、この場合、両者は計算上、等価なモデルとして定式化される。これらの研究も、住宅の熱特性の把握を目的としている。

いずれの研究においても、実測にあたっては、意図的に室温を変動させる操作、すきま風をなくす処理、日射の入射・遮蔽を意図的に制御する、等の能動的な環境操作がなされており、比較的短期間の実測データを用いている。

#### 負荷予測のためのモデル

これは3.の立場をとるモデルである。この型のモデルについては、1章に記載したので省略するが、特徴的なのは物理的な解釈にはよらず、負荷と関係が深いとみなされる要因を説明変数として、それぞれの時刻の負荷を回帰モデルによって説明したものが多く、ということである。

予測用のモデルの場合、得られる実測値の種類に制限があること、推定精度向上のための能動的な環境操作が困難なことなどから、あまり複雑なモデルを構成しても、パラメータの同定は難しく、一般に単純なモデルになっている。

本研究におけるモデルにおいても、日常の空調運転制御を行いながらパラメータ推定を行うことになるので、建物熱特性の把握を正確に行うのは困難である可能性もあるが、入居前、長期休暇等の不確定要因の小さい状況において、より詳細な計測、あるいは同定を容易にする環境操作が行える可能性を考慮して、物理的解釈に基づいたモデル化を行う。また、通常の運転状態によって生じる負荷を予測するだけでなく、躯体の蓄熱を考慮して最適な空調運転スケジュールを決定したい場合には物理的観点からのモデル化が有利である。

本研究では、応答係数法にみられる、離散時間の畳み込み法によるモデル化をおこない、このモデルに、ある仮定を設けて簡略化する。そのときの入力、例えば外気温変動であり、また、出力は、室内に流入する熱量である。

実際のモデル化にあたっては、応答係数法を用いた事務所ビル負荷計算の代表的プログラム、HASP/ACLDを取り上げ、これを規範モデルとし、その入出力関係に着目して同定が可能な簡略モデルを導く。ここで、入出力関係はパルス伝達関数によって表示するものとする。

## 3.2 $z$ 変換と伝達関数

この節では、予測モデルの導出にあたって用いられる $z$ 変換とパルス伝達関数の概念について簡単に述べることにする。これは、離散線形システムの入出力関係を少数のパラメータで表現する方法である。

## z 変換

離散時間過程  $f(kT)$  ( $k = 0, 1, \dots$ ) の z 変換は以下のように定義される。

$$F(z) = \sum_{k=0}^{\infty} f(kT)z^{-k} \quad (\text{サンプル時間} = T) \quad (3.1)$$

## z 変換領域における離散線形システムの表現

## (1) パルス伝達関数

インパルス応答が  $h_j$  ( $j = 0, 1, \dots$ ) で表される時、すなわち入出力が、

$$y(t) = \sum_{k=0}^{\infty} h_k x(t-k) \quad (3.2)$$

で表される時、入力、インパルス応答系列、出力、それぞれの z 変換を大文字で表わすことにすれば、

$$Y(z) = H(z)X(z) \quad (3.3)$$

という関係式が成立する。

伝達関数  $H(z)$  が有理多項式で表される時、即ち、

$$H(z) = \frac{B(z)}{A(z)} = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_n z^{-n}}{1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_m z^{-m}} \quad (3.4)$$

の時、式 3.3 を実時間領域に変換したものは、

$$y(t) = -\sum_{i=1}^m a_i y(t-i) + \sum_{i=0}^n b_i x(t-i) \quad (3.5)$$

となる。なお、式 3.3 のかわりに、

$$y(t) = H(z)x(t) \quad (3.6)$$

という表記を用いるが、これは、式 3.5 を表すことにする。また、式 3.4 の  $H(z)$  は、 $z^{-1}$  の多項式の割り算になっていることから、 $H(z)$  のかわりに  $H(z^{-1})$  と書くこともある。

## (2) システムの結合

いま、入力が同一の、二つの線形システム、

$$\begin{aligned} Y_1(z) &= H_1(z)X(z) \\ Y_2(z) &= H_2(z)X(z) \end{aligned} \quad (3.7)$$

を考える。この二つのシステムの出力の和  $Y(z)$  は、

$$\begin{aligned} Y(z) &= Y_1(z) + Y_2(z) \\ &= (H_1(z) + H_2(z)) \cdot X(z) \end{aligned} \quad (3.8)$$

と表される。すなわち、システムを並列に結合したときの伝達関数は、両者の伝達関数の和になる (図 3.1)。

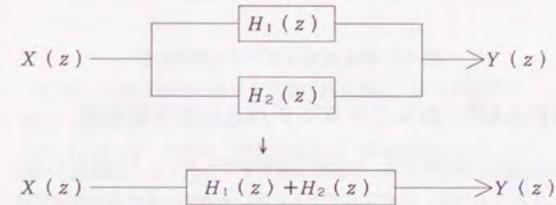


図 3.1: 離散線形システムの並列結合

また、1つのシステムの出力が他のシステムの入力となっている2つのシステム、

$$\begin{aligned} Y_1(z) &= H_1(z)X(z) \\ Y_2(z) &= H_2(z)Y_1(z) \end{aligned} \quad (3.9)$$

を考えたとき、2つめのシステムの出力は、

$$Y_2(z) = H_2(z) \cdot H_1(z) \cdot X(z) = H_1(z) \cdot H_2(z) \cdot X(z) \quad (3.10)$$

となる。すなわち、システムを直列に結合したときの伝達関数は、両者の伝達関数の積になる (図 3.2)。

## (3) システムの安定性

システムの伝達関数が式 3.4 で表される時、有界の入力系列に対して出力も有界となる条件 (安定条件) は、z に関する方程式、

$$A(z) = 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_m z^{-m} = 0 \quad (3.11)$$

の根 (複素根を含む) のすべての大きさが、1 より小さくなることである。

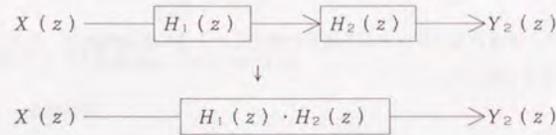


図 3.2: 離散線形システムの直列結合

### 3.3 「HASP」のシステムモデルとしての再構成

前述したように、本研究では、動的熱負荷計算プログラム「HASP/ACLD」を規範モデルとしてとりあげる。このプログラムに用いられている応答係数法では、伝熱部位（外壁、内壁等）、あるいは伝熱形態（すきま風）ごとに室内に流入する熱量（冷房負荷）を算出し、これと室温、室湿度の励振による室外への流出熱と、空調装置による室供給熱との熱収支から、設定温湿度に対する熱負荷、あるいは非空調時の自然温湿度を計算している。

ここでは、まず、このプログラムにおいて、それぞれの伝熱部位、伝熱形態ごとに、何が入力（励振）で何が出力であるのか、また、それらの出力が、別のどのようなシステムに入力されて、最終的な除去熱量となるかを確認する。その後、このシステム構造を、より入出力関係が単純なシステムとして再構成することにより、予測用のモデルを導出する。

HASP（/ACLD/8001）では装置除去熱量を冷房負荷、蓄熱負荷、外気負荷の3つの負荷成分の和と考えている。

$$E_s(t) = L_{C,s}(t) + L_{S,s}(t) + C_a \rho_a V_o(t)(\theta_o(t) - \theta_R(t)) \quad (3.12)$$

$$E_l(t) = L_{C,l}(t) + L_{S,l}(t) + r_w \rho_a V_o(t)(x_o(t) - x_R(t)) \quad (3.13)$$

ただし、

下添字の's', 'l' : 顕熱, '潜熱'

$E, L_C, L_S$  : 除去熱量, 冷房負荷, 蓄熱負荷（瞬時成分も含む）

$C_a$  : 湿り空気の比熱

$r_w$  : 水の蒸発熱

$\rho_a$  : 湿り空気の密度

$V_o$  : 外気導入量

以下では、このうち、冷房負荷（この章では基準温湿度を0とおく）と蓄熱負荷について検討する。

#### 3.3.1 部位（負荷要因）ごとの冷房負荷発生サブシステム

「HASP」では、伝熱部位や伝熱形態ごとに熱取得を求めて、その総和を計算し、そのうち放射成分の熱取得を再び重み係数で畳み込み、全体の冷房負荷を計算する。

ここでは、その部位・伝熱形態ごとの熱取得と全体の冷房負荷の計算法（ACLD/8501）をシステムの入出力に着目しながら検討することにする（図 3.4～3.6）。

外壁

入力 EXEC : 該当方位の相当外気温度（外気温 $\theta_o$ 、該当方位の日射 I、長波放射  $I_L$  の線形結合）

出力 ACC1, ACC2 : 熱取得（顕熱対流成分、顕熱放射成分）

システム :

$$ACC1(t) = F_C(Q_1(t) + Q_2(t) + P_0 \cdot EXEC(t)) \quad (3.14)$$

$$ACC2(t) = F_R(Q_1(t) + Q_2(t) + P_0 \cdot EXEC(t)) \quad (3.15)$$

$$Q_1(t+1) = R_1 Q_1(t) + P_1 \cdot EXEC(t) \quad (3.16)$$

$$Q_2(t+1) = R_2 Q_2(t) + P_2 \cdot EXEC(t) \quad (3.17)$$

ここで、 $Q_1, Q_2$ は時間遅れを伴って熱取得となる成分、 $F_C, F_R$ は部材によらない定数（熱取得を対流成分と放射成分に分割する比率を表し、プログラムを通じて一定）、 $P_0, P_1, P_2, R_1, R_2$ は部材による定数である。式 3.16, 3.17は、次のステップのための計算である。

3.2節で述べた、パルス伝達関数を用いて、式 3.16を表せば、

$$Q_1(t) = \frac{P_1 z^{-1}}{1 - R_1 z^{-1}} \cdot EXEC(t) \quad (3.18)$$

となる（1ステップずらしている）。 $Q_2$ についても同様であり、外壁ごとの負荷は図 3.4に示すようなシステム構造によって発生する。なお、このシステムの特性は部材構成によって異なり、また、方位によって、入力が異なる。そこで、外壁全体から室に流入する熱取得を計算するには、個々の外壁サブシステムの出力を並列に結合する必要がある。

## 窓ガラス

## a. システム1

入力 EXEC: 該方位の相当外気温度 (日射成分を除く,  
 $\theta_0$ と該方位の  $I_L$ の線形結合)

出力 ACC1, ACC2: 熱取得 (顕熱対流成分, 顕熱放射成分)

システム:

$$ACC1(t) = F_C \cdot KA \cdot EXEC(t) \quad (3.19)$$

$$ACC2(t) = F_R \cdot KA \cdot EXEC(t) \quad (3.20)$$

ただし,  $KA$  は部材, ブラインドの開閉によって異なる時変数 (熱貫流率 $\times$ 面積)。

## b. システム2

入力 EXEC: 該方位に入射する日射  $I$

出力 ACC1, ACC2: 熱取得 (顕熱対流成分, 顕熱放射成分)

システム:

$$ACC1(t) = SCC \cdot A_w \cdot \bar{g} \cdot EXEC(t) \quad (3.21)$$

$$ACC2(t) = SCR \cdot A_w \cdot \bar{g} \cdot EXEC(t) \quad (3.22)$$

ただし,  $SCC$ ,  $SCR$  は部材, ブラインドの開閉によって異なる時変数 (基準となる標準日射熱取得に対する日射遮蔽係数),  $A_w$  は部材によって異なる定数 (窓面積),  $\bar{g}$  は定数 (散乱日射に対する日射取得率で標準日射熱取得を与える)。ここで, HASP では, もともと, 直達日射と散乱日射を別に考えているが, 直達日射量の日射取得率 (壁面の法線と太陽のなす角  $\theta$  の関数) を  $\bar{g} \sin \theta$  と仮定しなおすと, 壁面に入射する全日射量をサブシステムの入力と考えることができるので, このような仮定をおく (図 3.3)。

このサブシステムも部材ごとに区別しなければならず, また, 方位によって入力は異なる。また, 各窓ガラスごとの熱取得は, 上記システム1とシステム2の出力の和となる。時間遅れを伴って熱取得となる成分はないが, システムはブラインドの開閉による時変性を持っている。

## 隙間風

## a. 顕熱成分

入力 EXEC:  $\theta_0$  (外気温)

出力 ACC1: 熱取得 (顕熱対流成分)

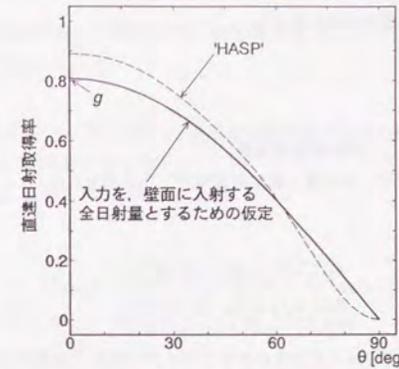


図 3.3: 壁面の法線と太陽のなす角  $\theta$  と日射取得率の関係

システム:

$$ACC1(t) = C_a \rho_a V_f \cdot EXEC(t) \quad (3.23)$$

## b. 潜熱成分

入力 EXEC:  $x_0$  (外気絶対湿度)

出力 ACC3: 熱取得 (潜熱)

システム:

$$ACC3(t) = r_w \rho_a V_f \cdot EXEC(t) \quad (3.24)$$

ここで,  $V_f$  は隙間風風量で, 隙間法による場合, 方位, 風向, 風速, 外気温等によって異なる時変数である。そこで, 実際には外気温に関して非線形となっている。換気回数法の場合は  $V_f$  は時定数となる (ただし外面圧力が負になるときは換気量が 0 となる)。動的な遅れはない。

## 照明発熱

入力 EXEC:  $Q_L$  (照明灯入力)

出力 ACC1, ACC2: 熱取得 (顕熱対流成分, 顕熱放射成分)

システム:

$$ACC1(t) = F_C(Q_4(t) + Q_5(t) + P_3 \cdot EXEC(t)) \quad (3.25)$$

$$ACC2(t) = F_R(Q_4(t) + Q_5(t) + P_3 \cdot EXEC(t)) \quad (3.26)$$

$$Q_4(t+1) = R_4 Q_4(t) + P_4 \cdot EXEC(t) \quad (3.27)$$

$$Q_5(t+1) = R_5 Q_5(t) + P_5 \cdot EXEC(t) \quad (3.28)$$

外壁サブシステムと構造は同一で、パラメータ  $P, R$  の相違のみがある。(但し、器具形式の違いにより項数の低減がある)。

#### 機器発熱

##### a. 顕熱成分

入力  $EXEC: Q_{H,s}$  (顕熱機器発熱量)

出力  $ACC1, ACC2$ : 熱取得 (顕熱対流成分, 顕熱放射成分)

システム:

$$ACC1(t) = F_C \cdot EXEC(t) \quad (3.29)$$

$$ACC2(t) = F_R \cdot EXEC(t) \quad (3.30)$$

ただし、強制放熱の場合は入力そのまますべて対流成分の熱取得となる。

##### b. 潜熱成分

入力  $EXEC: Q_{H,l}$  (潜熱機器発熱量)

出力  $ACC3$ : 熱取得 (潜熱)

システム:

$$ACC3(t) = EXEC(t) \quad (3.31)$$

潜熱機器発熱に関しては、入力そのまま出力となる。

#### 人体発熱

##### a. 顕熱成分

入力  $EXEC$ : 人体の顕熱発熱量 (在室人数  $N_o$  の  $f_1$  倍)

$f_1$  (1人あたりの顕熱発熱量) は作業強度, 室温等によって異なるが HASP ではこれを時定数として扱っている。

出力  $ACC1, ACC2$ : 熱取得 (顕熱対流成分, 顕熱放射成分)

