



Title	定性推論を用いたビル空調システム故障診断に関する研究
Author(s)	湯本, 真樹
Citation	大阪大学, 1998, 博士論文
Version Type	VoR
URL	<a href="https://doi.org/10.11501/3144023">https://doi.org/10.11501/3144023</a>
rights	
Note	

*The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA*

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

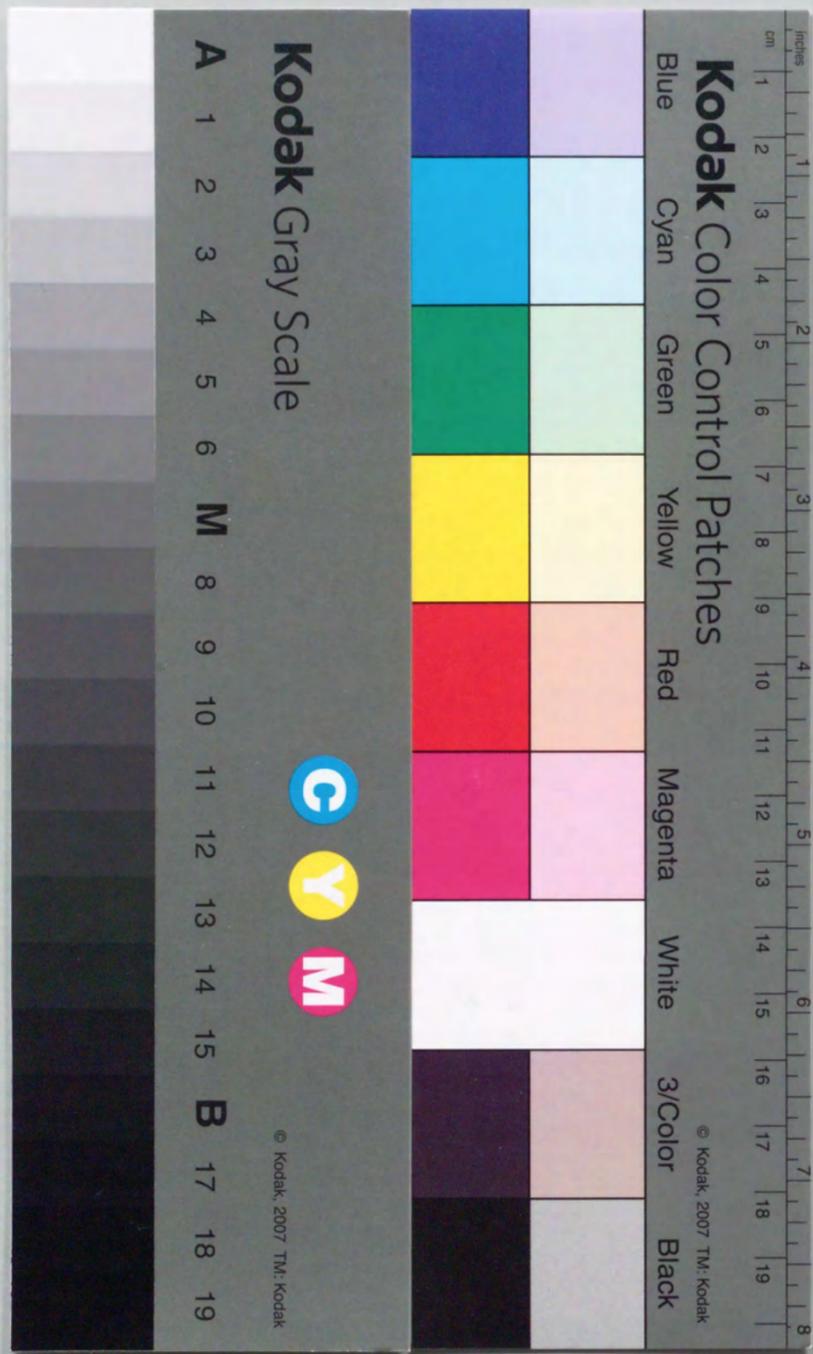
The University of Osaka

定性推論を用いたビル空調システム

故障診断に関する研究

1997年12月

湯本真樹



定性推論を用いたビル空調システム

故障診断に関する研究

1997年12月

湯本真樹

## 内容梗概

本論文は、筆者が1995年から現在までに大阪大学大学院工学研究科博士前期課程ならびに後期課程在学中に行った定性推論によるビル空調システム故障診断に関する研究成果をまとめたものである。

ビル内の空間に対して、より快適な空調環境を提供するために空調システムに対する運転の信頼性、安全性を確保することが必要となってくる。そこで、ビル内の人々から空調システムに対してクレームが生じた場合、ビル空調システム管理者が、そのクレームの原因となるものを迅速に特定し、不具合を解除することは非常に重要である。

しかしながらビル空調システムではコスト的な制約からシステム中のセンサの数はごく限られている。またパソコン、複写機といった熱負荷の有無、部屋の方角、部屋の大きさ、什器の配置、室内への人間の出入り、窓の開け閉め、日照といったものも含めたトータルなシステムとして扱われなければならない、システムの構成要素間の定量的な物理関係を求めることは困難である。さらにビル空調システムは多種多様であり、そのようなシステムを個々の設備毎に定量的な物理関係を見出し、それに基づいて診断する方法は精度面ならびに物理関係発見の手間とコストを考えた場合に実際的ではない。このようなシステムの故障診断では、定性モデルに基づいたアプローチが有効である。このアプローチでは、まず対象となるビル空調設備について正常状態および故障状態を仮定した上でモデル化する。次にそれらのモデルを利用して定性推論を行い、その結果として得られる対象システムの推定動作と正常および故障状態下においてセンサから入ってくる時系列の測定値との比較により、仮定した故障が妥当であるかを検証する。

ビル空調システムを定性的にモデル化するには、前述したように空調システムを熱負荷などを含めたトータルなシステムとして扱われなければならないので、様々な変量間の動的関係を定性微分方程式で表現することは非常に困難である。そこで単純な構成要素間の関係でビル空調設備をモデリングする必要がある。しかし、単純な定性モデリングに基づいたアプローチにおいては、定性推論の曖昧性により挙動の推移を一意に決定することが困難となり、想定されるシステムの状態が爆発的に増加し、挙動の把握が実際的に不可

能になるという問題が生じる。このため、生成される状態を制限して挙動推定の精度をあげることが必要となる。

このような観点から、本研究では確率付定性モデルという単純なモデルによってシステムを捉えるモデル化の枠組と、それをもとにシステムの挙動推定を行うことが可能な確率的定性推論方法を提案する。また現実的な規模のシステムにも対応できるように、この方法にモンテカルロ法および測定値系列の先読みを導入した効率的な推論方法を提案する。さらに故障診断を行う上で問題となる確率付定性モデル作成方法について言及する。最後にこれらの方法を、部屋空調設備だけでなく、熱源システムの冷凍機まわりや可変風量型空調システム (VAV システム) に適用して、その有効性を確認する。

本論文は全7章から構成される。第1章の序論で本研究の背景と課題を述べた後、第2章に確率的定性推論によるビル空調システム故障診断方式について、第3章では効率的な確率的定性推論方法について述べる。そして第4章では確率付定性モデルのパラメータ表現を、第5章では確率付定性モデル自動生成方法を示す。第6章では確率的定性推論による故障診断を実際に稼働しているビル空調設備に適用する。最後に第7章で結論を述べるとともに、今後の課題と研究方針を示す。

第1章の序論では、ビル空調システム故障診断での課題を述べた後、解決法である定性モデルに基づく定性推論技法において克服すべき問題点を示す。さらにビル空調システム故障診断および関連する定性推論技法について従来の研究を概観するとともに、本研究の目的と位置づけを明確にする。

第2章では、空調システムの測定対象や各種センサ、構成要素をノード、アーク、関数で表現し、挙動を確率で表現する確率付定性モデル表現を提案する。さらに、このモデルをもとに挙動の推移に確率を採り入れ、一つ一つの挙動を追っていく過程において、生起確率の低い状態を無視することにより状態の爆発的増加を防ぐ確率的定性推論を提案する。また存在確率の導入により、実際に測定されるデータと推論結果の整合度を表す評価値を考案する。さらにこの評価値によって複数の推定故障原因が想定される場合に、故障の可能性に対して順位付けを行う手法を示す。

第3章では、現実的な規模のビル空調設備に対しても確率的定性推論が適用できるように、モンテカルロ法によるサンプリングによって起こり得る可能性が高い状態のみを生成する手法、また測定値の先読みにより起こり得ない状態へ向かう変化方向をもつ状態を予め消去する手法によって短時間での挙動推定を可能にする確率的定性推論の効率化方式を提案する。

第4章では確率付定性モデルが持つ多数の確率パラメータを、その生成規則から少数の特徴パラメータで表現する方法を試みる。そして、その表現方法の効果と従来の表現方

法で作成したモデルとの表現能力の差を検証する。さらに特徴パラメータ表現が確率的定性推論に与える影響について評価する。

第5章では、特徴パラメータで表現された定性モデルを自動的に生成する方法を提案する。この方法ではまず、対象システムの計装図から作成した定性モデルの枠組に対して、計装図から得られる定性的な情報をもとにその特徴パラメータを仮設定する。次にこのパラメータを最急勾配法による自動調整方法によって観測値系列に基づく調整を行う。この方法を実際に稼働しているシステムに適用しその有効性を確認する。

第6章では、これまでに提案した確率的定性推論による故障診断方式を様々なビル空調設備に適用する。単一ダクト・一定風量方式 (全体制御方式) の部屋空調設備、冷水蓄熱槽型熱源システムの冷凍機まわり、および可変風量型空調システム (VAV システム) の3種類のシステムについて、実際の観測データをもとに対象システムの計装図などから作成した定性モデルを用いて確率的定性推論による故障診断を試みる。

第7章では、本研究で得られた成果を要約し、今後に残された課題について述べる。

## 研究業績目録

### A. 学術論文誌論文

1. 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: 確率的定性推論によるビル空調用熱源システムの不具合検知方式, 電気学会C部門論文誌, vol.116, no.11, pp.1281-1287 (1996.11).
2. 山崎高弘, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: 実測データに基づく確率付定性モデルのパラメータ自動調整, 電気学会C部門論文誌, vol.117, no.11, pp.1650-1656 (1997.11).
3. 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: 故障診断のための効率的な確率的定性推論方法, 計測自動制御学会論文集, vol.34, no.2 (1998.2)(掲載決定).
4. M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka : Fault Detection for a Variable Air Volume System by Stochastic Qualitative Reasoning, *Studies in Informatics and Control*, vol.7, no.1 (1998.3)(printing).
5. 湯本真樹, 山崎高弘, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: ビル空調システム故障診断のための確率付定性モデル自動生成, 電気学会C部門論文誌, vol.118, no.3 (1998.3)(掲載決定).
6. 小野田仙一, 小林隆, 尾越昌子, 湯本真樹, 薦田憲久: 資材注文依頼業務のワークフローについてのターンアラウンドタイム分析, 電気学会C部門論文誌, vol.118, no.4 (1998.4)(掲載決定).
7. 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: 確率付定性モデルのパラメータ表現, 計測自動制御学会論文集, vol.34 (1998)(掲載決定).

8. 王平, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: ビル空調システムのための定性推論によるセンサ施工時不具合検知方式, 電気学会C部門論文誌, vol.118 (1998)(掲載決定).

## B. 国際会議

1. M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: Practical Application of Stochastic Qualitative Reasoning to Fault Detection of Building Air Conditioning Systems, in *Proc. of the Tenth International Workshop on Qualitative Reasoning (QR'96)*, pp.283 - 291 (1996.5.21-24, Fallen Leaf Lake, CA, USA).
2. M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: An Approach to Automatic Model Generation for Stochastic Qualitative Simulation of Building Air Conditioning Systems, in *Proc. of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics '96 (ISIE'96)*, pp.1037 - 1042 (1996.6.17-20, Warsaw, Poland).
3. T. Ohkawa, M. Yumoto, N. Komoda, and F. Miyasaka: Stochastic Qualitative Simulation for Fault Diagnosis of Building Air Conditioning Systems, in *Proc. of the 11th International Conf. on Artificial Intelligence in Engineering (AIENG'96)*, (in CD-ROM) (1996.9.11-13, Clearwater, FL, USA).
4. P. Wang, M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: Stochastic Qualitative Simulation of Heat Source System, in *Proc. of the 1996 IEEE International Conf. on Systems, Man and Cybernetics (SMC'96)*, pp.1414-1419 (1996.10.14-17, 北京, 中国).
5. P. Wang, M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: Fault Detection of a Heat Source System by Stochastic Qualitative Reasoning, in *Proc. of the Third IJCAI Workshop on Engineering Problem for Qualitative Reasoning*, pp.89-94 (1997.8.24, 名古屋, 日本).
6. M. Yumoto, T. Yamasaki, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: Automatic Model Generation for Stochastic Qualitative Reasoning of Building Air Conditioning Systems, in *Proc. of the Eleventh International Workshop on Qualitative Reasoning (QR'97)*, pp.355 - 363 (1997.6.3-6, Cortona, Italy).

7. T. Yamasaki, M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: Automatic Parameter Tuning of Stochastic Qualitative Model of Building Air Conditioning Systems, in *Proc. of the IEEE International Conf. on Intelligent Engineering Systems (INES'97)*, pp.415-420 (1997.9.15-17, Budapest, Hungary).
8. S. Onoda, M. Yumoto, T. Maruta, N. Komoda, and T. Kobayasi: Bottleneck Detection Analysis for Workflow Improvement, in *Proc. of the 1997 IEEE International Conf. on Systems, Man and Cybernetics (SMC'97)*, pp.3331 - 3336 (1997.10.12-15, Orlando, Florida, U.S.A.).
9. P. Wang, M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: An Inspection Method for Sensors Installation Fault in Air Conditioning Systems by Stochastic Qualitative Reasoning, in *Proc. of the 1997 IEEE 1st International Conf. on Intelligent Processing Systems (ICIPS'97)*, pp.1511-1515 (1997.10.28-31, 北京, 中国).

## C. 学会講演

1. 宮坂房千加, 石川良光, 湯本真樹, 大川剛直: 確率的定性推論を利用した空調システム不具合検知方法, その2 現場データによる定性シミュレーション, 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.797-800 (1995.10.2-4 広島).
2. 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加, 石川良光: 熱源システムの定性シミュレーション, 平成7年電気関係学会関西支部連合大会論文集, G3-34, p.G101 (1995.11.11-12, 京都).
3. 宮坂房千加, 石川良光, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久: 確率的定性推論を利用した空調システム不具合検知方法, その3 実用化へのアプローチ, 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.1065-1068 (1996.9.18-20, 名古屋).
4. 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: 確率付定性モデルのパラメータ自動調整方法, 平成8年電気関係学会関西支部連合大会論文集, G3-26, p.G98 (1996.11.23-24, 草津).
5. 王平, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: 定性推論によるセンサ施工時不具合検知方式, 平成8年電気関係学会関西支部連合大会論文集, G3-27, p.G99 (1996.11.23-24, 草津).

6. 山崎高弘, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: 確率的定性モデルのパラメータ自動調整方法の評価, 平成9年電気学会全国大会, 626, pp.3-118-3-119 (1997.3.26-28, 京都).
7. 小野田仙一, 小林隆, 尾越昌子, 湯本真樹, 薦田憲久: 資材注文依頼業務に対するワークフロー分析, 平成9年電気学会電子・情報・システム部門大会, B-4-3, pp.527-530 (1997.8.28-29, 東京).
8. 王平, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: ビル空調用熱源システムのためのセンサ施工時不具合検知方式, 平成9年電気学会電子・情報・システム部門大会, B-4-4, pp.531-534 (1997.8.28-29, 東京).
9. 湯本真樹, 山崎高弘, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: ビル空調システム故障診断のための確率付定性モデル自動生成, 平成9年電気学会電子・情報・システム部門大会, B-4-5, pp.535-540 (1997.8.28-29, 東京).
10. 宮坂房千加, 邸偉, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久: 確率的定性推論を利用した空調システム不具合検知方法, その4 VAV システムの異常検知, 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.949-952 (1997.8.27-29, 東京).
11. 王平, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: 定性推論における定量値の柔軟な定性値化方式, 平成9年電気関係学会関西支部連合大会論文集, G3-35, p.G98 (1997.11.23-24, 吹田).
12. 山崎高弘, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: 確率付定性モデルの定性値自動決定法, 平成9年電気関係学会関西支部連合大会論文集, G3-36, p.G99 (1997.11.23-24, 吹田).

## 目次

<b>1 序論</b>	<b>1</b>
1.1 はじめに	1
1.2 本研究の背景と課題	3
1.3 関連する研究	5
1.3.1 ビル空調設備故障診断	5
1.3.2 定性推論技法	6
1.4 本研究の方針	7
1.5 本論文の構成	9
<b>2 確率的定性推論によるビル空調システム故障診断方式</b>	<b>11</b>
2.1 緒言	11
2.2 ビル空調システムの概要	12
2.2.1 ビル空調システムの分類	12
2.2.2 ビル空調システムの構成	13
2.3 ビル空調システムの確率付定性モデルによる表現	15
2.3.1 ビル空調システムの構成要素	15
2.3.2 定性モデルの枠組	17
2.3.3 定性モデルへの確率の導入	19
2.4 確率付定性モデル表現の拡張	21
2.4.1 フィードバック関数	21
2.4.2 定性値の多様化	22
2.5 確率付定性モデルにおける状態と状態遷移表現	23
2.6 確率的定性推論	26
2.6.1 確率的定性推論手順	26
2.6.2 測定値一致度	28

2.7	確率的定性推論による故障診断	28
2.7.1	故障診断方法	28
2.7.2	故障診断のための故障モデル生成	30
2.8	故障診断の適用例	31
2.8.1	故障状態の導出	31
2.8.2	故障診断の妥当性	33
2.9	結言	36
<b>3</b>	<b>確率的定性推論の効率化</b>	<b>37</b>
3.1	緒言	37
3.2	効率的な確率的定性推論方式の枠組	38
3.3	効率的定性推論方法の推論手順	40
3.4	故障診断のためのしきい値とサンプリング数の決定	42
3.4.1	故障診断におけるしきい値	42
3.4.2	最小存在確率推定の正確さに基づくサンプル数	44
3.5	効率的定性推論方式の評価	45
3.5.1	測定値先読みによる状態数の減少	45
3.5.2	処理速度向上の効果	46
3.6	現実的規模の部屋空調設備故障診断への適用	48
3.6.1	現実的規模の部屋空調設備確率付定性モデル	48
3.6.2	故障状態の導出	48
3.6.3	結果	51
3.7	結言	52
<b>4</b>	<b>確率付定性モデルの特徴パラメータ表現</b>	<b>53</b>
4.1	緒言	53
4.2	確率付定性モデルの特徴パラメータ表現	54
4.2.1	アークのもつ伝播規則のパラメータ表示	54
4.2.2	1入力関数のパラメータ表示	56
4.2.3	2入力以上の関数に対する特徴パラメータ表示	60
4.3	特徴パラメータによる確率付定性モデルの記述	61
4.3.1	パラメータ数の比較	61
4.3.2	モデル表現能力の比較	64

4.4	特徴パラメータの感度解析	67
4.4.1	アーク伝播規則に関する特徴パラメータの感度解析	67
4.4.2	1入力関数の特徴パラメータの感度解析	69
4.5	結言	71
<b>5</b>	<b>確率付定性モデル自動生成方法</b>	<b>73</b>
5.1	緒言	73
5.2	定性モデル自動生成の枠組	74
5.3	特徴パラメータの初期設定	75
5.3.1	アーク伝播規則の設定	75
5.3.2	1入力関数の設定	76
5.3.3	2入力以上の関数の設定	77
5.3.4	仮定性モデルの妥当性の検証	80
5.4	特徴パラメータ自動調整	81
5.5	定性モデル自動生成方法の空調システムへの適用	82
5.5.1	VAVシステムの概要と定性モデル	82
5.5.2	アークの伝播規則・関数の仮設定と自動調整	83
5.5.3	モデル自動生成方法の評価	85
5.5.4	作成した定性モデルによる故障診断	86
5.6	結言	87
<b>6</b>	<b>確率的定性推論による故障診断のビル空調システムへの適用</b>	<b>89</b>
6.1	緒言	89
6.2	全体制御方式ビル空調システム故障診断	90
6.2.1	全体制御方式ビル空調設備の概要	90
6.2.2	全体制御方式ビル空調システムの確率付定性モデル	91
6.2.3	全体制御ビル空調システムの故障診断結果	92
6.3	冷水蓄熱槽型熱源システムの故障診断	100
6.3.1	冷水蓄熱槽型熱源システムの概要	100
6.3.2	熱源システムの確率付定性モデル	101
6.3.3	冷水蓄熱槽熱源システムの故障診断結果	104
6.4	VAVシステム故障診断	106
6.4.1	VAVシステムの概要	106

6.4.2 VAV システムの確率付定性モデル . . . . .	106
6.4.3 VAV システムの故障診断結果 . . . . .	109
6.5 結言 . . . . .	111
<b>7 結論</b> . . . . .	<b>113</b>
7.1 本研究のまとめ . . . . .	113
7.2 今後の研究課題 . . . . .	115
<b>謝辞</b> . . . . .	<b>117</b>
<b>参考文献</b> . . . . .	<b>119</b>

# 第 1 章

## 序論

### 1.1 はじめに

今日、暖房や冷房を行う空調システム [1,2] は生活にとって欠かせないものになっている。特に冬の気候を考えると、暖房は生活の基本であるばかりでなく、寒冷地ではそれが作動しなくなると凍死に至るとい生命に関わるほどの重要性を持っている。また、近年の高密度な都市生活と集住化が進むにつれ、特にビル内では夏の暑さを伝統的な生活の知恵で凌ぐことができなくなり、機械力による冷房が必要になってきている [3]。

最近のビルでは、その用途に適した空調システムが備え付けられている [4]。また、同一のビル内においても各部屋が環境・用途・稼働時間などに関して異なった特徴をもっており、必要な時に必要な場所だけ快適な状態になるように空調を行いたいとのニーズから部屋毎の個別空調方式を採用しているビルが増加しつつある。このように、ビル空調設備は多様化しており、設備毎によってそのシステム構成、使用形態は様々になっている [2,5]。

空気調和の目的は、「温度、湿度、清浄度および気流の分布をその場所の目的に適合した最適状態に保つこと [1,4]」である。したがって快適な空調環境を提供するために、空調システムの適切な設計と良好な施工および経済的な運転だけでなく、空調システムの信頼性、安全性の確保が重要であり、そのためには故障の検知が必要となる [6]。しかしながらこれまで行われてきた人手による検知には限界があり、検知の自動化が求められている。