システム:

$$ACC1(t) = F_C \cdot EXEC(t) \quad (3.32)$$

$$ACC2(t) = F_R \cdot EXEC(t) \quad (3.33)$$

##### b. 潜熱成分

入力  $EXEC$ : 人体の潜熱発熱量 ( $N_o$  の定数倍)

出力  $ACC3$ : 熱取得 (潜熱)

システム:

$$ACC3(t) = EXEC(t) \quad (3.34)$$

#### スペース全体の冷房負荷計算

室全体の冷房負荷は、上述の各項目の熱取得 ( $ACC1, ACC2, ACC3$ ) の総和を入力として、計算される。

##### a. 顕熱成分

入力  $EXEC: ACC1, ACC2$  (各部位の熱取得の総和 (顕熱対流成分, 顕熱放射成分))

出力  $L_{C,s}$ : 冷房負荷 (顕熱)

システム:

$$L_{C,s}(t) = ACC1(t) + Q_7(t) + P_6 \cdot ACC2(t) \quad (3.35)$$

$$Q_7(t+1) = R_7 Q_7(t) + P_7 \cdot ACC2(t) \quad (3.36)$$

##### b. 潜熱成分

入力  $EXEC: ACC3$  (各部位の熱取得 (潜熱) の総和)

出力  $L_{C,l}$ : 冷房負荷 (潜熱)

システム:

$$L_{C,l}(t) = ACC3(t) \quad (3.37)$$

各部位の熱取得の総和のうち、顕熱の放射成分に限り、再び重み係数による畳込みが行われ、他の熱取得との和が冷房負荷となる。

3.3.2 蓄熱負荷発生サブシステム

HASP / ACLD / 8501 の蓄熱負荷計算法は以下のものである (図 3.7 参照)。

a. 顕熱成分

入力 EXEC:  $\theta_R$  (室温)

出力  $L_{S,s}$ : 蓄熱負荷 (顕熱, 瞬時成分も含む)

システム:

$$L_{S,s}(t) = Q_9(t) + Q_{10}(t) + P_8 \cdot EXEC(t) \quad (3.38)$$

$$Q_9(t+1) = R_9 Q_9(t) + P_9 \cdot EXEC(t) \quad (3.39)$$

$$Q_{10}(t+1) = R_{10} Q_{10}(t) + P_{10} \cdot EXEC(t) \quad (3.40)$$

b. 潜熱成分

入力 EXEC:  $x_R$  (室絶対湿度)

出力  $L_{S,l}$ : 蓄熱負荷 (潜熱, 瞬時成分も含む)

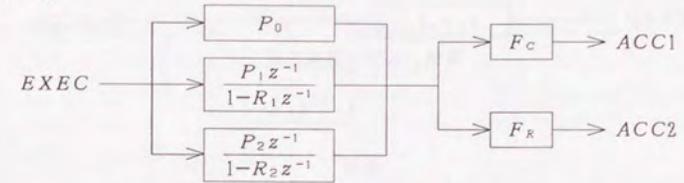
システム:

$$L_{S,l} = Q_{12}(t) + P_{11} \cdot EXEC(t) \quad (3.41)$$

$$Q_{12}(t+1) = R_{12} Q_{12}(t) + P_{12} \cdot EXEC(t) \quad (3.42)$$

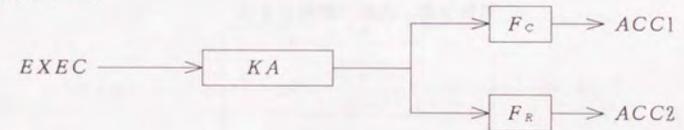
顕熱, 潜熱ともに, 隙間風風量の変化のために瞬時応答成分 ( $P_8, P_{11}$ ) が時変になっている。

【外壁】

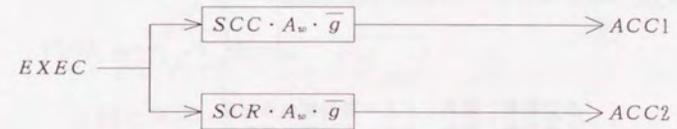


入力 = (相当外気温度) =  $f$  (外気温, 日射, 長波放射)

【窓ガラス】



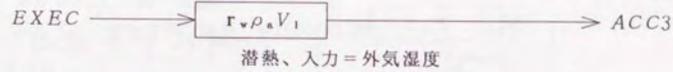
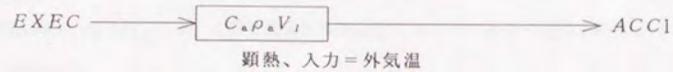
システム 1、入力 = (相当外気温度、日射成分を除く)  
=  $f$  (外気温、長波放射)



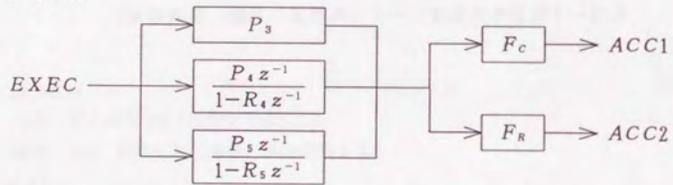
システム 2、入力 = 該当方位の日射量

図 3.4: HASP/ACLD/8501 の冷房負荷計算サブシステムのダイアグラム  
(その 1, 'f' は線形結合で表される関数を意味する)

【隙間風】

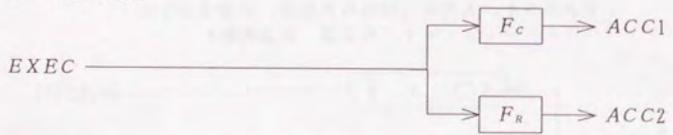


【照明発熱】



照明発熱、入力 = 照明灯出力

【機器・人体発熱】



機器発熱、顕熱、入力 = 機器顕熱発熱量  
 人体発熱、顕熱、入力 = 人体顕熱発熱量  
 = f (人数)



機器発熱、潜熱、入力 = 機器潜熱発熱量  
 人体発熱、潜熱、入力 = 人体潜熱発熱量  
 = f (人数)

図 3.5: HASP/ACLD/8501 の冷房負荷計算サブシステムのダイアグラム (その2)

【熱取得→冷房負荷の計算】

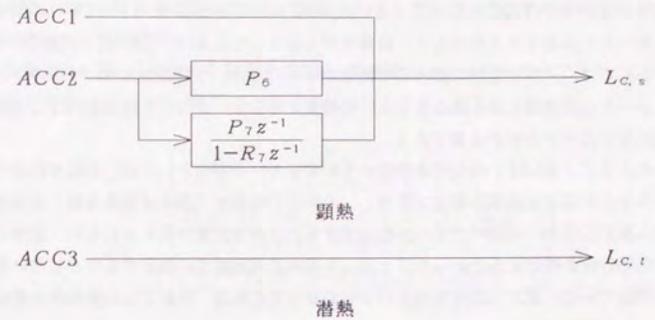
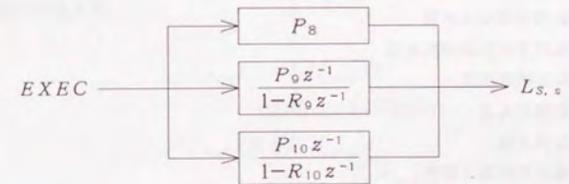
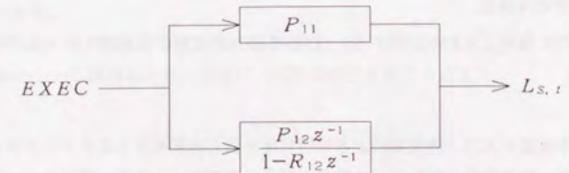


図 3.6: HASP/ACLD/8501 の冷房負荷計算サブシステムのダイアグラム (その3)



(顕熱、入力 = 室温)



(潜熱、入力 = 室温湿度)

図 3.7: HASP/ACLD/8501 の蓄熱応答計算サブシステムのダイアグラム

## 3.3.3 システムモデルとしての再構成

前項では、「HASP」において、部位別の負荷がどのように計算されるかを見た。今、同定用のモデルの作成に当たって、「HASP」のこの計算方法に従い、それぞれの部位ごとのシステムモデルを結合して、負荷モデルを作っても良い。しかし、予測用のモデルとしては、入出力変数に関する実測値が得られるという特徴があり、モデル中のパラメータを実測値に良く適合するように調整すること、すなわち同定を行うことを念頭においたモデル化が必要である。

このときに、「HASP」のモデル構造をそのまま用いる方法としては、それぞれのサブシステムの応答を状態方程式で記述し、その中の状態量（例えば蓄熱負荷）を実測値から推定しつつ、未知パラメータを推定する、という方法が考えられるが、壁体ごとの伝熱特性を推定するといったことは、各壁体の表面温度を測定するなどしない限り不可能である。逆に、負荷予測という目的から考えれば、部材ごとの熱特性把握は必ずしも必要ではない。

そこで、ここでは、「HASP」のシステム構造を、外界気象要因、内部要因（内部発熱、室温、室湿度）を入力とした、より単純な構造のシステムとして再構成することにする。システムの入力としては、以下のものを考える。

- $\theta_o$  : 外気温
- $I$  : 該当方位の日射量
- $I_L$  : 該当方位の長波放射量
- $x_o$  : 外気絶対湿度
- $Q_L$  : 照明灯入力
- $N_o$  : 在室人数
- $Q_{H,s}$  : 機器発熱量（顕熱）
- $Q_{H,l}$  : 機器発熱量（潜熱）
- $\theta_R$  : 室温
- $x_R$  : 室絶対湿度

前項で述べた部位ごとのシステムを、上の10の入力に対する線形システムとして再構成する。

最初に、外気温を入力、外気温による冷房負荷を出力とするようなサブシステムについて考える。冷房負荷に関して、外気温が関係する部位は、外壁、窓ガラス、隙間風の3つである。外気温による瞬時熱取得のうち、対流成分を  $L_{G,\theta_o,c}^0$ 、放射成分を  $L_{G,\theta_o,r}^0$  とすると、

$$L_{G,\theta_o,c}^0(t) = \left( F_c \sum_i (P_{0,i} + K A_i) + C_a \rho_a V_I \right) \theta_o(t) \quad (3.43)$$

$$L_{G,\theta_o,r}^0(t) = \left( F_r \sum_i (P_{0,i} + K A_i) \right) \theta_o(t) \quad (3.44)$$

であり、これらは前項で述べたように時変システムである。ここで、添え字の  $i$  は各壁体を表す（以下同様）。

時間遅れを伴って熱取得が発生するのは、外壁貫流による部分のみであり、この成分は各壁体  $i$  について、図3.4を参照すれば以下ようになる。

$$\begin{aligned} L_{G,\theta_o,i}^1(t) &= \left( \frac{P_{1,i} z^{-1}}{1 - R_{1,i} z^{-1}} + \frac{P_{2,i} z^{-1}}{1 - R_{2,i} z^{-1}} \right) \theta_o(t) \\ &= \left( \frac{P_{1,i} z^{-1} (1 - R_{2,i} z^{-1}) + P_{2,i} z^{-1} (1 - R_{1,i} z^{-1})}{(1 - R_{1,i} z^{-1})(1 - R_{2,i} z^{-1})} \right) \theta_o(t) \\ &= \left( \frac{(P_{1,i} + P_{2,i}) z^{-1} - (P_{1,i} R_{2,i} + P_{2,i} R_{1,i}) z^{-2}}{1 - (R_{1,i} + R_{2,i}) z^{-1} + R_{1,i} R_{2,i} z^{-2}} \right) \theta_o(t) \end{aligned} \quad (3.45)$$

ここで、3.2節で述べた、システムの並列結合に関する性質を用いている。このように、1つの壁体について、熱取得を出力とするようなシステムは2次となっている（分母、分子の多項式が2次）。

このうち、対流成分  $L_{G,\theta_o,i,c}^1(t)$  と放射成分  $L_{G,\theta_o,i,r}^1(t)$  は、 $F_c:F_r$  に分けられるという前項の仮定より、

$$\begin{aligned} L_{G,\theta_o,i,c}^1(t) &= F_c L_{G,\theta_o,i}^1(t) \\ &\equiv H_{G,\theta_o,i,c}^1(z^{-1}) \theta_o(t) \end{aligned} \quad (3.46)$$

$$\begin{aligned} L_{G,\theta_o,i,r}^1(t) &= F_r L_{G,\theta_o,i}^1(t) \\ &\equiv H_{G,\theta_o,i,r}^1(z^{-1}) \theta_o(t) \end{aligned} \quad (3.47)$$

となる。ここで、伝達関数  $H_{G,\theta_o,i,c}^1(z^{-1})$ 、 $H_{G,\theta_o,i,r}^1(z^{-1})$  の次数は、式3.45と同じく2次である。

時刻  $t$  の、外気温による室全体の熱取得のうち、対流成分  $L_{G,\theta_o,c}$  は、式3.46を全ての壁体について総和をとり、さらに、式3.43を加えることにより、

$$\begin{aligned} L_{G,\theta_o,c}(t) &= \sum_i L_{G,\theta_o,i,c}^1(t) + L_{G,\theta_o,c}^0(t) \\ &\equiv H_{G,\theta_o,c}(z^{-1}) \theta_o(t) \end{aligned} \quad (3.48)$$

となる。ここで、伝達関数  $H_{G,\theta_o,c}(z^{-1})$  の次数は、式3.46の伝達関数  $H_{G,\theta_o,i,c}^1(z^{-1})$  を外壁の数（ $N$ 種類とする）だけ並列に結合したものと同一であるから、分母パラメータが全て違うとすれば  $2N$  次となる。

同様にして、室全体の熱取得のうち、放射成分  $L_{G,\theta_o,r}$  は、

$$L_{G,\theta_o,r}(t) = \sum_i L_{G,\theta_o,i,r}^1(t) + L_{G,\theta_o,r}^0(t) \equiv H_{G,\theta_o,r}(z^{-1})\theta_o(t) \quad (3.49)$$

となる。ここで、伝達関数  $H_{G,\theta_o,r}(z^{-1})$  の次数も  $2N$  次となる。

放射成分は、さらに1次の伝達関数 ( $H_L(z^{-1})$  とする) に入力されるので、結局、外気温を入力、室全体の冷房負荷  $L_{C,\theta_o}(t)$  を出力とするようなシステムは、

$$L_{C,\theta_o}(t) = (H_{G,\theta_o,c}(z^{-1}) + H_L(z^{-1})H_{G,\theta_o,r}(z^{-1})) \cdot \theta_o(t) \quad (3.50)$$

$$\equiv H_{C,\theta_o}(z^{-1}) \cdot \theta_o(t) \quad (3.51)$$

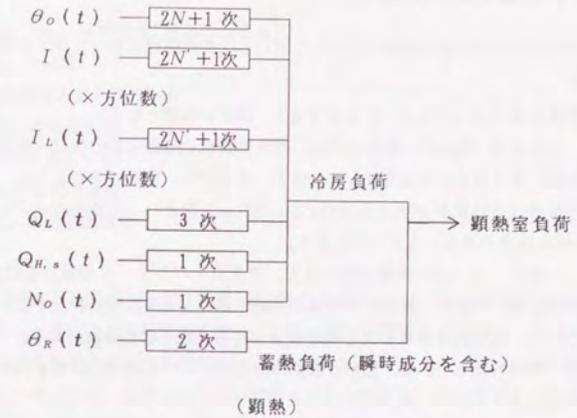
となり、伝達関数  $H_{C,\theta_o}(z)$  の次数は、 $H_{G,\theta_o,c}(z^{-1})$ 、 $H_{G,\theta_o,r}(z^{-1})$  の分母パラメータが同一であることを考えると、 $2N + 1$  次となることがわかる。