空調設備において、細かい範囲まで測定データを入手できれば、正常状態との比較、あるいは測定値間の因果関係から故障を自動的に検知することが可能となる。しかし、測定点を十分な数まで増やすことはコスト面から難しく、空調設備の異常状態や不具合の検知を新たなデータの収集を通じて行なうことは無理がある。したがって従来の限られた測定

情報から故障を自動検知できることが望ましい。現在稼働している空調設備において、測定点の数は1空調設備に対して2~5点である。このように測定点が限定されているために部品の詳細についてまで故障原因を特定できない場合があるが、どの設備や機器、どの箇所に不具合があって、現場の人が自分で直すのか、どのメーカーに連絡するのか、あるいはサービス会社に依頼すべきかという判断が下せれば不具合解消までの時間の節約に貢献ができる[2,5]。

稼働中のシステムに対して故障診断を行う方法として、モデルベース型推論手法が挙げられる[7]。この推論手法ではまず、対象システムの構造や機能をあらわすモデルをあらかじめ構築しておき、そのモデルを基にシステムがとり得る挙動を導き出す。モデルは正常状態のものと想定される故障状態のものを用意しておき、これらのモデルごとに推測される仮想的な挙動とシステムから実際に観測された挙動との比較によって、故障状態および故障箇所の推定を行う。

しかしながら前述したようにビル空調設備ではシステム中のセンサの数はごく限られており、またパソコン、複写機といった熱負荷の有無、部屋の方角、部屋の大きさ、什器の配置、室内への人間の出入り、窓の開け閉め、日照といった外乱要素によりその挙動を定性的にしか把握できないため、システムの構成要素間の定量的な物理関係を求めることは困難である。また、ビル空調設備は多種多様であり、そのようなシステムを個々の設備毎に定量的にモデル化し診断することは精度面ならびにモデル化の手間とコストを考えた場合に実際的ではない。このようなビル空調設備のように定量的データの少ないシステムの故障診断では、定性モデルに基づいたアプローチが有効である[8,9]。このアプローチでは、対象となるビル空調設備を定性的にモデル化し、故障を仮定した上でそのモデルにおいて定性推論[10-15]を行い、その結果を故障状態下においてセンサから入ってくる時系列の測定値と比較して、仮定した故障が妥当であるかを検証する[8,9,16-21]。これは、故障診断において、空調設備が稼働している部屋の使用者から生じるクレームが「寒過ぎる」、「暑過ぎる」などの定性的表現で表されることから有効である。

ビル空調システムをモデル化する場合、前述のような理由で様々な変量間の動的関係を定性微分方程式などで表現することは実際的ではない。そこで単純な構成要素間の関係でビル空調設備をモデリングする方法が有効である。しかし、単純な定性モデリングに基づいたアプローチにおいては、定性推論の曖昧性[22]により挙動の推移を一意に決定することが困難となり、想定されるシステムの状態が爆発的に増加し、挙動の把握が実際的に不可能になる[11,23,24]という問題が生じる。このため、生成される状態を制限して挙動推定の精度を確保することが必要となる。

このような観点から、本研究では確率付定性モデルという単純なモデルによってシステ

ムを捉えるモデル化の枠組と、それをもとに空調システムの挙動推定を行うことが可能な確率的定性推論方法を提案する。また大規模なシステムにも対応できるように、この方法にモンテカルロ法および測定値系列の先読みを導入した効率的な推論方法を提案する。さらに故障診断を行う上で問題となる確率付定性モデル作成方法について言及する。最後にこれらの方法を一般的な全空気・固定風量(全体制御方式)の部屋空調設備だけでなく、熱源システムの冷凍機まわりや可変風量システム(VAVシステム)に適用して、その有効性を確認する。

## 1.2 本研究の背景と課題

空調システムは多くのサブシステム、機器、および制御系の集まりである。このうちたとえ部品1個でも故障を起こすと機能の著しい低下、または停止の原因となる。従来、空調システムの故障検査はシステム構築後に正常に動作するかどうかを調べる動作実験とそれに基づく調整の中で行われてきている。その意味で故障検査の手法は伝統的・実践的な技術であり、経験的な要素が非常に多い。しかしながら現実には人手による検査には限界があり、検査の効率化・自動化が重要な問題となっている。

検査を効率化する方法として、複数のビル空調システム管理を集中的に一箇所で行うシステムの構築が考えられる。このようなシステムとして、山武計装(株)により開発されたビル管理システムBOSS-24[25]がある。このシステムでは、各空調設備の状況をディスプレイに表示させて、それをオペレータが終日監視し、異常を検知する方法である。しかしながらこの方法では、オペレータに多大な労力と専門的な知識が要求されるという問題が存在する。

そこで限定された測定データから故障を自動検知できる方法が求められている。この場合、故障の詳細な原因の特定は困難であるが、対象システムの本質的な挙動からその故障箇所の特定やそこでの異常挙動の推定は実現できる可能性があり、それによって故障した設備や機器に応じた敏速な対応、故障状態解消までの時間の節約といった効果が期待できる。

第1.1節で述べたように、ビル空調設備のような定量的データの少ないシステムの故障診断では、図1.1のような定性モデルに基づいたアプローチが有効である。このアプローチでは、対象となるビル空調システムを定性的にモデル化し、故障を仮定した上でそのモデルにおいて定性推論を行い、その結果として得られる推定挙動と故障状態下においてセンサから入ってくる時系列の測定値とを比較して、仮定した故障が妥当であるかを検証する。

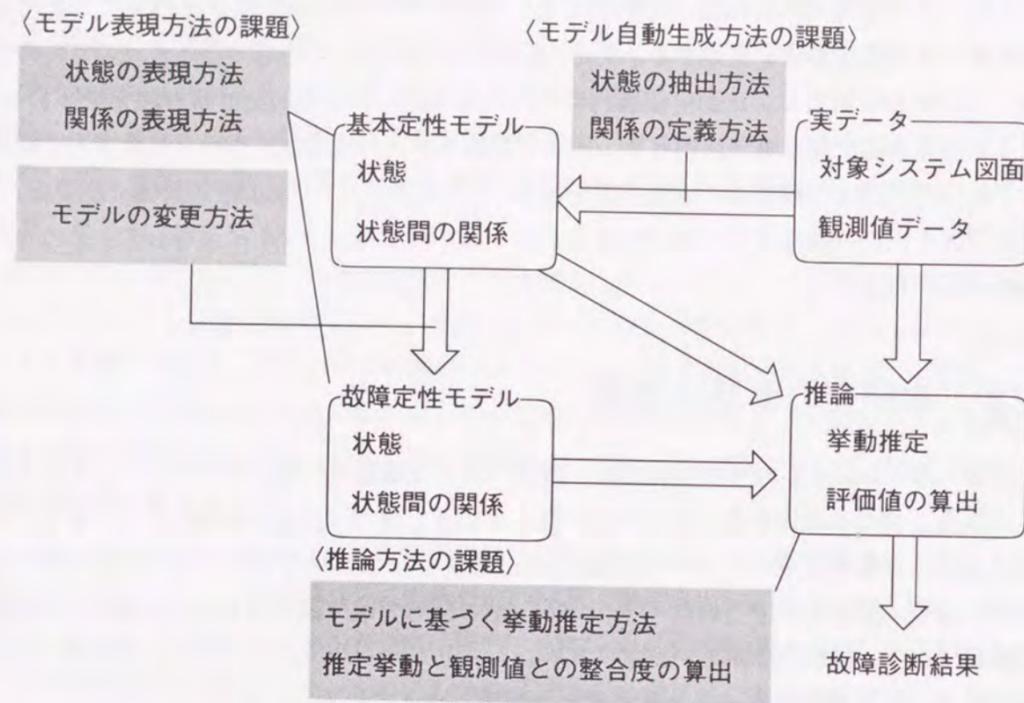


図 1.1: 定性モデルによる故障診断方法と課題

このような定性推論によるビル空調システムの故障診断において解決すべき課題を、図 1.1 に合わせて示す。以下にその内容を説明する。

### (1) ビル空調システムの定性モデル表現方法

ビル空調システムの故障診断では連続変量を扱う多様な状況への対応・柔軟性が必要とされるため、システムの動的な側面を推論するモデルの構築が求められる。しかしながらビル空調システムは測定情報が限られており、また外乱による影響も存在するのでシステムの特徴・構造などを定量的な物理関係で表現できず、そのためその挙動を一意に決定することは不可能である。

したがって空調システムを定性モデルで表現するにあたり、モデルの構成要素の抽出方法とそれらによってシステム構造を定性的に表現する方法の他に、システムが示す一意に定まらない挙動を表現する方法が求められる。

さらにモデルの変更により、システム故障状態を故障モデルとして定性的に表現する必要がある。正常状態のシステムと故障システムを比較した場合、故障箇所に対応する構成

要素以外は同じであることから、図 1.1 では正常定性モデルから故障箇所のみを変更する方法を採用している。従って、故障箇所に対応する部分のみを独立して取り扱えるモデルの表現形式が要求される。

### (2) 単純な定性モデルに基づく定性推論方法の確立

定性モデルに基づく定性推論ではモデルによって挙動を推定する。しかし定性的な情報を扱うために推論ではかなりの曖昧性がともない、定性的挙動の推定の過程でその組合せ的爆発が生じる。特に定性モデルが持つシステムの変数、おのおの変数に対する定性的な区分が増加するにつれ、可能な状態と遷移の数は指数関数的に増大し、挙動の把握が実際的に不可能になる。

したがってビル空調システムに対して定性モデルによる故障診断を行うために、推定の精度を確保しつつ、モデルから推定される挙動の数を制限する方法が求められる。その際、妥当と思われる挙動を残す方法を設けることができれば推論の精度の維持および実時間での故障診断が行える。

### (3) 定性モデルの自動生成

モデルベースの定性推論において重要な問題の一つに定性モデルの作成が挙げられる。対象システムの挙動を表す定性モデルをいかに適切に作成するかが、そのモデルから得られる推論結果に大きな影響を与える。モデル作成の過程では、モデル化に必要な情報の選択、作成したモデルの妥当性の検証、妥当でないと判断された時のモデルの修正方法など、高度な処理が要求される。モデル自動生成は、このような高度な処理をコンピュータに行わせ対象システムのモデルを自動的に生成しようとするものであり、定性推論における重要な課題の一つになっている。

## 1.3 関連する研究

### 1.3.1 ビル空調設備故障診断

ビル空調設備の故障診断の自動化を目指して、これまでルール型の故障診断エキスパートシステムの開発が試みられた [26]。高砂熱学工業 (株) の柴田らの研究 [27, 28] では、計測データが異常域に入ると異常現象を文章化し、それに診断ルールを繰り返し適用して異常を診断するという方法をとっている。しかし、このようなエキスパートシステムによる

診断は、表面的な経験的知識だけに頼る診断であり、ルールの利用できる範囲が限られている。ビル空調システムではビル毎あるいは部屋毎に空調システムが異なるため、ルールの入れ換えにかかる負担が大きく実用的ではない。

また三菱電機(株)の堀ら [29] により、事例ベースを用いた空調設備のフィールドサービスの研究が行なわれている。この研究では、過去の修理事例を利用して故障原因を推定し修理する必要のある部品を求めている。事例ベース推論を用いた場合、ルールに比べ知識の獲得は容易であるが事例が想定故障をすべてカバーしていないために診断ができない場合が生じたり、事例の整合性がとれない場合に診断がうまくいかないなどの問題がある。

(株)三晃空調の鄭ら [30-33] により蓄熱槽の温度プロフィールの動特性を見出すために蓄熱槽温度のシミュレーション結果を分析して故障箇所を推定する研究がなされている。この研究ではシミュレーション結果より得られた蓄熱槽内の温度分布をフーリエ変換や数学的な定量化手法を用いて解析し、その結果から故障箇所を推定している。この故障箇所推定では、蓄熱槽のみに着目してそこから得られるデータに基づいて診断する方法を採用しているため、シミュレーションのために厳密なモデルの構築が要求される。またこの研究では温度分布の分析手法が多数提案されているが、いずれの場合も分析に用いるパラメータの設定方法が困難で、それによって診断の精度が左右されるという問題もある。

他にも振動監視に基づく空調設備の保全方法 [35] や音響法による異常検知技術 [36, 37] が研究されているが、ポンプなどの特定の機器に対する故障診断方法にとどまっている。

### 1.3.2 定性推論技法

#### (1) 定性モデル表現方法

定性モデルの表現方法として、構成要素中心のモデリング [38] とプロセス中心のモデリング [39] の2種類のモデリングアプローチが提案されている。前者の場合は、対象となる系の構成要素に着目し、その様々な変量間の動的関係を定性微分方程式で表現するアプローチで、Kuipers [10, 18, 19]、Lackinger [8] らの研究が代表的なものである。また、後者は、蒸発、反応といったプロセスに着目し、それらの成立条件を定性的に表現する。Forbus [39]、Falkenhainer [40] らの研究が有名である。

しかしながら、ビル空調システムを対象とした場合、微分方程式やプロセスとしての記述が容易な、制御バルブ、クーリングコイルといった個々の構成要素やそれらの間の挙動に関する推論よりは、むしろ、熱負荷の相違、部屋の大きさ、人間の出入りやドアや窓の開け閉め、日照といった、通常、外乱と呼ばれるものを含めたトータルなシステムとしての扱いが要求される。これらを微分方程式などでモデリングすることや、必要な全てのプ

ロセスに関する記述を求めることは、空調設備のシステム構成や使用形態が設備毎で異なるため容易ではない。

#### (2) 単純な定性モデルに基づく定性推論方法

定性推論の曖昧性に関する問題に対し、Struss は位相空間における幾何的性質をもとに [41]、また、石田らはシステムの定性的安定性などをもとに [42]、大局的にシステムに起こり得ない状態をフィルタリングする手法を提案している。しかし、これらの手法は対象システムのモデル化において数学的な厳密性を前提としている。また、ファジー集合を導入し、物理量の準定量的な扱いにより、挙動推定の精度を向上させた定性シミュレーション手法も見られる [43]。しかし、これはシステムのより詳細なモデル化を要求することになり、本研究で取り扱う定量データの少ないビル空調システムには適していない。

#### (3) 定性モデルの自動生成

定性モデル作成の自動化において重要な技術として、まずモデルの合成 [44] が挙げられる。この方法はモデルの部品集合から問題に関係のあるものだけを選び出して組み立てる方法であり、そのための言語も提案されている [45]。また過去の事例から対象に応じてモデルを抽出する方法 [46]、既知のモデルをモデル修正計画に基づいて修正する方法 [47]、時間に関する近似により特性を損ねることなく扱いが容易なモデルに変換する方法 [48] などが研究されている。モデルグラフを用いた自動モデリング [49, 50] は観測と予測の間に矛盾が検出されたときに原因を見つけてモデルを修正するための技術である。他にも動的システムの定性モデル化における学習方法 [51] も研究されている。

これらのモデル自動生成方法は基本的に過去のモデル事例もしくは修正規則を用いて定性的なモデル情報を作成する方法である。これらの技術は確かに有効であるが、新しいシステムに対してはモデル作成が困難である場合が多く、実用化するには過去の事例が大量に必要となる。ビル空調システムの場合、その多様化・複雑化のために大量の事例データの作成に時間がかかるだけでなくその検索も困難になる。

## 1.4 本研究の方針

前節までの議論を踏まえ、単純な定性モデルに基づくビル空調システム故障診断手法を実現するにあたり、必要な研究内容は図 1.2 のように位置づけられる。以下にその内容を説明する。

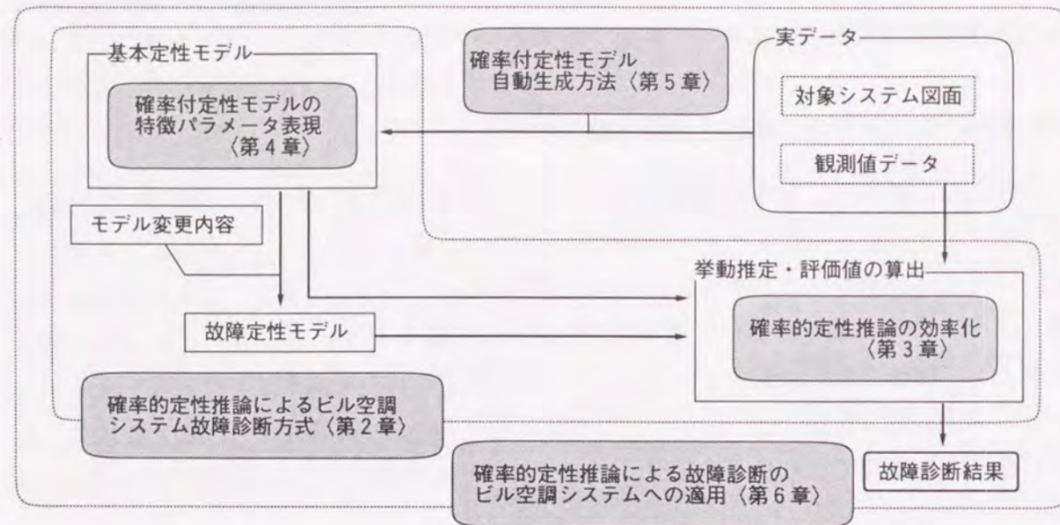


図 1.2: 定性推論を用いた故障診断における研究の位置づけ

### (1) ビル空調システムの確率付定性モデル表現

ビル空調システムはもともと厳密なモデル化が困難な要素を含んでいるために、空調設備を構成している各部品の複雑な振舞いに対する個々の設備毎の正確なモデル化はあまり意味を持たず、むしろ測定点設置のための金銭的なコストやモデル生成のための時間的なコストの面でのデメリットが大きくなる。そこで部品の複雑な振舞いの詳細なモデル化を試みるのではなく、「給気系の不具合」や「制御系の不具合」など大雑把な故障箇所の見積りを前提とした、モデル化の精度を粗くする方法を提案する。

ビル空調システムの構成要素を大まかに分類すると、システム各部の状態を表す要素とシステムの機能を表す要素に分類できる。これらの中でシステムの挙動に重要なものだけを抽出し、それらの組合せによって対象システムのモデルとする方法を示す。またこのモデルのうち機能を表す要素に対応する箇所において、一意に決まらないその挙動を確率を用いて表現する方法を提案する。さらに故障診断に向けて、故障モデル作成方法を示す。この作成方法では、故障モデルは専門家から得られた知識に基づいて、基本モデルのうち故障箇所に対応した構成要素の変更によって作成される。

### (2) 確率的定性推論による挙動推定方法と故障診断方法

(1) のような単純な定性モデルに基づく挙動推定では、定性推論の曖昧性から挙動の推移を一意に決定することができず、想定される状態が爆発的に増加する。そこで想定され

る状態数を制限して挙動推定の精度を確保する方法として、(1) で提案する定性モデルに採用されている確率による挙動推移表現を利用し、一つ一つの挙動を追っていく過程において生起確率の低い状態の無視により状態の爆発的増加を防ぐ方法を提案する。さらに実際に測定されるデータと推定挙動との整合度を測定値一致度という評価値として表す方法を提案し、複数の推定故障原因がある場合に測定値一致度の比較によって故障の可能性による順位付けを行う方法を示す。

また現実的な規模のビル空調設備に対しても推論が行えることを目標に、モンテカルロ法を利用した可能性の低い状態の消去、および測定値の先読みによる将来起こり得ない状態の消去によって短時間・少ないメモリでの推論を実現する、効率的な確率的定性推論方式を提案する。

### (3) 確率付定性モデル生成の自動化

定性モデルに基づく故障診断では、その検知率向上のために最も重要な要素は定性モデルの適正さである。人間の経験的思考によるモデル作成には限界があり、ビル空調システムの計装図およびその観測データからの自動的・客観的なモデルの生成が求められる。

対象システム計装図からはシステムの構成とその挙動の概要が、観測データからは実際の挙動を知ることができる。そこでこれらの情報を組み合わせ、計装図から構築できるシステムのおおまかな挙動を表す仮モデルを観測データによって調整する方法により精度の高いモデルを構築する。その際、モデル構築において(1)のモデルのままでは調整すべき確率パラメータ数が膨大になるので、確率パラメータの規則性からそれらを少数の特徴パラメータによって表現する方法を提案する。

## 1.5 本論文の構成

本論文では、第2章以降を以下のように構成する。

第2章では、空調システムの測定対象や各種センサ、構成要素をノード、アーク、関数で表現し、挙動を確率で表現する確率付定性モデル表現を提案する。さらに、このモデルをもとに挙動の推移に確率を採り入れ、一つ一つの挙動を追っていく過程において、生起確率の低い状態を無視することにより状態の爆発的増加を防ぐ確率的定性推論を提案する。また存在確率の導入により、実際に測定されるデータと推論結果の整合度を表す評価値を考案する。さらにこの評価値によって複数の推定故障原因が想定される場合に、故障の可能性に対して順位付けを行う手法を示す。

第3章では、現実的な規模のビル空調設備に対しても確率的定性推論が適用できるよ

うに、モンテカルロ法によるサンプリングによって起こり得る可能性が高い状態のみを生成する手法、また測定値を先読みすることにより起こり得ない状態へ向かう変化方向をもつ状態を予め消去する手法によって短時間での挙動推定を可能にする確率的定性推論の効率化方式を提案する。

第4章では確率付定性モデルが持つ多数の確率パラメータを、その生成規則から少数の特徴パラメータで表現する方法を試みる。そして、その表現方法の効果と従来の表記方法で作成したモデルとの表現能力の差を検証する。さらに特徴パラメータ表現が確率的定性推論に与える影響について評価する。

第5章では、特徴パラメータ表現された定性モデルを自動的に生成する方法を提案する。この方法ではまず、対象システムの計装図から仮定性モデルを特徴パラメータ表現によって作成する。次にそれをもとに観測値系列を用いてモデルの持つパラメータを自動的に調整する。

第6章では、これまでに提案した確率的定性推論による故障診断方式を様々なビル空調設備に適用する。単一ダクト・一定風量方式(全体制御方式)の部屋空調システム、冷水蓄熱槽型熱源システムの冷凍機まわりおよび可変風量型空調システム(VAVシステム)について、実際に観測された測定データをもとに対象システムの計装図などから作成した定性モデルを用いて確率的定性推論による故障診断を試みる。

第7章では、本研究で得られた成果を要約し、今後に残された課題について述べる。

## 第2章

# 確率的定性推論によるビル空調システム故障診断方式

### 2.1 緒言

システムの故障診断方法として、対象システムをモデル化しそれによるシステム挙動の推定によって故障箇所を検知する方法があげられる。ビル空調システムには、システム構成が多種多様にわたる、センサ数が限定されている、測定値も単位時間ごとにしか記録されていない、といった特徴がある。さらに外乱による影響も考えられるので、空調設備を構成している各部品の複雑な振舞いを表現する個々の設備毎の正確なモデル化は不可能である。そこで空調システム全体について多数の測定を必要とせず簡単にモデル化できる方法として、定性的なモデル表現方法を検討する。