同様にして他の入力についても考えると、「HASP」は、最終的に図3.8に示すような入出力関係を持ったシステムとなることがわかる。ただし、これらのサブシステムを式3.4の形で1つの伝達関数によって表現しようとする場合には、システムの特性が線形、時不変である必要があり、そのためには、

- 隙間風風量は一定
- ブラインドの開閉率は一定

という仮定が必要になる。

なお、ここで検討したのは、あくまで、「HASP」との比較であり、「HASP」でもともと考慮していない非線形、あるいは、時変要素については考察していない。



- 四角で囲まれた各ブロックは離散線形システムである。
- 次数は最高次数。
- 添字の"s"は顕熱、"l"は潜熱の意。
- N: 外壁数、N': 方位別外壁数。

顕熱		凡例	潜熱	
$\theta_o$	外気温	$x_o$	外気絶対湿度	
$I$	各壁面に入射する日射量	$Q_{H,l}$	潜熱機器発熱	
$I_L$	各壁面に入射する長波放射量	$N_o$	在室人数	
$Q_L$	照明灯入力	$x_R$	室絶対湿度	
$Q_{H,s}$	顕熱機器発熱			
$N_o$	在室人数			
$\theta_R$	室温			

図3.8: HASP/ACLD/S501の全システムのダイアグラム

## 3.4 予測のための簡略化

図 3.8 に示すモデルを予測用にそのまま用いる場合の問題点として以下の事項が挙げられる。

- 次数が高すぎ（パラメータが多すぎ）、同定が困難となる。  
もともと「HASP」においても、壁体熱貫流の項別公比の次数（伝達関数の次数）を2次として近似化しているが、それでも、前節で見たように、異なる部材構成の外壁が  $N$  個ある場合には、 $2N + 1$  次といった高次のサブシステム（外気温項の場合）となってしまふ。  
一般に、入力間の相関が低いほど、精度良くパラメータの推定を行えるが、次数を高くすると、近接した時刻の相関の高い入力を説明変数とすることになるので、物理的に意味のある推定結果が得られなくなる恐れがある。
- システムの出力である、顕熱と潜熱の負荷が、いつも個別に計測されるとは限らない。
- 負荷に対して、影響を与えにくい要因が含まれる可能性がある。  
第2章の結果によれば、長波放射が原因となっている負荷の変動は全体の負荷変動、あるいは不確定な雑音の変動に比べてかなり微弱なものである可能性がある。そのようなシステムの同定は困難である。ただし、このような要因に対する熱的特性把握が直接の目的でない場合には、無視できるものである。
- 入力のうち、計測されないものが存在する可能性が大きい。  
同定・予測を行うためには、少なくとも説明変数が計測される必要があるが、実際の建物においては長波放射量、人体発熱等は計測されない可能性が高い。

これらの問題点に対して、以下の対策を考える。

- 適当に次数をさげる（0次が瞬時定常モデル）。
- 計測されない要因、影響が微弱であると思われるような成分については、無視し、説明しきれない成分は、まとめて別途補正する（6章参照）。
- 顕熱と潜熱の負荷が個別に計測されない場合には、両者を足した全熱収支式を考える。

以上のことを考慮して予測用のモデルを構成する。

## 3.4.1 モデル式

以下のような室熱平衡式（顕熱、潜熱）をたて、このモデル中の未知パラメータを実測データから推定することによって負荷モデルを作成する。

$$E_{r,s}(t) = H_1(z^{-1})\theta_o(t) + H_2(z^{-1})I(t) + H_3(z^{-1})W(t) + H_4(z^{-1})\theta_R(t) \quad (3.52)$$

$$E_{r,l}(t) = H_5(z^{-1})x_R(t) + H_6(z^{-1})x_o(t) \quad (3.53)$$

ここで、

$E_{r,s}, E_{r,l}$ : 室の顕熱、潜熱除去熱量  
 $\theta_o$ : 外気温  
 $I$ : 壁面入射平均日射量  
 $W$ : 室消費電力  
 $\theta_R$ : 室温  
 $x_R$ : 室絶対湿度  
 $x_o$ : 外気絶対湿度

また、 $H_1(z^{-1}) \sim H_6(z^{-1})$  は、式 3.4 で表される線形のパルス伝達関数である。また、 $H_6(z^{-1})$  は、壁体の透湿を無視すれば、通常、瞬時応答で表される。

室側の顕熱負荷と潜熱負荷が個別に計測される場合には、式 3.52、3.53 を別々に用いて係数を推定する。全熱負荷のみの計測（コイル負荷等）の場合でも、空調機停止時（ $E_{r,s}(t) = E_{r,l}(t) = 0$ ）は同様に扱えるが、運転時で湿り冷却コイルのときなどは両者の分離が不可能なため、2つの式を足した、全熱収支式を用いて係数を推定する。空気式でコイル負荷が計測されている場合、

$$E_{r,s+l}(t) = \phi_{loss} E_{coil} - FLG \rho_a V_o \{C_a(\theta_o(t) - \theta_R(t)) + r_w(x_o(t) - x_R(t))\} \quad (3.54)$$

によって全熱室除去熱量を算出するものとする。ただし、 $E_{r,s+l}$  は室全熱除去熱量、 $E_{coil}$  はコイル除去熱量、 $V_o$  は外気導入量である。FLG は外気導入時は1、他は0のフラグであり、また、 $\phi_{loss}$  はダクト熱損失等を考慮した係数である。

非空調時間帯は式 3.52、3.53 を用いてパラメータ  $a, b$  を推定するとともに負荷を0とおき自然室温、室湿度を予測する。空調時間帯は式 3.52 と式 3.53 を足したものを式 3.54 と等しくおくことにより、パラメータ  $a, b$ 、場合によっては  $V_o$  を推定するとともに  $\theta_R, x_R$  に設定値（予測値）を代入してコイル負荷を予測する。

## 3.4.2 「HASP」との対応

このモデルは、実測値の入手の容易さを考慮して、「HASP」を以下の仮定のもとで簡略化したものになっている。

- ブラインドの開閉率、隙間風風量は一定。この仮定は、システムの線形性、時不変性を確保するための条件である。
- 長波放射量、人体発熱、機器潜熱発熱による影響を無視。これは、主に、計測の難かしさから設けた仮定である。人体発熱に関して、在室人数が床面積に対

して多い場合には無視できないものと考えられ、このときには、他の相関の高い負荷要素（室消費電力量等）によって回帰的に説明させることは可能であるが、建物の熱特性把握は困難になる。

- 各方位の壁面部材の構成は同一であるとし、各方位の日射入射量の壁面面積重み付け平均をシステムの入力とする。これによって、方位ごとのサブシステムを用意する必要がなくなる。ただし、方位によって構成部材あるいは窓面積率が著しく異なる場合は、それらを分離しなければ不十分なモデル化となる。
- 照明、機器発熱は個別には測定されず、室消費電力のみが測定されているものとし、また、それぞれの入力の大きさは、互いに一定の比率を保ちながら変動している。

また、対象スペースの室温、室温湿度は均一である（単室化して考えている）、という仮定を設けており、これは、「HASP」と同様であるが、もし、単室化して考えられない場合には、式 3.52, 3.53 をスペースごと（ペリメータとインテリア等）に用意してそれぞれのモデルを同定する。ただし、スペース相互の熱移動を考慮するためには、別のモデルを作らなければ、正しい物理モデルが構成されない。

### 3.5 まとめ

この章では、空調負荷の発生機構のモデル化を、予測の目的に適合するように構成した。すなわち、以下の2点を満たすモデルとした。

- 実測データからモデル中のパラメータが推定できる
- 計測が容易なデータを用いてモデルが構成できる

このモデルの導出は、負荷シミュレーションプログラム「HASP」を規範に行った。このプログラム自身、壁体透湿の無視、放射計算の簡易化、室温湿度分布が均一であるという仮定、壁体熱伝達率の固定化等の問題を抱えているが、実用的な範囲で、負荷の発生機構を表現するために不可欠な要素は網羅されているものと判断した。

モデルの簡易度は、サブシステムの項目（外壁ごとに日射サブシステムを構成するか、等）とそれぞれのサブシステムの次数の選択により自由度がある。それぞれの建物における計測項目、精度に応じて選択できるものである。

なお、パラメータの推定方法については4章で検討する。

## 第4章

### モデルパラメータの推定

負荷予測モデル、あるいは気象モデルを構築する場合、モデルの型（説明変数の種類、動的モデルの場合その次数等）が決定した段階では、その構造パラメータがまだ確定していないのが一般的であり、入出力変数の実測値から推定する必要がある。このようなモデルを制御のために用いるとき、そのパラメータ推定に際しては、

1. 情報が逐次的に入手される。
2. 最適なパラメータは時間経過に従って変動する可能性がある。
3. 計算機の性能（計算速度、記憶容量）に制約がある。

といった特徴がある。すなわち、一連のデータを入手して、一括処理を行う場合と異なり、一度パラメータの推定を行った後も新しい実測データが次々と入手され、それを効率的に処理する必要が生じる。また、最適なパラメータが時間経過に従って変動する場合には、これに追随するような機構が必要であり、そのためには最近のデータにより大きな重みをかけ、逆に遠い過去のデータは適切に忘却するような仕組みが有効と考えられる。

ここでは、推定の対象となるモデルとして、多入力1出力の離散時間線形システムを考える。このシステムに対して、最小2乗法を変形した、指数重み付き逐次型最小2乗法を適用してパラメータの推定を行う。この推定法は、上記の3つの条件を満たすものと考えられる。

4.1節では、この推定法と、それに関係の深い推定法との関係について概観するとともに、実際の適用において注意すべき点に関して、シミュレーションを交えて検討する。

4.2節では、この推定法の適用として、3章で提案した負荷モデルを実測データにあてはめた場合を考え、各サブシステムの伝達関数の次数、その他の設定パラメータが推定に及ぼす影響を、情報量基準、あるいは物理的妥当性に照らしながら検討するとともに、データの異常値に対する同定値の挙動について述べる。

なお、ここで検討する推定法は気象モデルの同定にも用いられる。

## 4.1 推定法

パラメータ推定の良否を評価する規準として、次の3つが挙げられる。

1. 標本数を増すに従って推定値が真値に近づくかどうか（一致性）。
2. 一定の標本数について複数のサンプリングを行った場合、偏りがないかどうか（不偏性）。
3. 2.で分散が他の推定方法に対して最小になるかどうか（有効性）。

これらの規準を満たすものとしては最尤推定法が適切であるが、計算残差の分布が正規分布となる場合には残差の（重み付き）2乗和を最小とするような推定法と一致することから、最小2乗法を基礎とする推定法が広く用いられている。

建築の分野における予測用負荷モデルの同定に関しても同様であり、最小2乗法（非線形）をそのまま用いたもの[10]や、それを逐次型にして（逐次型最小2乗法）、オンライン推定向きにしたもの[29]、あるいはカルマンフィルタを用いたもの[13, 14, 30]等がある。なお、カルマンフィルタによるパラメータ推定は、後述するように、逐次型（重み付き）最小2乗法と密接な関係がある。

なお、文献[31]では、オフライン推定の場合で、どの程度の過去のデータを用いて推定を行うか、といった問題に対する検討がおこなわれている。

最小2乗法をもとにした推定法に限定しても、その手法は数多く存在する。ここでは負荷予測用に従来から用いられてきた、代表的なものだけを述べることにする。

## 4.1.1 各種の推定法

## 重み付き最小2乗法（WLS; weighted least-squares method）

いま、あてはめの対象となるモデルが以下のような線形回帰式であるとする。

$$y_t = z_t^T \theta + v_t \quad (4.1)$$

ここで、 $y_t$ は目的変数（スカラー）、 $\theta$ は $n$ 次元パラメータベクトル、 $z_t$ は説明変数からなる $n$ 次元ベクトル、 $v_t$ は雑音である。ここで、添字の「 $T$ 」は転置を、太字（例えば $\theta$ ）は列ベクトル $[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]^T$ を表すものとする。 $y_t, z_t$  ( $t = 1, 2, \dots, N$ )に関する実測値をもとにすると、このモデルに対する重み付き最小2乗解 $\hat{\theta}_N$ は、線形連立方程式、

$$\left( \sum_{t=1}^N w_t z_t z_t^T \right) \hat{\theta}_N = \sum_{t=1}^N w_t z_t y_t \quad (4.2)$$

の解として求まる。この方程式は正規方程式と呼ばれる。ここで、 $w_t$ は、時刻 $t$ のデータに対する重みで、通常最小2乗法では $w_t = 1$ , ( $t = 1, 2, \dots, N$ )である。また、

$w_t = 0$ の場合は時刻 $t$ のデータを無視したことになる。この重みが $N$ にも依存して、

$$w_{t,N} = \rho^{N-t} \quad (0 < \rho < 1) \quad (4.3)$$

の場合、現在を時刻 $N$ として、最近のデータほど大きな重みがかかけられるので、パラメータが時刻とともに緩やかに変動する場合で、かつ現在のパラメータを推定したいときに有効になると考えられる。

モデル式がパラメータに関して非線形となる場合には線形近似による繰り返し計算によって収束解を求める方法がとられる[32]。いま、モデル式が非線形関数 $f_t$ を用いて、

$$y_t = f_t(\theta) + v_t \quad (4.4)$$

と表されているとする。この関数を最新のパラメータ推定値 $\hat{\theta}$ のまわりに線形化して式4.4を書き直すと、

$$y_t = f_t(\hat{\theta}) + \left( \frac{\partial f_t(\theta)}{\partial \theta} \right)_{\theta=\hat{\theta}}^T (\theta - \hat{\theta}) + v_t \quad (4.5)$$

となる。ここで、 $\partial f / \partial \theta$  ( $f$ はスカラー)は、 $[\partial f / \partial \theta_1, \partial f / \partial \theta_2, \dots, \partial f / \partial \theta_n]^T$ を表すものとする。

$$\Delta y_t \equiv y_t - f_t(\hat{\theta}) \quad (4.6)$$

$$\Delta \theta \equiv \theta - \hat{\theta} \quad (4.7)$$

とおけば、式4.5は、

$$\Delta y_t = \left( \frac{\partial f_t(\theta)}{\partial \theta} \right)_{\theta=\hat{\theta}}^T \Delta \theta + v_t \quad (4.8)$$

となり、式4.1中の各変数を、

$$\begin{aligned} y_t &\rightarrow \Delta y_t \\ z_t &\rightarrow \left( \frac{\partial f_t(\theta)}{\partial \theta} \right)_{\theta=\hat{\theta}} \\ \theta &\rightarrow \Delta \theta \end{aligned}$$

と置き換えて式4.2を解けば、 $\Delta \theta$ が求まるので、より真値に近いことが期待される次の推定値が、

$$\hat{\theta} := \hat{\theta} + \Delta \theta \quad (4.9)$$

という形で更新される。ただし、ここで $:=$ は代入（更新）を表す。そして再び新しい推定値のまわりに線形化し、推定値の更新を繰り返す。しかし、非線形性のためにこの方法でいつも残差のより小さい推定値が求められるわけではなく、種々の安定化が図られる[32]。