ビル空調システムの構成要素を大まかに分類すると、システム各部の状態を表す要素とシステムの機能を表す要素に分類できる。そこで本章ではこれらの中でシステムの挙動に重要なものだけを抽出し、それらの組合せによって対象システムのモデルとする方法を示す。またこのモデルのうち機能を表す要素に対応する箇所において、一意に決まらないその挙動を確率を用いて表現する方法を提案する [52-57]。

一方、このような単純な定性モデルに基づき対象となるシステムの挙動を推定する場合、i) 定性推論の曖昧性から挙動の推移を一意に決定することができず、想定される状態が爆発的に増加する、ii) 推定された挙動の評価が困難なため複数推定される挙動がどの程度妥当であるのか判断できず、故障モデルごとに推定される挙動の比較ができない、といった問題が存在する。

そこで本章では、想定される状態数を制限して挙動推定の精度を確保する方法として、

定性モデルに採用されている確率による挙動推移表現を利用し、一つ一つの挙動を追っていく過程において生起確率の低い状態を無視することで状態の爆発的増加を防ぐ方法を提案する。また実際に観測されたデータと推定挙動との整合度を測定値一致度という評価値として表す方法を提案する。さらに正常状態について作成した定性モデルから、故障箇所に応じてモデルの一部を変更する方法により故障モデルを作成する方法を示し、複数の推定故障原因がある場合に測定値一致度の比較によって故障の可能性による順位付けによって故障箇所を検知する方法を述べる [52-57]。

## 2.2 ビル空調システムの概要

### 2.2.1 ビル空調システムの分類

空気調和 (air conditioning, 以下、空調) とは、対象とする室内もしくは特定の場所における空気の温度・湿度、清浄度および気流分布などを、人体あるいは物品・装置などに対して適した環境になるように同時に処理・調整を行うプロセスである [4, 58, 59]。

空調によって調整する要素のうち、温度と湿度は熱的な機能によって行われ、気流と清浄度の維持は換気の機能によって行われる。したがって空調設備には熱的機能と換気機能がなくてはならない [60]。

熱的機能とは、室内に送る空気を冷却または加熱したり、減湿または加湿することであり、換気機能とは、送風空気中に適量の外気を導入したり、ちり・ほこりや有害物質を除去したり、吹出口の位置や吹出し速度を加減して室内に適当な気流を作る機能である。

これらの機能を果たすための空調システムには対象や制約に応じて種々の方式がある。空調方式を熱源設備や空調機の設置状況によって大きく分類すると、セントラル (中央) 方式とユニタリー (個別) 方式になる [1, 2, 4, 60]。セントラル方式では、部屋の外部に空調機または熱源体を設けこれにより多数の部屋にダクトまたは配管で熱を供給するのに対し、ユニタリー方式は空調機を各部屋ごとに設置して空調を行う。セントラル方式は、事務所建物など比較的大規模な建物に多く、ユニタリー方式は住宅などの小規模な建物で採用されて発展してきた。本研究ではビル空調システムとしてセントラル方式による空調を対象とする。

ビル空調システムは熱媒や冷媒の運搬方法、すなわち何をを用いて部屋から熱を移動させるかによって、全空気方式、全水方式、空気・水方式、冷媒方式に分類できる [1, 2, 4, 58-60]。それぞれの方式の概要とその特徴を表 2.1 にまとめる。ビル空調システムの故障診断ではこれらの様々な空調システムに対してモデルを作成する必要がある。

表 2.1: 熱媒による空気調和方式の分類

方式分類	概要	特徴
全空気方式	熱源設備で作られた冷・温熱を空調機で空気に交換、部屋内へ送風	・温湿度調整・浄化・換気などが楽 ・空気の搬送動力とダクト占有スペースが大きく個別制御が苦手
全水方式	部屋内に設置された機器へ冷温水を送水、空調を行う	・搬送動力・ダクト占有スペースが小さい ・空気浄化が劣る、漏水の可能性
空気・水方式	空気と水を併用調整空気の送風と冷温水の送水を個別に行う	・空気のみ比搬送動力などが小 ・空気浄化がやや劣、漏水の可能性 ・設置スペース・費用がかかる
冷媒方式	冷媒の冷凍サイクルを利用し、空調する	・各機器がユニット化、個別運転可 ・冷凍機の運転音大きい ・加湿能力・空気浄化機能が劣る

### 2.2.2 ビル空調システムの構成

本研究で故障診断の対象とするビル空調システムの基本的な構成例を図 2.1 に示す。空調システムは一般的には熱源設備で作られた熱媒体 (冷水、温水、蒸気、冷媒) を搬送設備で空調機に送り、自動制御設備により制御し、各部屋を使用目的に適した状態に調整するシステムである [4, 60]。

これらのシステムを構成する設備は通常次のようなものである [4, 61]。

#### 熱源設備

ボイラ・冷凍機およびこれらの運転のために必要なポンプ・冷却塔・油タンクなどの諸機器、蓄熱槽から構成される。ここでは電気や油などの外部からエネルギー供給を受け、冷水・温水あるいは蒸気などの冷温熱媒をつくる。

#### 空気調和機 (空調機) 設備

熱源装置からの熱媒により空気を熱処理する熱交換器と空気中のちりやほこりを除去する空気浄化装置から成る。熱源設備で作られた熱媒体を用い、室内に送る空気を冷却、加熱、除湿、加湿し、さらに除塵を行い、それぞれの仕様目的に適した状態に調整する設備である。

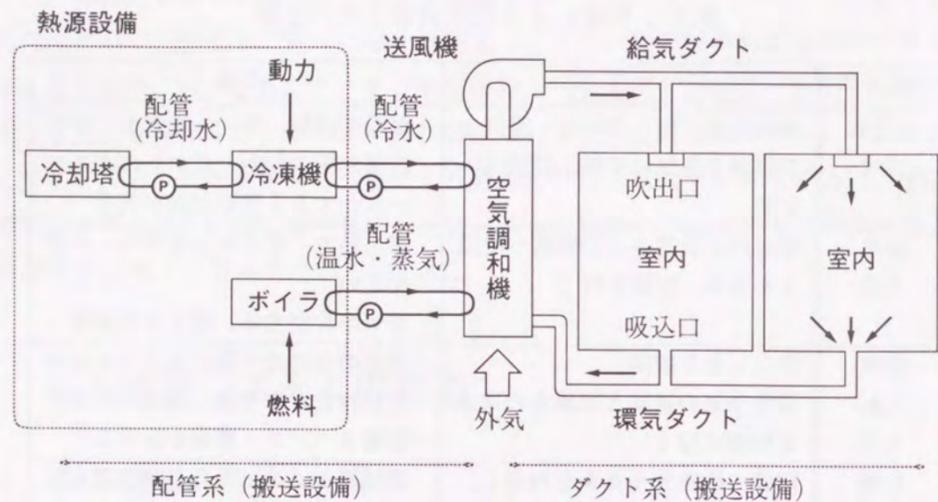


図 2.1: ビル空調システムの基本的な構成例

### 搬送設備

配管系はポンプ・配管・バルブ、ダクト系は送風機、ダクト、ダンパなどで構成される。配管系では熱源設備で作られた冷水・温水などを配管に通し空調機に送り、またそこで作られた冷風・温風をダクト系で室内で送る。

これらの3つの設備は自動制御設備によって制御されている。これは検出部・調整部・操作部などで構成され、空気調和システムが使用目的に合致するように適切に経済的に運転するための設備である。空調システムでは図 2.2 のような原因と結果が閉ループで構成されるフィードバック制御が自動制御方式として多く用いられている [4,58]。

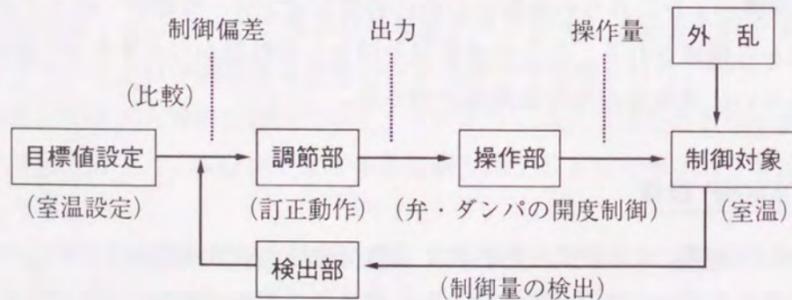


図 2.2: 自動制御系の構成 (フィードバック制御)

## 2.3 ビル空調システムの確率付定性モデルによる表現

### 2.3.1 ビル空調システムの構成要素

ビル空調システムを定性的にモデル化するにあたり、対象システムの構成要素は次の2種類に分類できる。

- 状態要素

各部分の温度、風量のように対象システムの挙動を追跡する上で必要とされるもの。これらの組合せにより対象システムの状態を、また状態の時間変化によりシステムの挙動を表現できる。これらはセンサなどで測定値を求めることが可能なものもある。

- 機能要素

冷凍機や空気調和機のように対象システムが持つ機能を表す。機能要素は物理的な関係から状態要素を因果関係によって結びつけ、その働きによって状態要素が変化する。

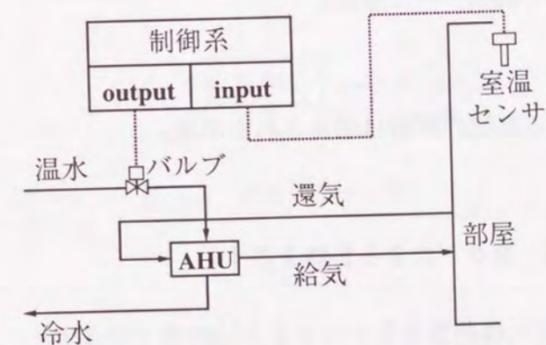


図 2.3: 対象とする空調システムの例

次にこの分類方法を利用して定性モデルを構築する方法を述べる。例として全体制御方式の部屋空調設備を取り上げる。システムの概要図を図 2.3 に示す。図 2.3 において、エアハンドリングユニット (AHU) は空気調和機の一つであり、ここでは暖房時は温水、冷房時は冷水を通し、部屋の空気を加熱または冷却する。部屋の温度調整は、室温センサに

よって測定される温度に応じた水配管のバルブの開閉制御により AHU に送られる温水、冷水の量を変化させることで行なわれる。

このような空調システムで室内での温度変化を注目して考えた場合、制御の対象となるのは室温でありセンサによって測定される。その測定値と設定値との比較により AHU から送られる給気の温度 (給気温) が水配管のバルブの開閉度合によって制御され、その給気温によって室温が制御される。室内には人や OA 機器、窓の有無などがあり、その影響も無視できない。

定性モデルにおいて対象システム計装図の状態要素をノードとして定義する。AHU による室内の空調の挙動について定性モデルを構築する場合には次のようなノードを設定する。

- 室温  
室内の温度。
- 給気温  
部屋に送られる温度調整された空気。
- 室温測定値  
センサによって観測された室温。
- 室温設定値  
空調対象となる部屋の制御目標とされる温度。
- 熱負荷  
人、OA 機器、窓などによる影響を表す。

対象システムの計装図の機能要素をアークまたは関数で定義する。これらはノード間の因果関係を表している。機能要素のうち、ある状態要素の変化を別の状態要素に伝播させるものをアーク、ある状態要素によって別の状態要素を決定するものを関数で定義する。図 2.3 の機能要素を以下に示す。

- 給気温制御  
給気温の測定値と設定値によって給気温を制御する。給気温を制御する関数として定義できる。

- 室温制御

給気温と負荷、現在の室温から次の室温を決定する。室温を定義する関数として定義できる。

- センサ測定

室温がセンサによって測定される。室温の変化を測定値に伝播させるアークとして定義できる。

### 2.3.2 定性モデルの枠組

前節より、対象システムの定性モデルは図 2.4 のように表現できる。図 2.4 の定性モデルにおいて、□がノード、◇が関数、アーク ① のような記号のついた→ がアークを表す。以下にそれぞれについて詳しく説明する。

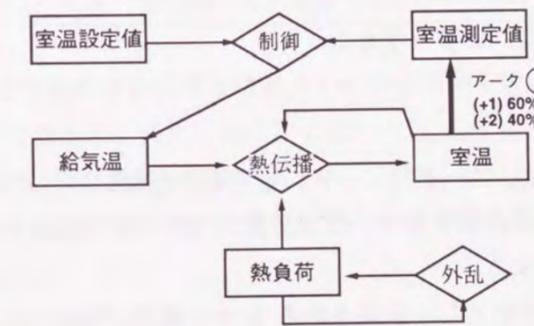


図 2.4: 定性モデルの例

#### ノード

対象の状態要素を表すものがノードである。各ノードはいくつかに分類された定性値によって特徴づけられる。例えばノード「室温」が持つ定性値は表 2.2 のように設定される。

定性モデルのノードのうち、実際にセンサによって観測されている状態要素を測定値ノードと呼ぶ。測定値ノードが持つ定性値は、対応する要素において観測された値に整合していなければならない。例えば、図 2.4 のノード「室温測定値」は実際に観測されている値に対応しているため、このノードは推論結果とは関係なく、観測値に対応する定性値となる。

表 2.2: ノード「室温」定性値の定義例

定性値	解釈	定義
A	とても暑い	28°C ~
B	暑い	26°C ~ 28°C
C	ふつう	24°C ~ 26°C
D	寒い	22°C ~ 24°C
E	とても寒い	~ 22°C

### アークと伝播規則

空調システムの機能要素のうち、センサなどで表される状態変化の伝播を表現する。変化が伝わる方向をノード間のアークの方向で表し、伝播規則をアークに付随させて表す。伝播規則には伝播方向と伝播遅延時間を示す。影響の伝播方向には以下の3種類がある。

[+] … 同じ（正）方向に影響を与える。

[-] … 逆（負）方向に影響を与える。

[std] … 影響を与えない。

また、伝播の遅延時間は、アーク元ノードの定性値の変化に対して、アーク先ノードが何単位時間後に変化が起こるかを表す。ビル空調システムの伝播遅延時間として1単位時間、2単位時間を想定する。

以上より表 2.3 に伝播規則として定義される5つの規則が定義できる。これら5つの規則によって状態の変化伝播を表現できる。例えば、図 2.4 において、ノード「室温」の定性値とノード「室温測定値」の定性値が共に C である時、「室温」定性値が C から

表 2.3: アーク伝播規則の種類

+2(-2)	アーク元のノードの定性値が変化した場合、2 単位時間後にアーク先のノードの定性値が同じ（逆）方向に変化する
+1(-1)	アーク元のノードの定性値が変化した場合、1 単位時間後にアーク先のノードの定性値が同じ（逆）方向に変化する
std	アーク元の定性値が変化してもアーク先の定性値は変化しない

B に上昇したとする。このとき、伝播規則 (+1) を選択すれば1単位時間後に、(+2) を選択すれば2単位時間後に「室温測定値」の定性値が B に変化する。

### 関数

空調システムの機能要素のうち、冷凍機などのように状態要素に積極的に働きかける要素を表す。入力ノードの定性値によって出力ノードの定性値の変化方向が決まる場合、その因果関係は関数を用いて表される。

関数では複数の入力ノードの定性値によって1つの出力ノードの値を定める。その出力方向は表 2.4 のように定義できる。

表 2.4: 関数の出力となる定性値の変化方向

<i>Up</i>	出力先ノードの定性値が上昇する
<i>Down</i>	出力先ノードの定性値が下降する
<i>Const.</i>	出力先ノードの定性値が維持される

関数の入力を持つ定性値の組合せごとに表 2.4 の変化方向を設定しておけば、対応する機能要素の挙動を表現できる。例えば図 2.4 において、ノード「室温設定値」が定性値 B、ノード「室温測定値」「給気温」が共に C の時、関数「制御」を持つ（「室温設定値」「室温測定値」）= (B, C) の関数の出力が *Up* であれば「給気温」の定性値は C から B となる。

### 2.3.3 定性モデルへの確率の導入

前節で示したアーク伝播規則および関数が示す機能要素の挙動は定性モデルではその曖昧性により一意に定まらない場合が多い。そこでその挙動表現に確率を導入し、挙動の可能性の大きさに応じて確率 [62-64] を与えることで空調システムの機能要素を表現する方法を提案する。

#### アーク伝播規則

アークには表 2.3 のように5種類の伝播規則があるが、それらが適用される確率をそれぞれ設定する。ただしそれらの合計は1.0にならなければならない。

例えば、図 2.4 において、ノード「室温」からノード「室温測定値」へのアーク①には、(+1) 60%, (+2) 40% という2つの伝播規則が与えられている。これらはセンサのまわり

の空気が部屋内の空気の流れの関係上それほどすぐに変化しないことを表している。

### 関数

関数は出力として入力定性値の組合せごとの出力ノードの定性値変化方向を与えるが、変化方向の合計が 1.0 になるようにそれぞれに選択される確率を設定することで関数が示す機能の挙動を表現する。

例として図 2.4 の関数「制御」の定義を表 2.5 に示す。この関数の入力となるノード「室温設定値」の定性値が B、ノード「室温測定値」の定性値が C であるとする。関数の出力であるノード「給気温」の定性値変化方向とその確率は以下のようになる。

- 定性値が上がる。 … 確率 0.4
- 定性値は変化しない。 … 確率 0.6
- 定性値が下がる。 … 確率 0.0

これらの確率は、(室温設定値, 室温測定値) = (B, C) の状態において AHU がそれほど急激に給気温を上昇させないことを表している。

表 2.5: 関数の定義例 (単位 %)

ノード「室温測定値」の定性値	変化方向	ノード「室温設定値」の定性値				
		A	B	C	D	E
A	Up	10	0	0	0	0
	Const.	80	60	20	0	0
	Down	10	40	80	100	100
B	Up	40	10	0	0	0
	Const.	60	80	60	20	0
	Down	0	10	40	80	100
C	Up	80	40	10	0	0
	Const.	20	60	80	60	20
	Down	0	0	10	40	80
D	Up	100	80	40	10	0
	Const.	0	20	60	80	60
	Down	0	0	0	10	40
E	Up	100	100	80	40	10
	Const.	0	0	20	60	80
	Down	0	0	0	0	10

## 2.4 確率付定性モデル表現の拡張

前節までは確率付定性モデルの基本的な表現法を示した。しかしながら実際の空調システムに適用する場合、これらの表現では対応できない場合が存在する。そこで本節では、確率付定性モデル表現の拡張について述べ、それらが実際の空調システムで用いられる状態要素および機能要素を満たすことを示す。

### 2.4.1 フィードバック関数

空調システムでは、前状態を基準に次状態が決定される場合がある。例えば熱源システムの冷水蓄熱槽低温部では図 2.5 に示すように、蓄熱槽低温部の温度が冷凍機から蓄熱槽低温部に流れ込む水の温度に近づいていくような温度変化が起こる。すなわち、冷凍機から送られてくる冷水から蓄熱槽低温部の温度を決定する関数「冷凍機出力」を考える場合、冷凍機からの冷水の温度が同じ定性値 C であっても関数の出力側の蓄熱槽低温部の現在の温度により、次時刻の蓄熱槽低温部の温度が決まる。このような定性値の変化は、入力ノードの定性値によって出力ノードの定性値の変化方向を決定する従来の関数では表現不可能である。

そこでモデル化にあたり、図 2.6 のように関数出力ノードの直前の定性値をその関数の入力として与えるようにする。これにより出力ノードの定性値に応じて変化方向を変化させることが可能になる。フィードバック関数による効果を図 2.7 に示す。フィードバック関数では、図 2.7 のように出力ノードの定性値によって関数の出力である変化方向ごとの選択確率が変化する。このような選択確率の変化は図 2.5 のような定性値変化を満たしている。

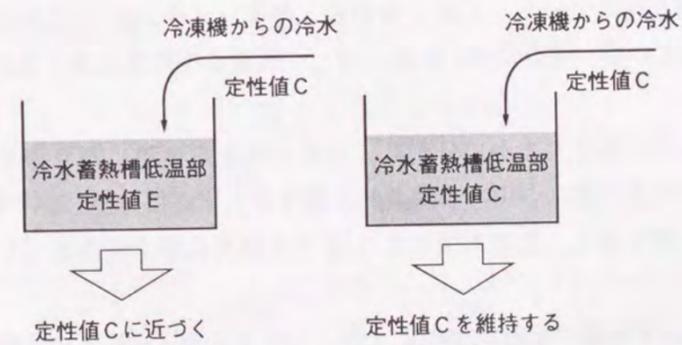


図 2.5: 冷水蓄熱槽低温部での定性値変化

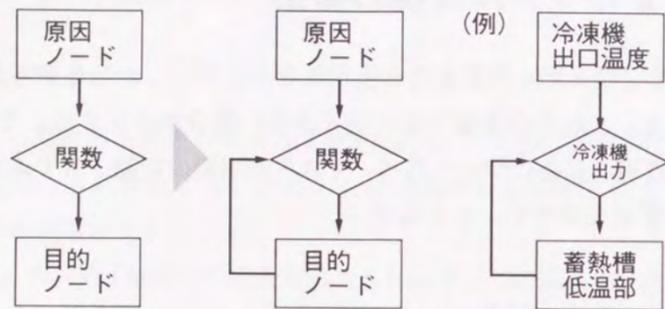


図 2.6: フィードバック表現

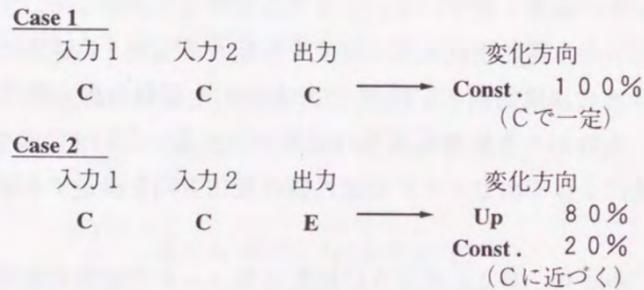


図 2.7: 関数におけるフィードバックの効果

### 2.4.2 定性値の多様化

第 2.3.2 項では、定性値定義にあたり温度のように測定可能な連続した値をいくつかの範囲に分割して割り当てている。しかしながら、熱源システムの 3 方弁の開度状態のように測定が行われていない場合には、状態に対して明確な定性値定義を与えることは出来ない。

そこで予測される状態を大まかに分割し、それぞれを定性値に割り振る方法を提案する。例えば 3 方弁開度状態について予測される開度を大まかに分割し、それぞれを表 2.6 のように定性値に割り振る。この方法により 3 方弁開度状態を定性値として定義することが可能になる。

また熱源システム冷凍機の稼働状態のような、ON または OFF という離散的な値を状態として持つ場合には、それらの離散値を定性値に割り振る方法によって定性モデルで用いる定性値として定義できる。

表 2.6: 3 方弁開度状態の定義

定性値	解釈	状態
A	最も開いている	低温部の水のみが流れる
B	かなり開いている	低温部の水が多く混合
C	開いている	低温部の水が混合
D	少し開いている	低温部の水が少し混合
E	閉じている	高温部の水のみ流れる