ここで示した通常の最小2乗法をオンライン制御に適用するには、式4.2を各ステップ毎（あるいは1日、1週間といった一定期間毎）に独立に解くことになる。しかしこの場合でも、計算開始時のパラメータ推定値には前回のものを用い、また正規方程式係数行列は線形で重みが式4.3で表される場合、

$$\sum_{t=1}^{N+1} w_{t,N+1} z_t z_t^T = \rho \sum_{t=1}^N w_{t,N} z_t z_t^T + z_{N+1} z_{N+1}^T \quad (4.10)$$

$$\sum_{t=1}^{N+1} w_{t,N+1} z_t y_t = \rho \sum_{t=1}^N w_{t,N} z_t y_t + z_{N+1} y_{N+1} \quad (4.11)$$

によって容易に更新されるので、各ステップは完全に独立したバッチ推定とはならない。

非線形推定の場合、各ステップ毎にさらに非線形反復ループ（線形化ループ）が存在し、計算時間は増大する。しかし、後述する逐次型の推定法と違い、常に最新の推定値から導かれたヤコビアンを過去に遡って計算することになるので、パラメータ真値の変動が小さく、かつ推定が定常に達していない場合には、精度の向上が期待される。

また、例えば1000ステップ前から現在までのデータを用いて推定を行うためには、いつも1000ステップ分の目的変数、説明変数に関するデータを記憶しておかなければならない。

**指数重み付き逐次型最小2乗法 (WRLS; weighted recursive least-squares method)**

上で示した最小2乗法（バッチ型）のうち、重みが式4.3で表される場合を逐次計算用（オンライン型）に変形すれば以下のように表される [33]。

$$\hat{\theta}_N = \hat{\theta}_{N-1} + \frac{P_{N-1} z_N}{z_N^T P_{N-1} z_N + \rho} (y_N - z_N^T \hat{\theta}_{N-1}) \quad (4.12)$$

$$P_N = \frac{1}{\rho} \left( P_{N-1} - \frac{P_{N-1} z_N z_N^T P_{N-1}}{z_N^T P_{N-1} z_N + \rho} \right) \quad (N = 1, 2, \dots) \quad (4.13)$$

ここで、 $P_N$ は、

$$P_N = \left( \sum_{t=1}^N w_{t,N} z_t z_t^T \right)^{-1} \quad (4.14)$$

である。ただし、 $w_{t,N} = \rho^{N-t}$ である。また、ここで $\rho$ は、忘却係数と呼ばれる。

式4.14の初期値に関して、 $P_N$ は後述するようにパラメータ推定値 $\hat{\theta}_N$ の誤差に関する共分散行列に相当するものであるから、初期値 $P_0$ を大きな値にすると推定値の初期値 $\hat{\theta}_0$ を何にしてもその後の推定にはあまり関係なくなる（線形の場合）。

式4.2は、 $t = N, N-1, N-2, \dots, 1$ のデータに基づく正規方程式であるが、これを $t = N, N-1, \dots, 1, 0, -1, \dots$ の無限個のデータを用いたとして書き直すと以下の

ようになる。

$$\left( \sum_{t=-\infty}^N w_{t,N} z_t z_t^T \right) \hat{\theta}_N = \sum_{t=-\infty}^N w_{t,N} z_t y_t \quad (4.15)$$

いま、 $P_0$ は式4.14に対応して、

$$P_0 = \left( \sum_{t=-\infty}^0 w_{t,N} z_t z_t^T \right)^{-1} \quad (4.16)$$

と書ける。すなわち、時刻 $t=0$ における先験情報から構成される係数行列と解釈できる。ただし、ここで時刻 $t < 0$ では $w_t$ は $N$ にはよらず、時刻 $t$ のみに依存するとする。これを用いると式4.15は、

$$\left( P_0^{-1} + \sum_{t=1}^N w_{t,N} z_t z_t^T \right) \hat{\theta}_N = \left( P_0^{-1} \hat{\theta}_0 + \sum_{t=1}^N w_{t,N} z_t y_t \right) \quad (4.17)$$

となる。初期値、 $\hat{\theta}_0, P_0$ の影響は $N$ の増加とともに小さくなることがわかる。また、 $P_0^{-1} \rightarrow 0$ とすれば $t = N, N-1, N-2, \dots, 1$ のデータに基づく式4.2と同一となるため、

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_0 &= 0 \\ P_0 &= \alpha I \quad (\alpha \text{は十分大きな値}) \end{aligned}$$

とするのが一般的である [34]。

しかし、初期値に関する先験情報がある場合にはそれを用いて $\hat{\theta}_0, P_0$ を決定すべきである。

非線形推定の場合、WLSの項で示したように、式4.12, 4.13中の $z_N$ を

$$z_N = \left( \frac{\partial f_N(\theta)}{\partial \theta} \right)_{\theta=\hat{\theta}} \quad (4.18)$$

とおいて線形化する方法が考えられる。

逐次型最小2乗法を用いると、 $n \times n$ 行列 $P$ の係数を憶えておかなければならない。しかし、WLS法のように過去の目的変数、説明変数を記憶しておく必要はないので、通常は記憶容量の大幅な節約となる。また、計算時間も短縮される。

**カルマンフィルタ**

カルマンフィルタ [35] はもともとはシステム内部の状態を入出力の観測値から推定するアルゴリズムであるが、システムモデル中の未知パラメータを状態変数にとることによって、パラメータ推定にも用いられる。

カルマンフィルタアルゴリズム システムの入力と状態推移の関係が状態方程式,

$$\mathbf{x}_N = \mathbf{F}_N \mathbf{x}_{N-1} + \mathbf{D}_N \mathbf{u}_N + \mathbf{G}_N \mathbf{w}_N, \quad N = 1, 2, \dots \quad (4.19)$$

で表され, システムの状態と出力観測値の関係が観測方程式,

$$\mathbf{y}_N = \mathbf{H}_N \mathbf{x}_N + \mathbf{v}_N, \quad N = 1, 2, \dots \quad (4.20)$$

で表されているとする。ただし,  $\mathbf{x}_N$ は状態ベクトル,  $\mathbf{u}_N$ は入力ベクトル,  $\mathbf{y}_N$ は観測ベクトル,  $\mathbf{w}_N, \mathbf{v}_N$ はガウス白色雑音,  $\mathbf{F}_N, \mathbf{D}_N, \mathbf{G}_N, \mathbf{H}_N$ は時刻  $N$ のみの関数となる確定行列である。ここでの目的は, システム内部の状態ベクトル  $\mathbf{x}$ の事後確率分布をもとに, システムの入出力観測値から,  $\mathbf{x}$ の事後確率分布を推定することである。

いま, 次のものが分かっているとす。

1. 時刻  $N-1$ におけるシステムの状態の平均  $\hat{\mathbf{x}}_{N-1|N-1}$
2. その共分散行列,  $\mathbf{P}_{N-1|N-1} = E[(\mathbf{x}_{N-1} - \hat{\mathbf{x}}_{N-1|N-1})(\mathbf{x}_{N-1} - \hat{\mathbf{x}}_{N-1|N-1})^T]$
3. 時刻  $N$ の入力,  $\mathbf{u}_N$
4. 時刻  $N$ の出力観測値,  $\mathbf{y}_N$
5.  $\mathbf{w}_N, \mathbf{v}_N$ の共分散行列  $\mathbf{Q}_N, \mathbf{R}_N$  (平均は0とする)

ただし,  $\hat{\mathbf{x}}_{*|*}$ は時刻  $*$ までの出力観測値  $\mathbf{y}$ に基づいた  $\mathbf{x}$ の推定値である。上記 1. と 3. より式 4.19を用いると時刻  $N$ の状態の平均値が

$$\hat{\mathbf{x}}_{N|N-1} = \mathbf{F}_N \hat{\mathbf{x}}_{N-1|N-1} + \mathbf{D}_N \mathbf{u}_N \quad (4.21)$$

として求まる。同様に, 2., 5. から, 式 4.19により計算すると, 上式の共分散行列が,

$$\mathbf{P}_{N|N-1} = \mathbf{F}_N \mathbf{P}_{N-1|N-1} \mathbf{F}_N^T + \mathbf{G}_N \mathbf{Q}_N \mathbf{G}_N^T \quad (4.22)$$

と求まる。この状態から, 4. が入手されると, この付加的な情報をもとに, 時刻  $N$ の状態推定値が, 誤差分散が最小となるように更新される。

$$\hat{\mathbf{x}}_{N|N} = \hat{\mathbf{x}}_{N|N-1} + \mathbf{K}_N (\mathbf{y}_N - \mathbf{H}_N \hat{\mathbf{x}}_{N|N-1}) \quad (4.23)$$

ここに,

$$\mathbf{K}_N = \mathbf{P}_{N|N-1} \mathbf{H}_N^T (\mathbf{H}_N \mathbf{P}_{N|N-1} \mathbf{H}_N^T + \mathbf{R}_N)^{-1} \quad (4.24)$$

それに伴って共分散行列も以下のように更新される。

$$\mathbf{P}_{N|N} = \mathbf{P}_{N|N-1} - \mathbf{K}_N \mathbf{H}_N \mathbf{P}_{N|N-1} \quad (4.25)$$

以上がカルマンフィルタアルゴリズムであるが, パラメータ推定にカルマンフィルタを用いる場合, 状態方程式 4.19中の状態ベクトル  $\mathbf{x}$ に未知パラメータ  $\boldsymbol{\theta}$ を含ませる

[36]。いま, システム内部の状態を知る必要がなく, 専らパラメータ推定を行いたいとする。この場合は,  $\mathbf{x} = \boldsymbol{\theta}$ とする。そして通常, 状態方程式を

$$\boldsymbol{\theta}_N = \boldsymbol{\theta}_{N-1} + \mathbf{w}_N \quad (4.26)$$

とおく。すなわち, パラメータ真値の時間変動が, ランダムウォーク系列で表されるものとする。特別な場合として,  $\mathbf{w}_N$ を確定的に0とすることによって, パラメータが時不変であることを表現できる。式 4.26以外の表式としては, パラメータ変動を一般の ARMA モデルで表し, それを状態方程式として定式化したものも考えられるが, 状態ベクトルの次数が多くなる恐れがある。

また, パラメータ推定の場合, 観測式(式 4.20)はそのままモデル式となる。すなわち, 式 4.1と同じように,

$$\mathbf{y}_N = \mathbf{z}_N^T \boldsymbol{\theta} + \mathbf{v}_N \quad (4.27)$$

となる。ここで観測雑音  $\mathbf{v}_N$  (スカラー)の分散を  $R_N$ とする。状態方程式, 観測方程式が式 4.26, 4.27 で表されるとき, パラメータ推定アルゴリズム(式 4.21, 4.22, 4.23, 4.24, 4.25に相当)は, それぞれ,

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N|N-1} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{N-1|N-1} \quad (4.28)$$

$$\mathbf{P}_{N|N-1} = \mathbf{P}_{N-1|N-1} + \mathbf{Q}_N \quad (4.29)$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N|N} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{N|N-1} + \mathbf{K}_N (\mathbf{y}_N - \mathbf{z}_N^T \hat{\boldsymbol{\theta}}_{N|N-1}) \quad (4.30)$$

$$\mathbf{K}_N = \mathbf{P}_{N|N-1} \mathbf{z}_N (\mathbf{z}_N^T \mathbf{P}_{N|N-1} \mathbf{z}_N + R_N)^{-1} \quad (4.31)$$

$$\mathbf{P}_{N|N} = \mathbf{P}_{N|N-1} - \mathbf{K}_N \mathbf{z}_N^T \mathbf{P}_{N|N-1} \quad (4.32)$$

となる。更に変形すると以下のようになる。

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N|N} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{N-1|N-1} + \mathbf{K}_N (\mathbf{y}_N - \mathbf{z}_N^T \hat{\boldsymbol{\theta}}_{N-1|N-1}) \quad (4.33)$$

$$\mathbf{K}_N = \mathbf{P}_{N|N-1} \mathbf{z}_N (\mathbf{z}_N^T \mathbf{P}_{N|N-1} \mathbf{z}_N + R_N)^{-1} \quad (4.34)$$

$$\mathbf{P}_{N+1|N} = \mathbf{P}_{N|N-1} - \mathbf{K}_N \mathbf{z}_N^T \mathbf{P}_{N|N-1} + \mathbf{Q}_{N+1} \quad (4.35)$$

ただし, 式 4.29の  $N$ を  $N+1$ に置き換えて計算している。

ここで, 式 4.12, 4.13と比較すると,

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N|N} \longleftrightarrow \hat{\boldsymbol{\theta}}_N \quad (4.36)$$

$$\mathbf{P}_{N+1|N} \longleftrightarrow \mathbf{P}_N \quad (4.37)$$

$$R_N \longleftrightarrow \rho \quad (4.38)$$

$$\mathbf{Q}_{N+1} \longleftrightarrow \left( \frac{1}{\rho} - 1 \right) \left( \mathbf{P}_{N-1} - \frac{\mathbf{P}_{N-1} \mathbf{z}_N \mathbf{z}_N^T \mathbf{P}_{N-1}}{\mathbf{z}_N^T \mathbf{P}_{N-1} \mathbf{z}_N + \rho} \right) = \left( \frac{1}{\rho} - 1 \right) \mathbf{P}_{N|N} \quad (4.39)$$

とおくことによって重み付き逐次型最小2乗法と一致することがわかる(文献[38]参照)。しかし、カルマンフィルタ中の $P, R, Q$ を定数倍しても、推定としては変わらない(ゲイン $K_N$ が同一である)結果になるから、逐次型最小2乗法の $P_N$ は必ずしも、 $P_{N+1|N}$ 、即ち $\hat{\theta}_{N+1|N}$ の誤差共分散行列そのものにはならない。このように、推定には $P, R, Q$ の大きさではなく、比が重要となる。

逐次型最小2乗法において $\rho$ を大きくして1に近づけること(過去をあまり忘却しない)は、カルマンフィルタにおいては観測雑音 $R$ を大きくしてシステム雑音 $Q$ を小さくすることに相当し、 $\rho=1$ (過去を全く忘却しない)とすると、システム雑音が0、すなわち真のパラメータが変動しないようなシステムに対してカルマンフィルタを当てはめたのと同じになる。

このように、指数重み付き最小2乗法はカルマンフィルタの特殊な場合となっており、この場合、式4.39より、 $Q_{N+1}$ は時変となっている。十分時間が経った後に定常状態に達した場合( $P_{N|N}$ が一定)には、 $Q_{N+1}$ も一定となる。

以上、過去の負荷予測の研究に用いられてきた3つのパラメータ推定法について述べた。これらはお互いに密接に関連していることがわかる。オフライン型最小2乗法は、パラメータの数が増大すると、特に非線形推定において計算負荷が非常に大きくなるのに対して、WRLS法、カルマンフィルタによる方法は、オンライン制御に向けたアルゴリズムである。

その場合に、WRLSでは、過去の忘却の程度を示すパラメータが1つ( $\rho$ )であるが、カルマンフィルタでは2つ( $R, Q$ )であり、そのうち1つは行列である。その分だけ自由度は高く、特別なアルゴリズム[37]を用いなくてもパラメータごとに忘却の程度を変えることが可能である。カルマンフィルタの雑音共分散( $R, Q$ )の決定に関する研究もなされているが[38]、そこでは、WRLSの $\rho$ を所与の操作パラメータとして、逆にカルマンフィルタの雑音共分散を決定している。カルマンフィルタによる効果を最大にするためには、まず、真のパラメータの変動状態を確率的に正しく状態空間表現することが必要で、これが一般には非常に困難であることから、本研究では、忘却係数という一つのパラメータで推定パラメータの変動を制御できるWRLSを用いることにする。

#### 4.1.2 多入力1出力系におけるパラメータの逐次推定

前項での逐次型最小2乗法(WRLS)の説明では、モデル式がパラメータに関して主として、線形な場合を対象としたが、パルス伝達関数で表される線形システムのパラメータ推定を最尤推定に近い形で行う場合には、パラメータに関して非線形な推定をおこなう必要がある。