### 2.5 確率付定性モデルにおける状態と状態遷移表現

モデルにおける時刻 (ステージ) 毎の各ノードの定性値と変化方向の組合せをモデルのその時刻の状態として扱う。例えば、いま簡単のため図 2.8 のモデルをもとに定性推論を行っているとする。図 2.8 の関数は表 2.7 で定義されるものとする。

モデルの各ノードがある時刻  $t$  において、

- ノード 1 … 定性値は C
- ノード 2 … 定性値は B (1 単位時間後に下がる)
- ノード 3 … 定性値は C

となっていたとすると、3つのノードの定性値と単位時間後の変化方向の情報をまとめて図 2.9 のような状態として扱う。ここで、存在確率とはその状態が起こる確率を表す。

また、先に述べたようにモデルの測定値ノードが持つ定性値は、対応する要素において観測された値に整合していなければならない。この性質を利用して、定性推論の過程で測定値と一致しない状態を消去することができる。

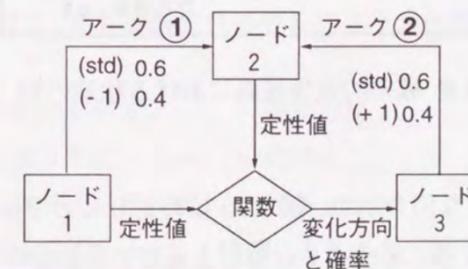


図 2.8: 確率付定性モデルの例

表 2.7: 関数の定義 (単位 %)

ノード 1 の定性値	変化 方向	ノード 2 の定性値				
		A	B	C	D	E
A	Up	0	0	0	0	0
	Const.	0	0	0	0	0
	Down	100	100	100	100	100
B	Up	0	0	0	0	0
	Const.	100	80	50	0	0
	Down	0	20	50	100	100
C	Up	100	50	0	0	0
	Const.	0	50	100	50	0
	Down	0	0	0	50	100
D	Up	100	100	50	20	0
	Const.	0	0	50	80	100
	Down	0	0	0	0	0
E	Up	100	100	100	100	100
	Const.	0	0	0	0	0
	Down	0	0	0	0	0

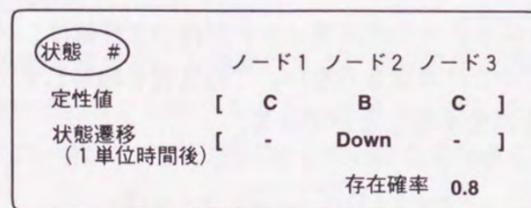


図 2.9: 確率的定性推論における状態の例

図 2.10 に状態遷移の簡単な例を示す。図 2.10 は時刻 0 における初期状態  $S_0$  の時刻 1 における状態遷移を示している。このとき、時刻 1 において初期状態  $S_0$  を親状態と呼び、状態遷移によって新たに生成される状態を子状態と呼ぶ。

まず、ノード 1 が B、ノード 2 が C のとき、表 2.7 で定義される関数の出力は、

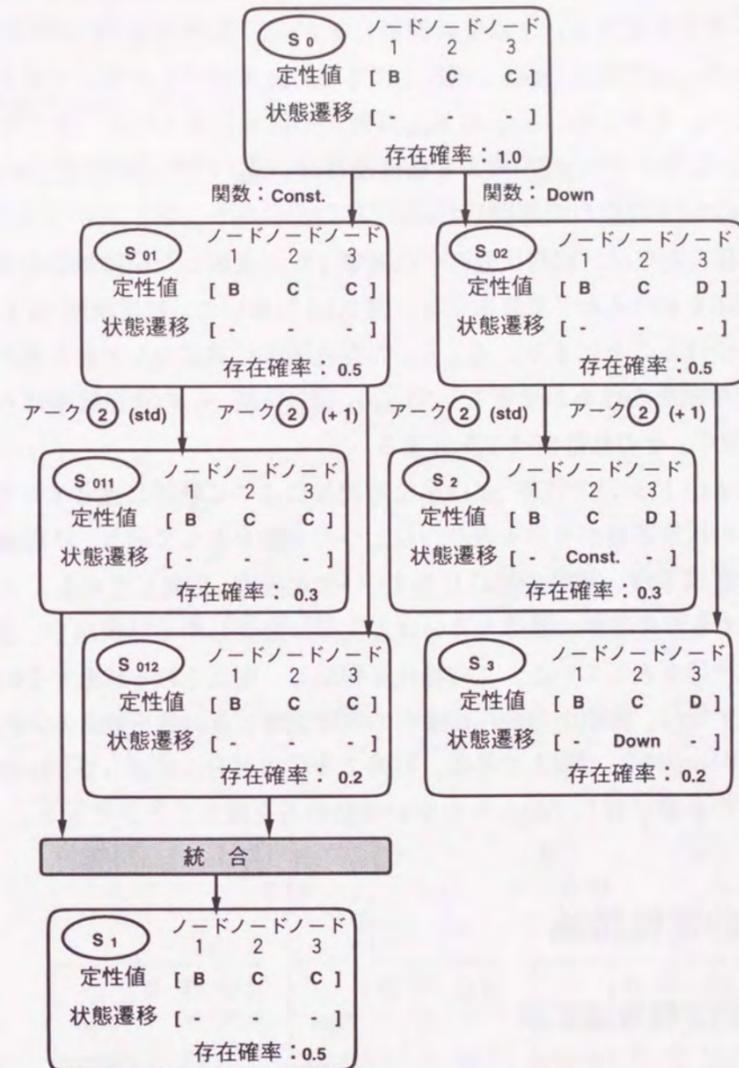


図 2.10: 確率付定性モデルにおける状態遷移

- ノード 3 の定性値が上がる。 … 確率 0.0
- ノード 3 の定性値は変化しない。 … 確率 0.5
- ノード 3 の定性値が下がる。 … 確率 0.5

であるから、ノード 3 の定性値は C のまま変化しないか、D に変化する。そのため、 $S_0$  は、関数によって  $S_{01}$  と  $S_{02}$  に遷移する。次に、アークによる遷移を考える。いま  $S_{02}$  は関数の出力 *Down* によってノード 3 の定性値が C から D に変化したため、アーク ② で

伝播規則 (*std*) を選択するとノード 2 の定性値は 1 単位時間後に変化しないが、(+ 1) を選択するとノード 2 の定性値は 1 単位時間後に下がる。また、 $S_{01}$  もアーク②によって状態が遷移するが、伝播規則 (*std*) を選択しても (+ 1) を選択してもノード 2 の変化方向に変化は現れない。そのため、 $S_{011}$  と  $S_{012}$  は同一の状態になるので、まとめて 1 つの状態  $S_1$  とみなす。なお、アーク①による状態遷移は、 $S_{01}$  のアーク②における状態遷移と同様に意味のないものなので無視した。

新しい状態の存在確率は、初期状態の存在確率 1.0 に選択した伝播規則の選択確率および関数の選択確率をかけあわせて算出する。図 2.10 において、初期状態  $S_0$  に上記で示した関数の出力をかけることにより、 $S_{01}$ ,  $S_{02}$  の存在確率は共に 0.5 となる。さらにアーク伝播規則の選択確率をかけあわせることで、 $S_{011}$ ,  $S_{012}$ ,  $S_2$ ,  $S_3$  の存在確率はそれぞれ 0.3, 0.2, 0.3, 0.2 となり、その合計値は 1.0 となる。

このように図 2.10 において状態  $S_0$  は単位時間後に 4 つに状態に遷移する可能性を持っている。これらの状態遷移がモデルの一つひとつの挙動を表しており、状態遷移の結果得られた状態の存在確率が、挙動の起こりやすさ (生起確率) を表している。

各状態に付随する存在確率の値は大きいほど実際に発生しやすい状態を、逆に小さいほど発生しにくい状態を表している。この特性を利用し、生成される状態をその存在確率の高い順にソートすれば、先頭からの存在確率の累積値がしきい値を越えるところ以降の状態を発生しにくい状態として消去できる。このような消去方法によって、状態遷移の結果得られるモデルの挙動に対して起こりやすい挙動のみを残すことができる。

## 2.6 確率的定性推論

### 2.6.1 確率的定性推論手順

確率的定性推論は前節の状態遷移によるモデル挙動表現を利用して行われ、その挙動の連続によって対象システムの動作を推定する。

確率的定性推論では、まず初期状態を設定し、その存在確率を 1.0 とする。単位時間 (例えば 10 分) ごとに以下のように状態遷移を繰り返す。途中で残存状態が 0 になると、推論を終了する。確率的定性推論過程を図 2.11 に示す。図 2.11 ではステップごとに以下の処理が行われている。

#### Step.1 状態生成

取り得る可能性のある全ての伝播規則と関数出力の変化を用いて、次の時刻の状態

を生成する。そして、それらを適用する確率を、親の状態の存在確率に掛け合わせて、その状態の存在確率とする。

#### Step.2 存在確率の低い状態の消去

それらの状態を存在確率の高い順に並び替え、順に足していった合計値がしきい値を越えたところで止め、それ以降の状態は消去する。

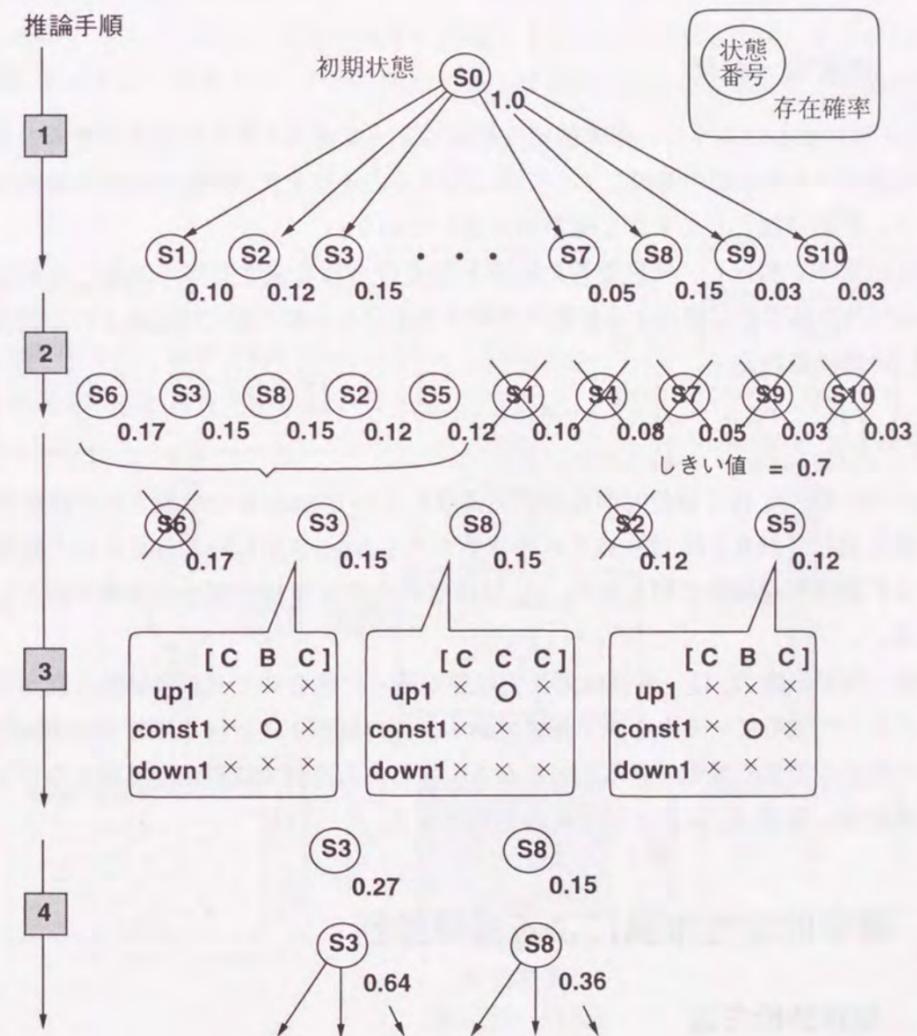


図 2.11: 推論過程

### Step.3 測定値不一致状態の消去

残った状態と測定値系列とを比較し、一致しない状態を消去する。また、全く同じ状態は、存在確率を足し合わせてまとめる。

### Step.4 残存状態の存在確率の正規化

残った状態の存在確率の合計で、それぞれの存在確率を割り、合計が1.0になるよう正規化する。それらの状態を、次の親状態群として、1へ戻り推論を続ける。状態が残らなかった場合は、モデルと測定値が一致していないとして、推論を終わる。