非線形な場合に、近似的に最尤推定値を求める逐次解法として、RML法[34, 36](recursive maximum likelihood method)があり、これを用いるとすると、以下の項目が必要になる。

1. 更新前のパラメータ推定値
2. 更新前のパラメータ推定誤差共分散に相当する行列 $P$
3. 目的変数の実測値
4. 目的変数のモデルによる計算値
5. 目的変数のモデルによる計算値を、各パラメータで偏微分したもの(ヤコビアン)

ここで、1~4は線形推定の場合に必要なものと同一である。5は、線形推定の場合には、各パラメータにかかる説明変数そのものである。

ここでは、線形の離散時間多入力1出力システムの逐次推定において、5の(近似)偏微分値を求める方法を述べる。

いま、あてはめようとしているモデルが、3章の負荷モデル(式3.52, 3.53)のように、多入力1出力の線形システムとなっている場合、すなわち、

$$\begin{aligned} y(t) &= \sum_{i=1}^N H_i(z)x_i(t) + e(t) \\ &= \sum_{i=1}^N \hat{y}_i(t) + e(t) \end{aligned} \quad (4.40)$$

を考える。ここで、 $\hat{y}_i(t) \equiv H_i(z)x_i(t)$ であり、また、 $e(t)$ は、雑音である。目的変数 $y(t)$ のモデルによる計算値とは、

$$\hat{y}(t) = \sum_{i=1}^N \hat{y}_i(t) \quad (4.41)$$

のことである。第 $i$ 項のパルス伝達関数 $H_i(z)$ が、

$$\begin{aligned} H_i(z) &= \frac{b_{i,0} + b_{i,1}z^{-1} + \dots + b_{i,n_i}z^{-n_i}}{1 + a_{i,1}z^{-1} + \dots + a_{i,m_i}z^{-m_i}} \\ &\equiv \frac{B_i(z)}{A_i(z)} \end{aligned} \quad (4.42)$$

のとき、 $\hat{y}(t)$ の、第 $i$ 項のパラメータ、 $a_{i,1}, \dots, a_{i,m_i}, b_{i,0}, \dots, b_{i,n_i}$ に関する偏微分は、他の項 $j=1, \dots, N$ ( $j \neq i$ )とは無関係である。つまり、

$$\frac{\partial}{\partial a_{i,k}} \hat{y}(t) = \frac{\partial}{\partial a_{i,k}} \hat{y}_i(t) \quad (1 \leq k \leq m_i) \quad (4.43)$$

$$\frac{\partial}{\partial b_{i,k}} \hat{y}(t) = \frac{\partial}{\partial b_{i,k}} \hat{y}_i(t) \quad (0 \leq k \leq n_i) \quad (4.44)$$

である。これらの計算値は、

$$\frac{\partial}{\partial a_{i,k}} \hat{y}_i(t) = -\frac{1}{A_i(z)} \hat{y}_i(t-k) \quad (1 \leq k \leq m_i) \quad (4.45)$$

$$\frac{\partial}{\partial b_{i,k}} \hat{y}_i(t) = \frac{1}{A_i(z)} x_i(t-k) \quad (0 \leq k \leq n_i) \quad (4.46)$$

から求めれば良く ([39] 等), 多入力1出力システムにおいても, 各項別にヤコビアンを考えればよいことになる。

また, 各パラメータに関する偏微分値を計算する場合に,

$$\frac{\partial}{\partial a_{i,k}} \hat{y}_i(l) \quad (l = t-1, t-2, \dots, t-m_i)$$

$$\frac{\partial}{\partial b_{i,k}} \hat{y}_i(l) \quad (l = t-1, t-2, \dots, t-m_i)$$

$$\hat{y}_i(l) \quad (l = t-1, \dots, t-m_i)$$

$$x_i(l) \quad (l = t, t-1, \dots, t-n_i)$$

が記憶されていればよい。

#### 4.1.3 推定上の留意点

ここでは, 実測データのあてはめに先だって, 数値実験によって, WRLS法による推定上のいくつかの留意点について検討する。数値実験ではあらかじめ真の構造が分かっているシステムモデルに雑音を入力することによって同定用のデータを造成する。このデータに対してパラメータのあてはめを行うものである。

モデルとしては以下で表される1入力1出力システムを用いる。

$$y_t = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}} u_t + \frac{1}{1 + c_1 z^{-1} + c_2 z^{-2}} e_t \quad (4.47)$$

ただし,

$$a_1 = -0.9$$

$$b_0 = 1.0$$

$$b_1 = -0.5$$

$$c_1 = -0.9$$

$$c_2 = 0.5$$

ここで,  $y_t, u_t, e_t$  はすべてスカラー量であり,  $y_t$  はシステムの出力,  $u_t$  は入力で  $N(0, 5^2)$  (平均が0, 分散が  $5^2$ ) に従う白色雑音とする。ただし, この入力はあてはめ段階においても既知(観測可能)であるとする。 $e_t$  はあてはめ段階では観測不能な雑音で  $N(0, 1^2)$  に従うようにする。問題は,  $y_t, u_t$  を観測して, パラメータ  $a_1, b_0, b_1$  を推定することである。

このシステムのS/N比は約22である。ここでS/N比とは,

$$S/N = E \left[ \left( \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}} u_t \right)^2 \right] / E \left[ \left( \frac{1}{1 + c_1 z^{-1} + c_2 z^{-2}} e_t \right)^2 \right] \quad (4.48)$$

である。また, パラメータの推定時には雑音成分の構造は推定しないこととし,

$$y_t = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}} u_t + e_t \quad (4.49)$$

というモデルによってパラメータ  $a_1, b_0, b_1$  のみを推定する。その結果, 式4.49中の  $e_t$  の項は白色化はされないことになる。

これらの設定は検討項目によって変更する。

#### 初期値について

ここでは, 初期値の影響を見る(図4.1)。

まず, 初期推定値をすべて0にした場合,  $P_0 = 100000I$  (実線) では100ステップにおいて, ほとんど真値に収束しているが,  $P_0 = 0.001I$  (点線) では, 収束が非

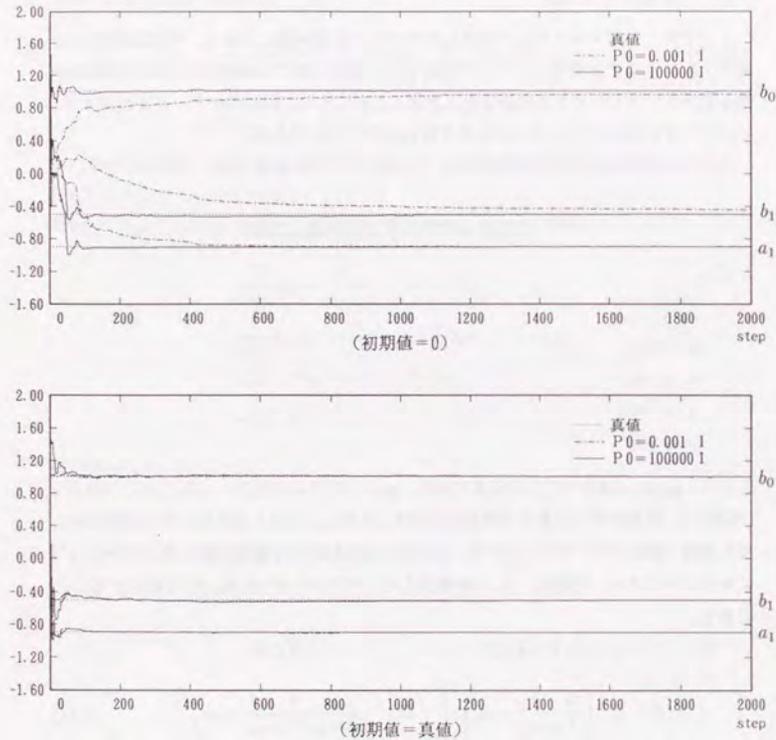


図 4.1: 初期値の影響 (シミュレーションデータ)

常に遅くなっており、特に、伝達関数の分子パラメータ、 $b_0, b_1$  は 2000 ステップにおいても収束していない。

これに対して、初期推定値を真値に等しくした場合、 $P_0 = 0.01I$  (点線) では初期推定値 (真値) がそのまま推定され続けており、 $P_0 = 100000I$  (実線) でも、割合短時間で真値に収束している。しかし、 $P_0$  を大きくした場合、初期ステップのパラメータ推定値が大きく変動しやすいため、安定条件を満たすようにしながら推定を行わないと、特に S/N 比が小さい場合には、劣悪な結果を導くこともある (後述)。また、RML 法による非線形推定の場合には、初期推定値からはずれて別の局所推定値に収束する恐れもあるので注意が必要である。

#### 残差の白色性

一般に線形システムのパラメータを式誤差法 (文献 [40] 参照) で推定する場合、残差系列が白色以外の時には、パラメータ推定値には偏りを生じるとされている。いま、モデル、

$$y_t = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}} u_t + e_t \quad (4.50)$$

あるいは、等価の式である、

$$(1 + a_1 z^{-1}) y_t = (b_0 + b_1 z^{-1}) u_t + (1 + a_1 z^{-1}) e_t \quad (4.51)$$

によってシミュレーションデータを造成する。ただし、 $u_t, e_t$  は独立の白色雑音で、ここでは、それぞれ  $N(0, 1)$  に従うものとする。

上記のモデルによって造成されたデータを、線形回帰式、

$$(1 + a_1 z^{-1}) y_t = (b_0 + b_1 z^{-1}) u_t + e_t \quad (4.52)$$

によって推定すると (式誤差法)、図 4.2 上段のように偏った値に収束してしまう。

これは、真のシステム、(式 4.51) とあてはめ式 (4.52) が一致していないため、あてはめ式中の  $e_t$  が有色雑音となり、 $y_t$  の計算値の、 $a_1$  に対するヤコビアン (偏微分)、 $-y_{t-1}$  が過去の  $e_t$  から、現在の  $e_t$  と相関してしまうためである (詳しくは文献 [41] 参照)。

一方、モデル

$$y_t = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}} u_t + \frac{1}{1 + c_1 z^{-1} + c_2 z^{-2}} e_t \quad (4.53)$$

によって造成されたシミュレーションデータ (ただし、モデル 4.51 と S/N を同一にするため、 $e_t$  の分散を 0.48 とする) を対象にして、モデル、

$$y_t = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}} u_t + e_t \quad (4.54)$$

によって推定すると (出力誤差法)、図 4.2 下段のように、ほぼ真値に収束している。この場合でも、あてはめ式の残差  $e_t$  は有色雑音となってしまいが、ヤコビアンは現在、過去の入力、 $u_t$  のみに依存するため、 $u_t$  と  $e_t$  が無相関の系列であれば  $u_t, e_t$  ともに有色の系列であっても、推定値に偏りは生じないことになる。

4.52 式のような線形回帰式ならば推定はそれだけ容易になるが、偏りなく推定するためには残差自身もモデル化して白色化を図らなければならない。これに対して、4.54 式のようなモデルを用いれば、非線形推定にはなるが、残差が有色であっても残差モデルを作る必要がなくなるので有利である。また、多入力、1 出力システムの場合は式 4.54 と同様にして、各サブシステムの和としてシステムを構成すれば良く、その場合も残差自体の有色性は問題とならない。

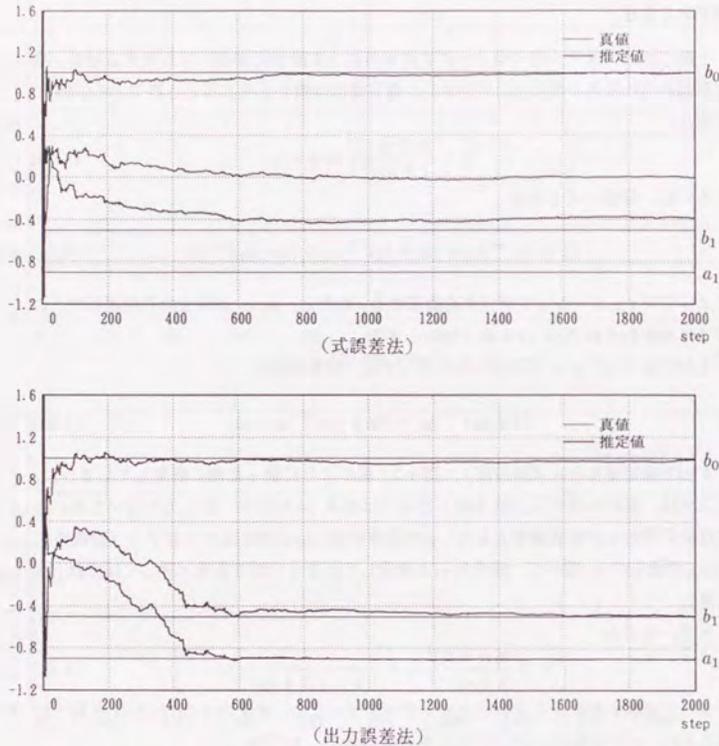


図 4.2: ノイズの特性, 推定モデルと不偏性 (シミュレーションデータ)

ただし, 入力と残差が相関している場合にはやはり偏りが生じることになる。本論文では, 後者の出力誤差法を用いる。

#### 推定値の安定化

式 4.42 のような伝達関数で表される線形システムには, 3.2 節で述べたような安定条件があり, これを満たすためには, 分母パラメータの特性方程式,

$$A(z) = 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_m z^{-m} = 0 \quad (4.55)$$

の根のすべての大きさが 1 より小さくなる必要がある。RML 法で計算する場合には, この安定条件を満たすように推定することが望ましい [34]。

パラメータの更新の結果, この安定条件を逸脱するような推定値となる場合には, 式 4.12, あるいは式 4.33 中のゲインベクトル

$$K_N = \frac{P_{N-1} z_N}{\rho + z_N^T P_{N-1} z_N} \quad (4.56)$$

にスカラーの縮小因子  $\alpha$  ( $0 \leq \alpha < 1$ ) をかけたものを改めてゲインとすることによって安定化を図ることができる。 $\alpha$  の選択に関しては, 最初 1 から出発して安定化条件が満たされるまで  $\alpha$  の値を半分にしていく簡易な方法が提案されている [34]。

式 4.47 中の  $a_1$  を安定化した場合としない場合の比較を行う。WRLS において  $\rho = 1.0$  とおき, また, 初期値は真値に等しくおいた。また,  $P_0 = 100000I$  とした。図 4.3 の上段は標準の設定通り, S/N 比を約 22 に取った場合の比較である。中段は入力の標準偏差を 1.0 にとった場合で, S/N 比は 1 弱である。下段は中段の図の内, 最初の 50 ステップのみを示したものである。

S/N 比の大小に関わらず, 安定化の効果はみられるが, 特に S/N 比が小さいとき, すなわち雑音が相対的に大きい場合には, 安定化を行わないと, 2000 ステップにおいても全く収束していない。この場合安定化をおこなう必要があったステップ数はわずか 3 つ (図中黒丸で表記) であり, それらはすべて初期 10 ステップ以内である。推定が安定していない状態 (低 S/N 比で初期ステップ) において安定化を図る重要性がわかる。本論文で行う逐次パラメータ推定では, すべてこの安定化を行う。

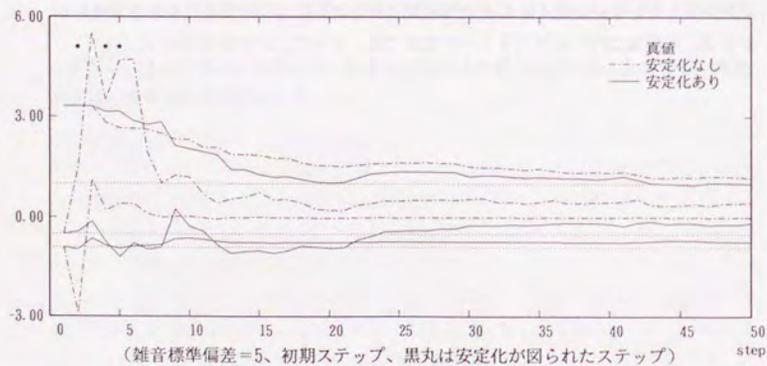
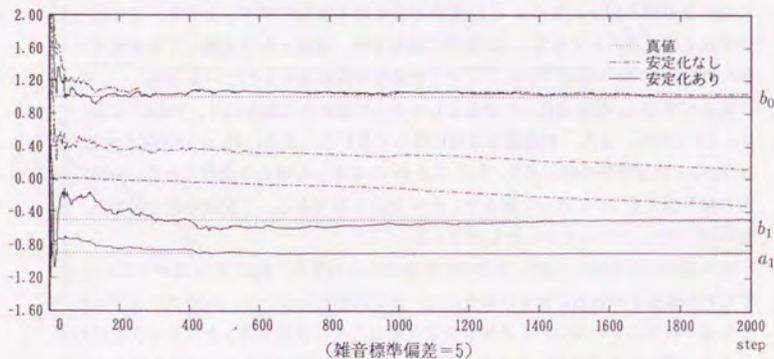
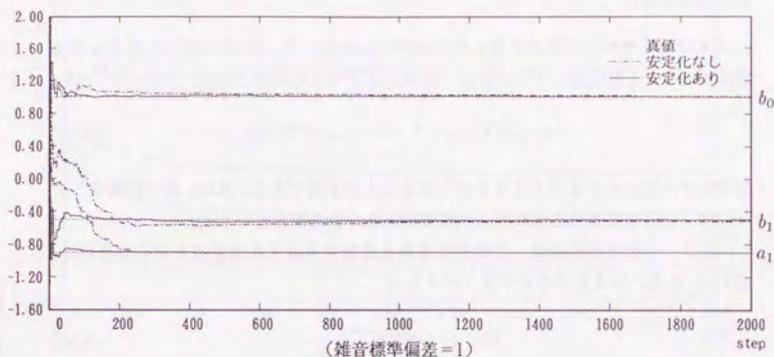


図 4.3: 安定化の効果 (シミュレーションデータ使用)

## 4.2 実測データを用いた空調負荷モデルのあてはめ

前節で述べた推定法の適用として、3章で述べた空調負荷モデルを実測データにあてはめた場合について検討する。

## 4.2.1 計算の設定

4.1節で示した各種推定法のうち、指数重み付き逐次型最小2乗法 (WRLS) を用いる。また、推定を行う時間間隔は1時間とする。さらに、数値的な悪条件に対しても安定な推定を可能とする U-D 分解アルゴリズム [36] を用いる。また、除去熱量を説明するモデルは、3章に記載した式 3.52, 3.53, 3.54 であるが、S ビルの実測データに対しては、式 3.52 を用いて顕熱成分のみを考える。

解析に使用した実測データの期間は、以下のとおりである。

S ビル → '88.9~'89.11

M ビル → '89.4~'91.3

負荷の実測値に関して、M ビルでは、コイル出入口温度差と流量からコイル負荷を求める。また、冬期のコイル負荷は乾きコイルによる顕熱の負荷とみなす。さらに、式 3.54 中の  $\phi_{loss}$  は 1 とする。

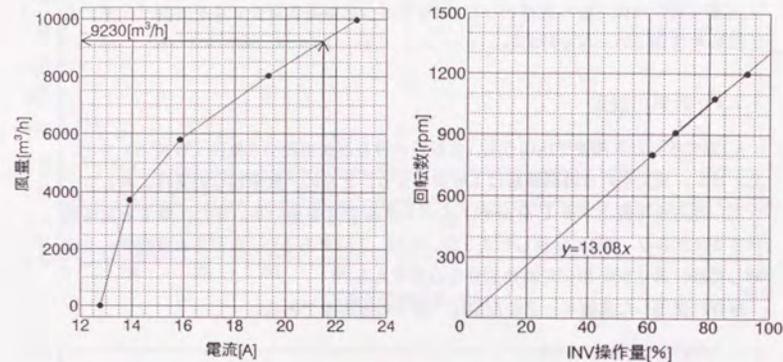
S ビルでは、空調機出入口空気温度と給気風量から室顕熱除去熱量を求める。出口空気温はファンより室側で、また、入口空気温は外気混合部より室側で計測されている。給気風量については、インバータ操作量 (周波数) が継続的に計測されており、これとファンの回転数、電流との関係を現場において別途計測し、メーカーによる性能試験結果から推定する。

以下にその手順を示す。

- 定格運転 (操作量 max) において、ファン回転数  $N_0$  と電流値  $A_0$  を読む。  
(→ 1250rpm, 21.5A)
- メーカーの定格性能試験結果を用いて  $A_0$  から定格時の風量  $V_0$  を求める。  
(図 4.4a, → 9230m<sup>3</sup>/h)
- インバータの操作量  $u_i$  [%] をいくつか変えて、そのときのファン回転数  $N_i$  [rpm] を測り、操作量から回転数を求める回帰式をつくる (図 4.4b, →  $N_i = 13.08u_i$ )。
- 送風機の相似則 (fan laws) より、インバータ操作量  $u_i$  のときの風量  $V_i$  を、

$$\begin{aligned} V_i &= \frac{N_i}{N_0} V_0 \\ &= \frac{13.08u_i}{N_0} V_0 \end{aligned}$$

によって求める。



a. 空調機定格運転試験結果  
(メーカーによる、ファン電流値と風量の関係)

b. インバータ操作量とファン回転数の  
関係

図 4.4: 風量の推定 (S ビル)

負荷以外の項目については 2.1 節参照。

また、解析に用いたデータには、異常値が含まれており、これらに対して、予め補間をするといった処理を施してある。その上で、現ステップから 1 日前までに異常データを有する場合には、パラメータの更新を行わないようにする。

#### 4.2.2 次数選択の及ぼす影響

S ビルのデータに対して、忘却係数  $\rho$  を 1 として (過去を忘却しない)、1 年あまりのデータを 2 回繰り返して逐次推定し、その最終ステップにおけるパラメータ推定値を用いて検討を行う。すなわち、バッチ的な推定により、データ全体に対して、平均的にあてはまりのよい、推定パラメータを抽出する。ここで、2 回目の初期値は、1 回目の最終パラメータ推定値、及び共分散行列を用いる。

##### 初期値に関して

初期値に関して、予め「HASP」により計算した応答係数時系列に適合するようなパラメータ値を各項 (外気温、日射、室消費電力、室温) ごとに算出し、これを初期値とする。いま、考えている項のパラメータ数が  $N$  のときは、以下の  $N$  個の方程式を作成し初期値を求める。

- 定常ゲイン (ステップ応答の収束値) をあわせる。
- ラグ  $0, 1, \dots, N-2$  の応答係数をあわせる。

例えば、考えている項の入力を  $u(t)$ 、出力を  $y(t)$  とすると、次数が 0 のときは、

$$y(t) = b_0 x(t) \quad (4.57)$$

であり、「HASP」の定常値をそのまま、 $b_0$  の初期値とする。2 次のときは、

$$y(t) = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}} x(t) \quad (4.58)$$

であり、定常ゲインと瞬時応答係数、1, 2, 3 ステップ後の応答係数値が等しくなるように  $a_1, a_2, b_0, b_1, b_2$  を求める。

各項において、1 次、2 次とした場合に算出されたパラメータ初期値を表 4.1 に、また、このパラメータによって計算される応答系列を、「HASP」で計算される応答係数と比較して図 4.5 に示す。ただし、室温項に関しては、蓄熱応答係数の定義に従い、室外へ流出する向きを正として描いている。

図から、どの項に関しても、2 次までとれば、少なくとも「HASP」で計算される応答系列はよく再現されることが分かる。なお、室温項については、もともと、「HASP」においても 2 次で計算されている。

表 4.1: 計算されたパラメータ初期値 (S ビル)  
単位はパラメータ  $b$  に関するもの,  $a$  は無次元

次数	パラメータ	$\theta_0$	$I$	$W$	$\theta_R$
0次	$b_0$	1.00	2.53	0.90	-1.00
1次	$a_1$	-0.97	-0.93	-0.91	-0.50
	$b_0$	0.52	0.80	0.39	-18.3
	$b_1$	-0.49	-0.63	-0.31	17.8
2次	$a_1$	-1.33	-1.24	-0.91	-1.07
	$a_2$	0.37	0.30	-0.01	0.13
	$b_0$	0.52	0.80	0.39	-18.3
	$b_1$	-0.68	-0.88	-0.31	28.1
	$b_2$	0.20	0.22	0.01	-9.9

$\theta_0$ : 外気温  $\rightarrow$  [kcal/m<sup>2</sup>h]/[°C]  
 $I$ : 壁面日射  $\rightarrow \times 0.01$  [kcal/m<sup>2</sup>h]/[kcal/m<sup>2</sup>h]  
 $W$ : 室消費電力  $\rightarrow$  [kcal/m<sup>2</sup>h]/[W/m<sup>2</sup>]  
 $\theta_R$ : 室温  $\rightarrow$  [kcal/m<sup>2</sup>h]/[°C]

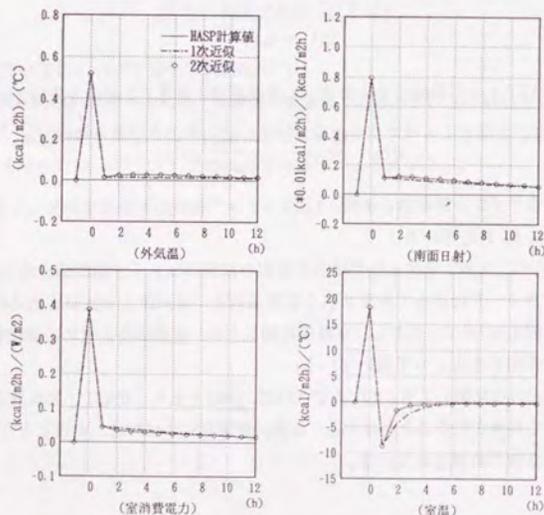


図 4.5: 計算されたパラメータ初期値を用いて求めた応答系列と「HASP」計算値の比較 (S ビル)

初期行列  $P_0$  に関して

初期条件としては, 上記の初期値の他に, 初期推定値誤差共分散に相当する行列  $P_0$  を決定する必要がある。パラメータに関して線形なモデルを逐次推定する場合で, 推定値に関する事前情報がない場合には, 一般に  $P_0$  を大きくとったほうが良いとされてきた [41] が, 非線形推定の場合は, 局所解に収束する恐れもあるので, 小さめな  $P_0$  を選択する必要がある。しかし, あまり小さくしすぎると, ここでは,  $\rho = 1$  と設定しているので, 初期値に強く影響された結果となってしまう。

図 4.6 には, 全ての項を 0 次とした場合について, すなわち,

$$E_{r,s}(t) = b_{\theta_0,0}\theta_0(t) + b_{I,0}I(t) + b_{W,0}W(t) + b_{\theta_R,0}\theta_R(t) \quad (4.59)$$

という瞬時定常モデルによって推定した場合に,  $P_0$  の変化に対して AIC がどのように変化するかを示す。AIC は, 以下の検討でも用いる指標で, 赤池の情報量規準と呼ばれる, モデルのあてはまりの悪さを示す規準である [42] (ここでは, 1 つのモデルでの相対比較なので, あてはめ残差の分散で検討しても同じ結果となる)。  $P_0 = 10^{-4}I$  よりも小さいと, AIC が増加しており, 初期値の影響を受けたものと考えられる。そこで, 以下の検討では, 初期値の影響を顕著に受けない  $P_0$  の最低の値として,  $P_0 = 10^{-3}I$  を用いることにする。

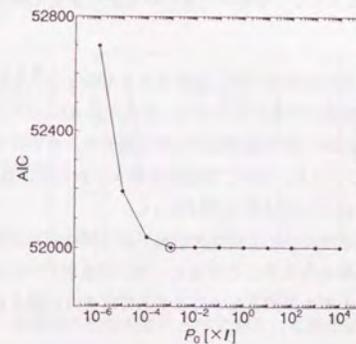


図 4.6: 瞬時定常モデルにおいて, 初期行列  $P_0$  を変化させたときの AIC (S ビル)

上の瞬時定常モデルでは, パラメータに関して線形であるため  $P_0$  を大きくしても推定結果に顕著な違いはみられなかったが, 高次なモデルでは, AIC が増大したり, 減少したとしても物理的に非現実的な推定結果となったので, 小さめの値をとることにする。

推定結果

図 4.7には、全ての項を 1 とし、各項の次数のみを変化させて推定したときの AIC を示す。また、全ての項を 0、あるいは 2 次にした場合についてもあわせて示す。

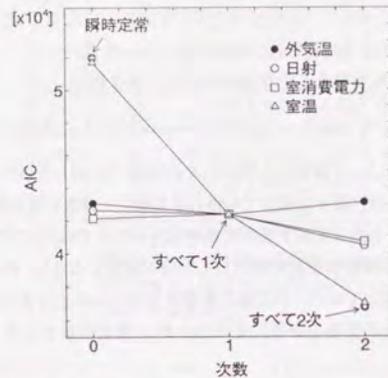


図 4.7: 全ての項の次数を 1 とし、各項の次数のみを変化させて推定したときの AIC (S ビル)

この図から、室温項以外の次数を 1 から増減させてもあまり大きな変化がみられないことがわかる。逆に室温項の次数を変化させた場合には AIC が大きく変わっていることがわかる。室温項のみが 0 次で他の項が 1 次の場合と、全ての項が 0 次の場合にはほとんど同じ AIC を示しており、また、室温項のみが 2 次で他の項が 1 次の場合と、全ての項が 2 次の場合もほとんど AIC の差がない。

このことから、室温項以外については 0 次のモデル（瞬時定常モデル）でもそれほどあてはまりの悪さに影響を与えることはなく、逆に室温項については、1 次あるいは 2 次といった、動的なモデルとすることによりあてはまりの悪さが改善されることがわかる。

表 4.2には、室温項以外をすべて 0 次に固定し、室温項のみを 0, 1, 2 次と変化させた場合の推定パラメータ（室温項以外）と AIC を示す。あわせて、「HASP」によって計算した定常ゲインを示す。

外気温項に関しては、どの次数の場合も大きな変動はなく、また、「HASP」に比較して、若干小さな値となっている。なお、「HASP」の計算においては、自然換気 0.5 回/h を考慮している。

日射項については、室温項の次数によって大きく変動しており、正確な同定がな

表 4.2: 室温項の次数を変化させた場合のパラメータ推定値 (室温項を除く、室温項以外は全て 0 次, S ビル)

次数 (室温項)	外気温	日射	室消費電力	AIC
0	0.92	0.007	0.54	52002
1	0.87	0.019	0.80	42572
2	0.92	0.009	0.81	38487
HASP 計算値	1.00	0.022	0.83	—

外気温→[kcal/m<sup>2</sup>h]/[°C]

日射→[kcal/m<sup>2</sup>h]/[kcal/m<sup>2</sup>h]

室消費電力→[kcal/m<sup>2</sup>h]/[W/m<sup>2</sup>]

れていない。また、室温項が 0 次の場合と 2 次の場合では、「HASP」にくらべてかなり小さな値となっていることがわかる。

室消費電力については、室温項を増やすに従って「HASP」に近づいている。単位を [W/m<sup>2</sup>]/[W/m<sup>2</sup>] とすると、これが 1 に近い値になるのは当然であるが、室温項を 0 次とするとこれがかなり小さな値となることがわかる。

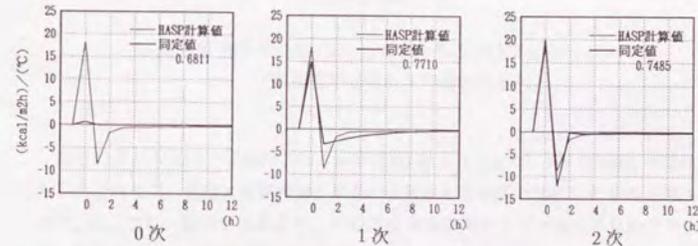


図 4.8: 室温項の次数を変化させて同定した顕熱蓄熱応答係数 (室温項以外は全て 0 次, 右肩の数字は定常ゲイン, S ビル)

図 4.8には、表 4.2に対応して、室温項の次数のみを変化させたときの室温項の応答系列（正負を逆にして室外へ流出する方向を正としている）を示す。蓄熱応答は、励振と同時に室外へ熱が流出し、励振が弱まるとすぐに熱が逆流するという特徴があるが、室温項の次数が 0 次だと、この動的な挙動が表現できず、定常ゲインだけの同定となる。

1次以上ではこの挙動が説明されているが、1次の場合では、ラグ1以降の応答系列は、ラグ1を初項とするような等比数列としてしか表現できないので、もし、実際の蓄熱応答が「HASP」による計算値のように、ラグ2がラグ1の1/4弱、ラグ3がラグ2の半分弱と、異なった比率で減衰するような場合には、正しい推定が行われない。

2次においては、この拘束からも逃れることができるが、ラグ2において一度ほとんど熱流がとまり、その後また室内への流入が始まるという物理的には妥当でない結果がみられる。

以上のことから、室温項に関して、0次とすることは、AICの増加、蓄熱応答、あるいは他の項のパラメータ推定値に対する悪影響があることから避けるべきであり、最低1次とする必要があること、また、2次とすることによりAICはさらに減少するが、必ずしも物理的に妥当な結果となるとは限らないことがわかる。

#### 4.2.3 忘却係数の影響

4.1.1項で述べたように、時刻と共に真のモデルパラメータが変動する場合には、データに対する重みを最近のデータほど大きくし、過去のデータを忘却することが有効になると考えられる。どのようなプロファイルが適切であるかは、パラメータの変動する状態による。パラメータが時不変である時はカルマンフィルタとWRLSとの関係から、均等重み( $\rho = 1$ )が最適となることがわかる。ランダムウォーク系列となる場合には、その変動の大きさ(観測雑音に対するシステム雑音の相対的な大きさ)によって、ある $\rho$ ( $0 < \rho < 1$ )が最適となり、パラメータ真値の変動が大きくなるほど小さな $\rho$ が望ましくなる。図4.9に $\rho$ の大きさと重みのプロファイルの関係について示す。

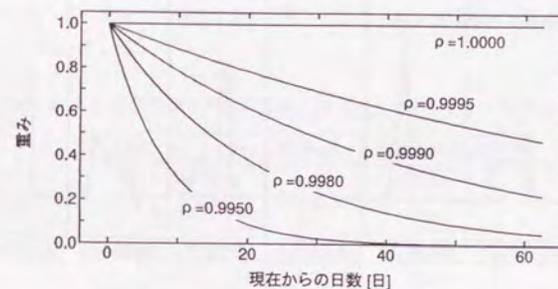


図 4.9: 各忘却係数 ( $\rho$ ) に対する重み付けプロファイル  
(離散時間間隔が1時間の場合)

前項のSビルにおける検討では、忘却係数 $\rho$ を1としたが、 $\rho$ を0.9995、0.995とした場合と併せて、室温と室顕熱除去熱量の計算値を実測値と比較したものを図4.10に示す。ここでは、前項とは異なり、WRLSを本来のオンライン推定の目的で用いるため、推定を2回繰り返すという操作は行っていない。

この計算で、負荷が0のときは、3.52式から自然室温を求め、負荷が0以外の時は室温を与え、負荷を計算している。すなわち、空調時の負荷、非空調時の室温は未知として計算しており、この計算結果は、説明変数の予測が誤差なく行われると仮定した場合の室温予測と負荷予測に相当している。

$\rho = 1$ の場合では、自然室温、負荷とも、実現値よりも大きめに計算される傾向があり、計算残差に偏りを生じている。これに対して、 $\rho$ を0.9995とした場合では、この偏りが改善されていることがわかるが、 $\rho = 0.995$ とすると、計算残差が自然室温、負荷とも、かなり大きくなっていることがわかる。このことから、適切な忘却係数の

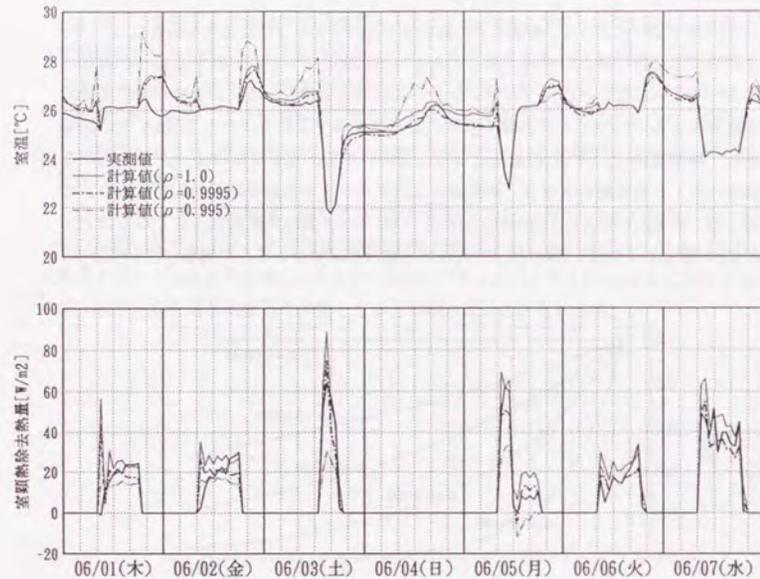


図 4.10: 室温, 室顕熱除去熱量の実際値と計算値 (S ビル, '89年 6月)

選択が必要であることが示唆される。

同様の検討を, M ビルのデータに対して行う。次数について, 室温, 室温湿度項については以下のとおりとし, それ以外の項については瞬時定常とする。

	分母	分子
室温	1	1
室温湿度	0	1

具体的には, 以下のようになる。

$$E_{r,s}(t) = b_1\theta_o(t) + b_2I(t) + b_3W(t) + \frac{b_4 + b_5z^{-1}}{1 + a_1z^{-1}}\theta_R(t) \quad (4.60)$$

$$E_{r,l}(t) = (b_6 + b_7z^{-1})x_R(t) + b_8x_o(t) \quad (4.61)$$

図 4.11 に一部のパラメータ推定値の推移を示す。 $\rho = 1$  を小さくするに従って推定値の変動が激しくなるが,  $\rho = 0.98$  では 2 年目の 5 月 (冷房運転開始時) とともに推定値が全く変動しなくなっている。

これは, 4.1.3 項で示した安定化を行った結果生じたもので, システムの安定条件を満たすように式 4.12 中のゲイン,  $P_{N-1}z_N / (z_N^T P_{N-1} z_N + \rho)$  を小さく調整した結果, ゲインがいつも 0 になってしまったことによる。しかし, この安定化を図らなかった場合には, 残差が発散してしまった。

表 4.3 には各忘却係数に対する残差の偏りと標準偏差を示す。ここで, 残差の偏りは, 実測値から計算値を引いたものである。また,  $N_0$  は, 推定に使用したデータ数の目安を示すもので,

$$N_0 = \sum_{i=0}^{\infty} \rho^i = \frac{1}{1-\rho} \quad (4.62)$$

である。 $\rho = 1$  から,  $\rho$  の値を小さくするに従って, 残差の標準偏差は徐々に減少しており, データへの追随性が高まっている。しかし,  $\rho = 0.98$  においては, 図 4.11 にみられるように, 非常に不安定な推定となった結果, 残差標準偏差は非常に大きな値となってしまう。

表 4.3: 忘却係数と残差の変化 (M ビル, '89年 4月~'91年 3月)

$\rho$	$N_0$	残差偏り	残差標準偏差
1.000	$\infty$	0.10	8.84
0.999	1000	0.37	7.83
0.990	100	0.19	6.62
0.980	50	1.67	22.00

残差偏り, 標準偏差の単位は [kcal/m²h]

$\rho$  を小さくした場合に残差が減少していく原因として, 真のパラメータがもともと変動しているということの他に, 推定に用いる実質データ数のめやす,  $N_0$  が減少し, 実質的に少ないデータに対してパラメータをあてはめた結果になっていることも挙げられる。

すなわち, パラメータ数が同一である場合には, 少数のデータであるほど, 見かけ上のあてはまりは良くなるはずである。その結果,  $\rho$  を小さくしすぎた場合には, 局所的なデータにのみ追随し, パラメータ推定値の推移が大きな変動を示すものと考えられる。当然, 物理的には妥当性のないあてはめ結果となる。

パラメータ数とデータ数と残差の大きさの関係としては, 前項で用いた AIC が広く知られているが, これは, 同一のデータサンプルに対して, 種々のモデルを考えた場合に, どのモデルが好ましいかを知る規準であり, ここで考えているような異なる重み付けをしているような場合に対して直接適用することはできないものと考えられる。

いずれにしても, 異なる重みづけをした複数のあてはめの良否を, あてはめ残差の大小から, 判断することはできず, 従って, 表 4.3 の結果から,  $\rho$  を小さくしすぎるの

は、不安定な推定に結びつくので避けるべきであるということはわかるが、最終にどの $\rho$ が良いかは、ここでの検討だけでは結論できない。この点については、6章の負荷予測計算において、再度検討することにする。

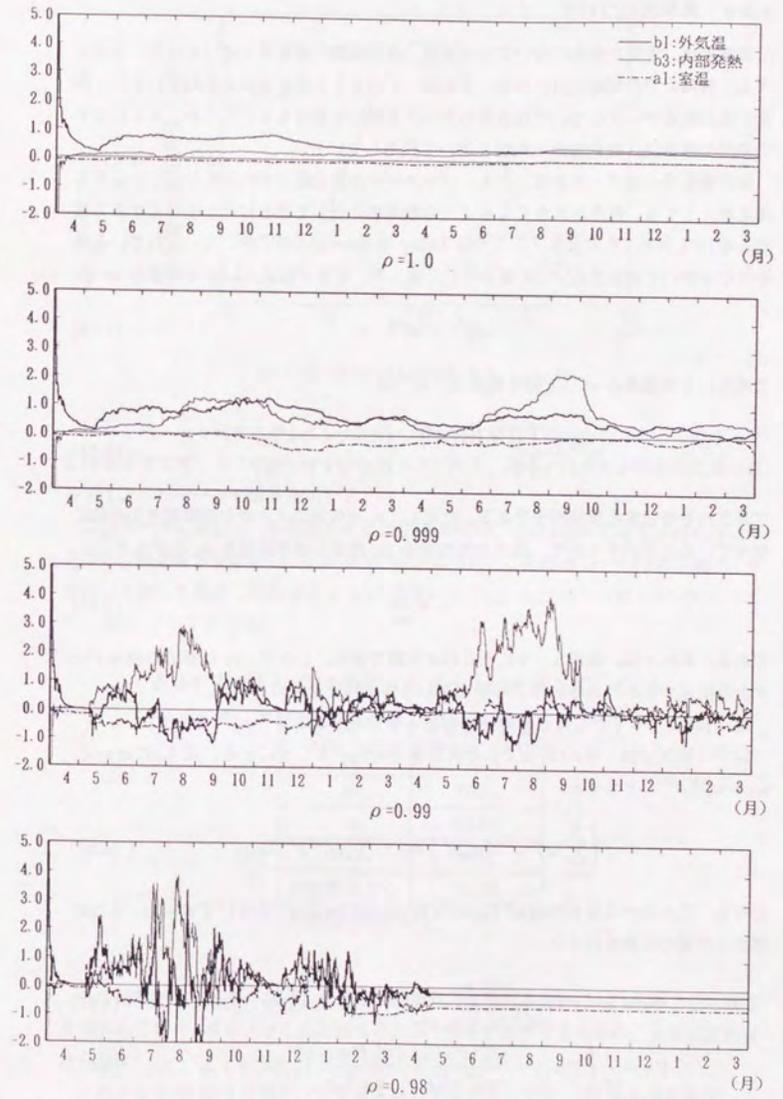


図 4.11: 忘却係数 $\rho$ の相違が推定値に及ぼす影響 (Mビル, '89年4月~'91年3月)

4.2.4 異常値について

異常値は、現実の制御においては計測器、通信機器の故障等で避けられないものである。前項までの解析に用いたデータには、このような異常値は含まれていない。異常と思われるデータについては前後のデータを用いて補間をおこなうか、あるいはその期間の曜日別、時刻別の平均値を用いて代用している。

異常値を含んだデータを用いても、パラメータの推定値にずれが生じにくいような推定法としては、残差が大きくなるような観測値に対して重み付けを小さくする方法がある [32], [43]。そのうち、ここでは Tukey の Biweight 推定法に用いられている重み付けを用いて検討する。この重み付けに従って、正規方程式 (4.2) 中の重み  $w_t$  を、

$$w_t^{eff} = w_t^{adj} \cdot w_t \tag{4.63}$$

で表される有効重み  $w_t^{eff}$  と置き換える。  $w_t^{adj}$  は、

$$w_t^{adj} = \begin{cases} [1 - (z_t/c)^2]^2 & (|z_t| < c \text{ のとき}) \\ 0 & (|z_t| \geq c \text{ のとき}) \end{cases} \tag{4.64}$$

で表される有効重み調節因子である。ただし、  $z_t$  は残差の大きさが標準偏差の何倍になっているかを示すもので、残差の実測値を  $I_t$ 、残差の標準偏差を  $\sigma_0$  とすると、

$$z_t = \frac{I_t}{\sigma_0} \tag{4.65}$$

である。また  $c$  は、通常 5 ~ 9 にとられる定数である。ここで、  $\sigma_0$  は最近の残差データから推定するか、あるいは予め想定される値を与えるものとする。

図 4.12 に、  $c = 7$  としたときの  $z_t$  に対する有効重み調節因子  $w_t^{adj}$  を示す。

以下の検討では、WRLS 法でこの有効重みを用いることにする。式 4.2 において、  $w_t = w_t^{adj} \rho^{N-t}$  とおくと、

$$\left( \sum_{t=1}^N w_t^{adj} \rho^{N-t} z_t z_t^T \right) \hat{\theta}_N = \sum_{t=1}^N w_t^{adj} \rho^{N-t} z_t y_t \tag{4.66}$$

となる。この式から逆行列補題 (matrix inversion lemma) を用いて式 4.12, 4.13 の導出と同様の計算を行うと、

$$\hat{\theta}_N = \hat{\theta}_{N-1} + \frac{w_N^{adj} P_{N-1} z_N}{w_N^{adj} z_N^T P_{N-1} z_N + \rho} (y_N - z_N^T \hat{\theta}_{N-1}) \tag{4.67}$$

$$P_N = \frac{1}{\rho} \left( P_{N-1} - \frac{w_N^{adj} P_{N-1} z_N z_N^T P_{N-1}}{w_N^{adj} z_N^T P_{N-1} z_N + \rho} \right) \quad (N = 1, 2, \dots) \tag{4.68}$$

が得られる。

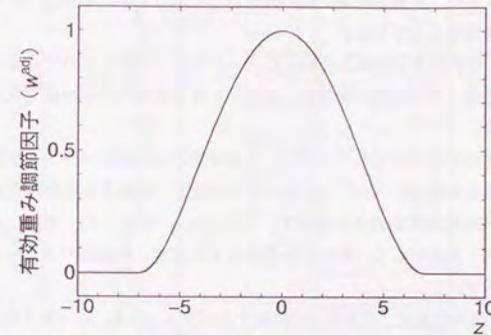


図 4.12: Biweight の有効重み ( $c = 7$ )

ここでは、全く異常処理していない生のデータに対して検討を行った。このデータには通信異常等で全てのデータが 0 になっていたり、あるいは日射が突発的に負の値を示すようなデータが含まれている。

このデータに対して、有効重みをかけずに WRLS、  $\rho = 0.999$  であてはめを行ったところ、残差標準偏差は 10.70 [kcal/m<sup>2</sup>h] となった。これに対して 4.64 式に基づく重み付けを行って推定した結果を表 4.4 に示す。ただし、  $\sigma_0$  は種々の値を固定的に与えた。また、  $c = 7$  とした。

表 4.4: 有効重み付けの効果 ('89 年 4 月 ~ '91 年 3 月, M ビル)

$\sigma_0$	残差標準偏差
10	14.23
50	10.74
75	10.65
100	10.67
有効重みなし	10.70

単位は [kcal/m<sup>2</sup>h]

この結果から、  $\sigma_0$  を小さくした場合の残差は、有効重みをかけない場合よりも残差が増大しており、また大きくした場合には若干残差が減少するものの、大きな変化はみられない。

このことを '89 年 9 月のデータを見て検討することにする。'89 年 9 月の生データは、図 4.13 に示すように 7 日から 16 日にかけて外気湿度が負の値を示すような異常

が発生している。また、日射が夜間で負の値を示しており、特に21日と22日では突発的に大きな負の値を示している。

これに対して、予め異常値の補正を行ったデータは図4.14のとおりである。ここでは、負の日射の処理、外気湿度の異常値の処理(9月の各時刻の平均値で代用)等の処理を施している。

図4.15には、生のデータに対してパラメータ推定を行った際のパラメータ推定値の推移と、有効重みをかけない( $w_i^{eff} = w_i$ )場合の残差、有効重みをかけたときの残差、そのときの有効重み調節因子等を示す。ただし $\sigma_0 = 10$ とした。また、上記の異常処理を行ったデータに対して、有効重みをかけずに推定した際のパラメータ推定値の推移を併せて示す。

図中、上の2段は外気湿度、室温度の項に属するパラメータ $b_8, b_6$ (式4.60, 4.61参照)の推定値の推移であり、生のデータに対して有効重みをかけずに推定した場合には外気湿度データが異常を示した7日の後、パラメータ推定値が大きく変動し、その結果、残差は7日には大きな値となっているものの、その後は小さな値を示している。

それに対して、同じく生のデータに対して有効重みをかけて推定した場合は、7日以降もパラメータ推定値は急激には変化せず、異常データが継続するに従って徐々に異常値の影響を受けて推定値が変化しているのがわかる。

異常な外気湿度データは、大きな残差を生む結果となり、このような観測値に対して、図中、下段に示すように有効重み調節因子がほとんど0となっているため、推定値の変化が緩やかなものになったと考えられる。しかし、パラメータ推定値が安定している分、残差は7日の後も大きくなってしまっている。

もし、このような異常データが短時間の間だけ現出するような場合は、たとえその異常データを観測した時間は残差が大きくなったとしても、パラメータ推定値が安定していた方が、その後の正常なデータに対して元の適正な推定を行えるため、有効重みをつけて推定を行うのが好ましいと考えられる。

しかし、この例のように長時間に渡って異常値が継続するような場合には、たとえ本来のシステムの特徴を反映しない推定となったとしても、みかけのシステム構造の変化に素早く適応するような推定の方が、低い残差をもたらすことがわかる。

ただし、ここでの残差の大小と負荷予測を行ったときの誤差の大小が直接対応するわけではない。すなわち、この場合であれば、湿度データが異常を示した後、有効重みをかけないことによって、この異常な湿度データに適応したとしても、湿度の予測が通常通り行われている場合には、予測誤差が拡大することになる。

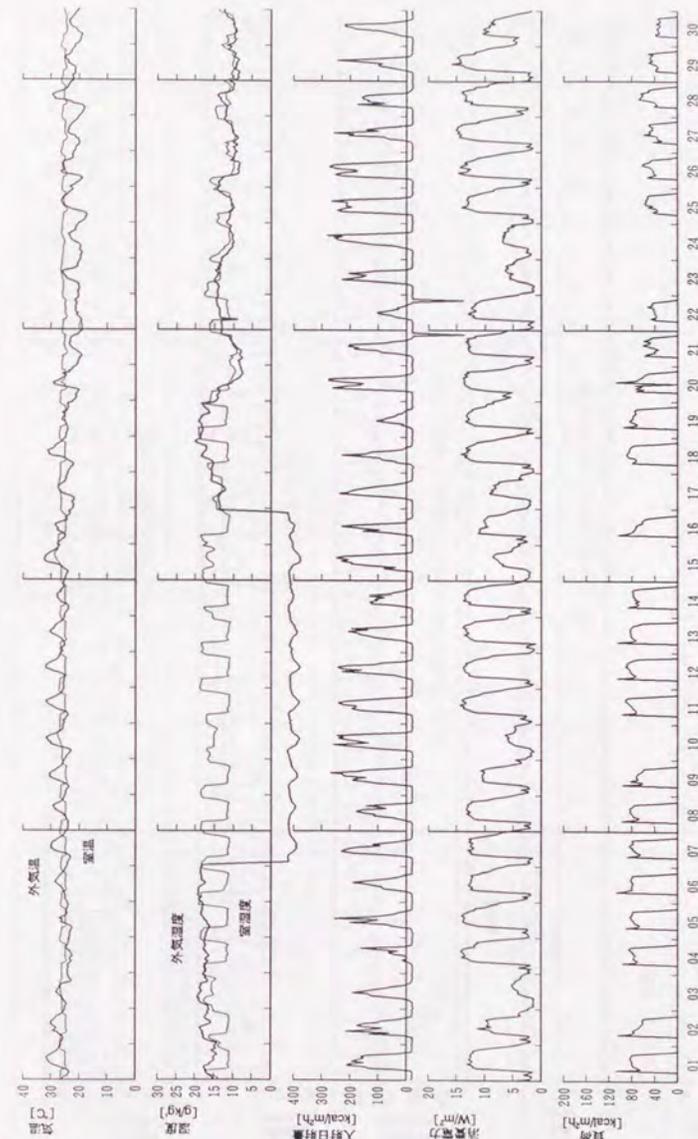


図4.13: 推定に用いた生の実測データ('89年9月, Mビル)

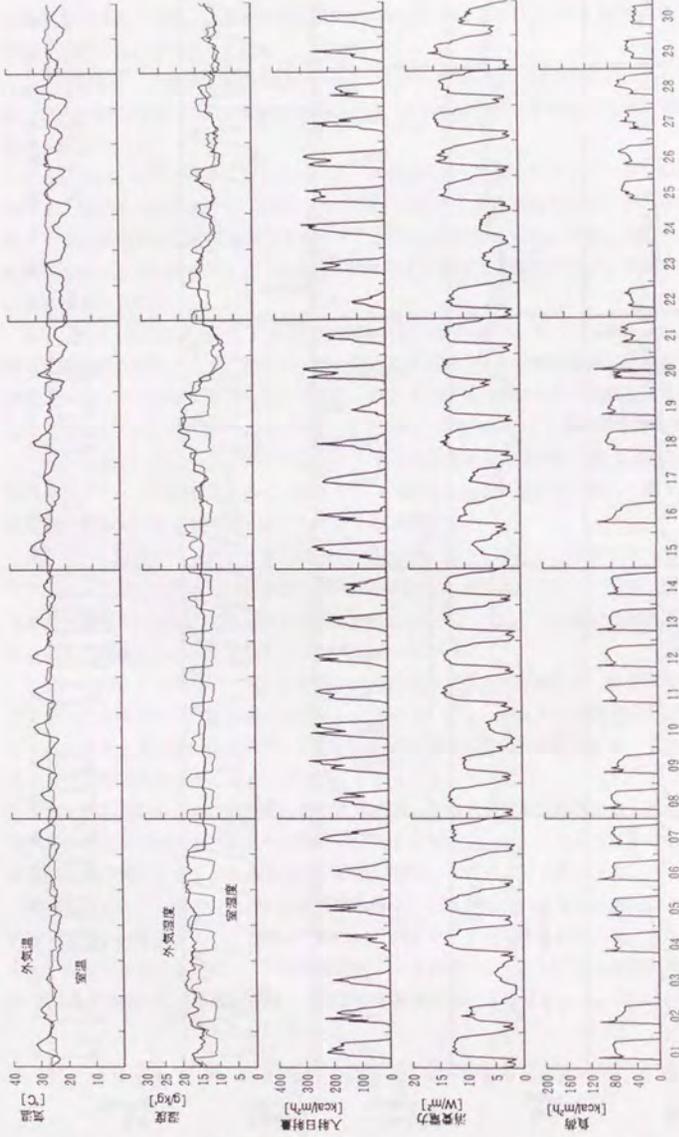


図 4.14: 異常値を補正してあるデータ ('89年9月, Mビル)

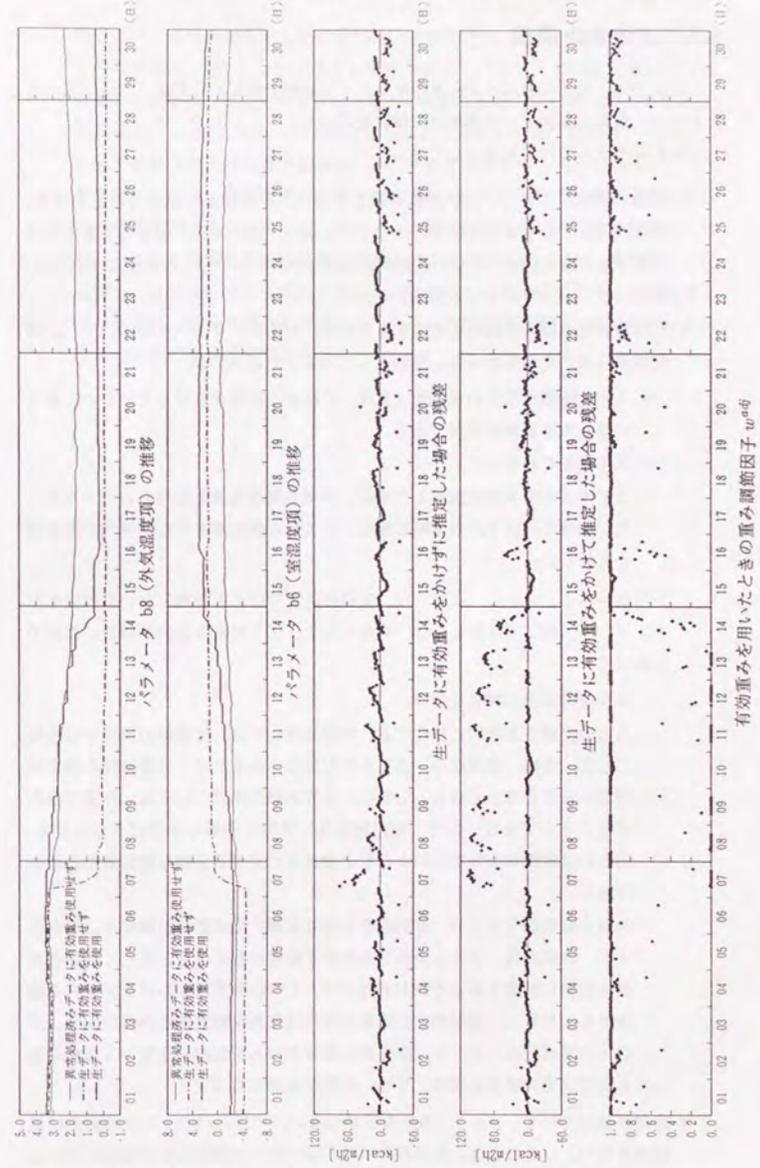


図 4.15: 推定値の推移, 残差, 該当時刻の観測値に対する有効重み調節因子 ('89年9月, Mビル)

## 4.3 まとめと課題

この章では、モデルのパラメータをオンライン処理で推定する方法について述べるとともに、負荷の実測データを用いて検討を行った。

空調負荷モデルの同定結果としては、

- 次数の選択について、高い次数を選択すると、計算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、逆に、瞬時定常と仮定してもそれほどモデルの悪化が見られない変動要素もあった。その中で、室温項については、動的なサブシステムとする効果が現れた。
- 建物熱特性の傾向は概ね把握できるものの、全てのパラメータについて、正確な推定にはいたらなかった。原因として考えられるものは、
  - 入力の変動が出力の実測値（負荷）に顕著な影響を及ぼしていない。あるいは、入力変動が単調である。
  - 人体発熱を無視した。
  - コイル負荷を目的変数とした場合、外気負荷を考慮しなければならなかった。同時に、コイルの蓄熱容量等、システム側の非モデル化要因が悪影響を及ぼした。

が考えられる。しかし、これらは、実際の計装で行える範囲において同定を行う、という制約下では致し方ない側面もある。より精密な建物熱特性の把握のためには、

- 非在室時間帯に同定を行う。
- 入力の変動を意図的に操作する。室温に関しては、空調機の発停を行うなどして、室温、室温度に、より大きな擾乱を与えれば、蓄熱特性の同定が容易になると考えられる。しかし、外界気象要素については、任意に操作することができないので、室内熱環境に微弱な影響しか及ぼさない要素、あるいは変動が十分でないような気象要素に対する正確な熱的特性の把握は難しい。
- 負荷を空気側（ファン、外気混合部より室側）で正確に計測する。これにより、外気負荷、ファン発熱を考慮する必要がなくなる。また、顕熱と潜熱を個別に計測することが可能なので、1つのモデル中のパラメータも減少する。ただし、空気側での熱量測定には風量を測定する必要があり、ダクト内風速分布、ダクトの曲折部の影響等から測定誤差を生じる恐れがあるので注意が必要になる。また、計装は複雑になる。
- 忘却係数について、 $\rho = 1$ （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。このことは、指数重みづけを用いない逐次型最小2乗法を用いた

場合、パラメータがもともと変動しない系以外では、正しい推定が行えないことを意味する。逆に、 $\rho$ 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推定不能な状態に陥ることもある。適切な忘却係数の選定が必要であり、実質使用データ数  $N_0$ が一つの目安となるが、最終的には、同定されたモデルの適用結果（例えば負荷予測精度）から判断すべきものと考えられる。

- 異常値について、残差が極端に大きいようなデータに対しては小さな重みをかけて推定を行うことによって、パラメータ推定値が異常値に影響されにくくなる。しかし、長期間異常値が連続すると、この方法を用いても、異常データに追従し、当てはめ残差は減少することになるが、現実的なパラメータ推定値とはならない。計測の常時監視による、データの信頼性確保は、モデルの正しい同定のためにも不可欠である。