## 2.6.2 測定値一致度

第2.6.1項に示したように、確率的定性推論によって導出される対象システムの推定動作は、定性モデルの挙動の連続によって表現される。それぞれの挙動には生起確率が付随しており、挙動の起こりやすさを確率的に表している。

この生起確率を利用し、状態遷移の結果として得られる定性モデルの全ての挙動のうち、与えられた観測値に整合する挙動が生起する割合として、次式で定義される測定値一致度  $R_a$  が導出される。

$$R_a = \left( \frac{\hat{P}_1}{P_1} \times \frac{\hat{P}_2}{P_2} \cdots \times \frac{\hat{P}_n}{P_n} \right)^{\frac{1}{n}}$$

上式において、 $P_i$  は  $i$  単位時間後の状態遷移によって Step.2 で生成された状態の存在確率の和を表しており、 $\hat{P}_i$  は生成された状態のうち Step.3 において与えられた観測値に整合する状態の存在確率の和を表す。 $R_a$  は両者の比の  $n$  単位時間分の相乗平均として定義される。

測定値一致度の値  $R_a$  は、最終時刻まで状態が残った場合にモデルの挙動と観測値系列がどれくらい一致しているかを表す指標である。この値が1に近づくほどシステムの挙動が推論のモデルで良く説明できることになる。もしある時刻で状態が全く残らなかった場合には測定値一致度  $R_a = 0$  として推論を終了する。

## 2.7 確率的定性推論による故障診断

### 2.7.1 故障診断方法

確率的定性推論では、単位時間毎の状態遷移によって表される定性モデルの挙動のうち、与えられた観測値に整合する挙動が生起する割合として測定値一致度が導出される。

そこで対象システムの故障状態に対しても定性モデルを故障モデルとして作成しておき、ある観測値データが存在した場合にどのモデルとの測定値一致度が高いか、すなわちどのモデルの挙動と観測値との整合度が高いかを調べる方法により、観測値データが観測された時の故障状態が推定できる。

このような故障診断方法で問題となるのは故障モデルの作成方法である。故障モデルの作成にあたり、想定される故障ごとに状態要素や機能要素を定義してモデルを構築する方法は非常に手間がかかり実用的でない。そこで故障システムと正常システムを比較した場合に故障箇所に対応する機能要素以外は同じであることに着目し、正常モデルのうち故障箇所に対応するアークおよび関数を故障を表現するものに変更する手法によって故障モデルを作成する方法を採用する。この故障モデル生成方法を含めた確率的定性推論による故障診断方法を図2.12に示す。

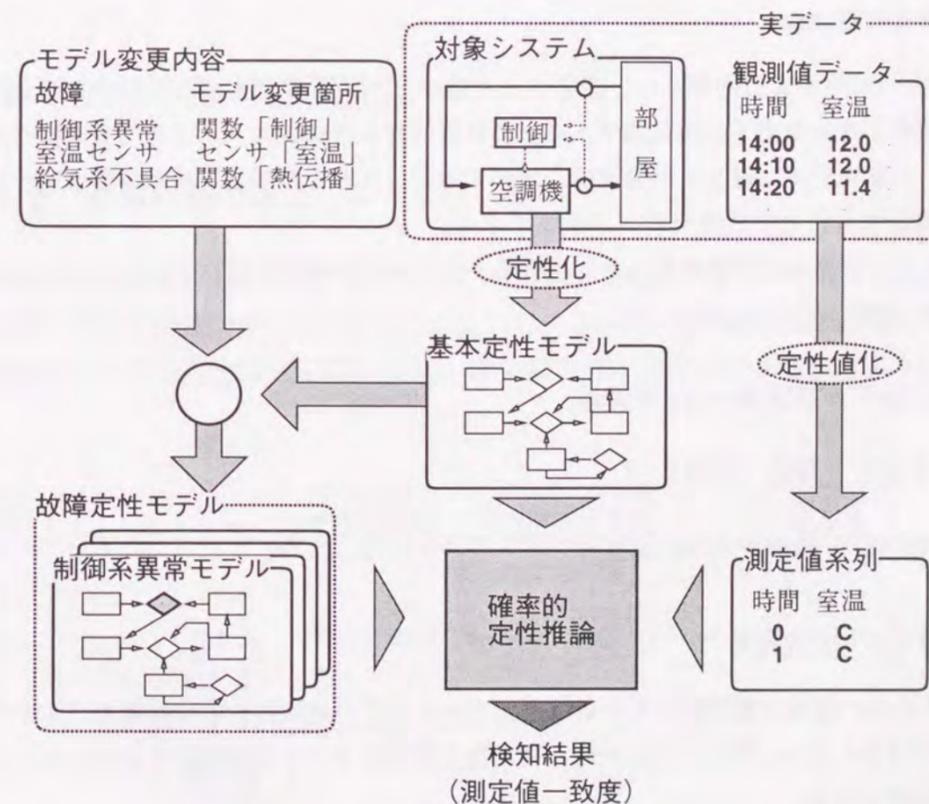


図 2.12: 確率的定性推論による故障診断方法

図 2.12 に示すように本研究が提案する確率的定性推論による故障診断方法は、あらかじめ故障箇所を仮定してその仮定のもとで推論を行い、実測値データと比較してその妥当性を検証する仮説検証型の不具合検知方法となる。本研究では、故障仮説を反映した定性モデルを作成し、各故障モデルごとに確率的定性推論を行った結果得られる測定値一致度を比較する方法により故障診断を行う。すなわち推論で用いた観測値データが得られた時のシステムの故障状態および故障箇所を、どの故障モデルを用いた場合の測定値一致度が高い値を示すかを調査する方法によって特定する。

### 2.7.2 故障診断のための故障モデル生成

前項で述べたように、故障モデルは正常モデルについて故障箇所に対応するアークおよび関数を故障状態を表すように変更することで作成される。ここで問題となるのは図 2.12 のモデル変更内容と故障診断で必要とする故障モデルの範囲である。

#### (1) モデル変更内容

図 2.12 のモデル変更内容とは、想定する故障がどの箇所で発生するものでどのような異常挙動を示すかを表す故障知識である。これらはビル空調システムの専門家が持つ知識である。正常モデルに対して故障箇所に対応するアークおよび関数を故障挙動に適合するように修正することで故障モデルが生成できる。

例として、図 2.4 の定性モデルで示されるシステムの制御系異常について、そのモデル変更内容は以下ようになる。

- 故障箇所：空調機バルブ制御系
- 変更箇所：関数「制御」
- 変更内容：制御が入力に依存せずランダムな出力

#### (2) 故障モデル生成範囲

信頼性の高い故障診断を行うためには想定される全ての故障について故障モデルを作成しなければならない。想定される故障が何であるかは、クレームが存在する場合としない場合に分けられる。

クレームが存在する場合には、そこから推定される故障候補が診断すべき故障となる。この候補は表 2.8 のように予め簡単な診断ルールとして定めておくことが可能である。ま

表 2.8: 診断ルール

クレームの発生箇所と内容	推定故障箇所
部屋が暑すぎる	室温センサ異常
	制御系異常
	給気系不具合

た、ある観測値が異常な値を示した場合にもそこから推定される故障を診断すればよい。これも同様に診断ルールとして定義可能である。

もし診断ルールが構築できない場合には、対象システムで想定される全ての故障について故障モデルを作成し、故障診断を行う必要がある。

## 2.8 故障診断の適用例

### 2.8.1 故障状態の導出

確率的定性推論による故障診断について、図 2.13 の確率付モデルで表される空調設備で冷房している部屋から「暑すぎる」というクレームが生じた場合の故障診断を例として説明する。この時の定性値定義は表 2.9、測定値系列は表 2.10 で表されるものとする。

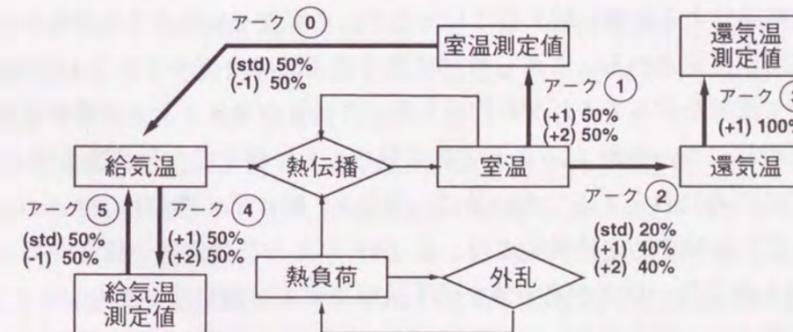


図 2.13: あるビル空調システムの定性モデル

表 2.9: 定性値定義

定性値	給気温・室温・還気温	熱負荷
A	28°C ~	かなり高い
B	26°C ~ 28°C	やや高い
C	24°C ~ 26°C	ふつう
D	22°C ~ 24°C	やや低い
E	~ 22°C	かなり低い

表 2.10: 測定値系列

時刻	測定値系列		
	給気温 測定値	室温 測定値	還気温 測定値
0	D	B	B
1	D	B	B
2	D	B	B
3	D	B	B
4	D	C	B
5	D	C	C
6	D	C	C
7	D	C	C
8	D	B	C
9	D	B	C
10	D	B	C

確率的定性推論による故障診断を行うにあたり、まず表 2.8 のような診断ルールにより 3 つの故障箇所が推定される。これら故障状態を表す故障モデルを表 2.11 のモデル変更内容に基づいて故障モデルをそれぞれ作成した。これらのモデルと正常時の状態を表す基本モデルそれぞれについて表 2.10 の測定値系列をもとに確率的定性推論を行った。なお、状態を消去するために設定するしきい値は、第 2.8.2 項に示す理由により 0.9 とする。

故障モデルごとの確率的定性推論では、表 2.12 のような測定値一致度が得られた。表 2.12 では、最も測定値一致度が高い値を示す故障モデルは給気系不具合のモデルであり、次いで制御系異常のモデルが高い値を示している。したがって確率的定性推論による故障診断の結果として、クレーム「暑すぎる」の原因となった故障の第一候補には給気系不具合が、第二候補は制御系異常が挙げられる。

表 2.11: 部屋空調設備のモデル変更内容

故障	項目	内容
室温 センサ 異常	故障状態	室温センサが不良
	変更箇所	アーク ①
	変更内容	センサから観測される値が変化しない
制御系 異常	故障状態	空調機制御装置が異常
	変更箇所	アーク ①
	変更内容	給気温変化がよりあいまいになる
給気系 不具合	故障状態	給気バルブから部屋に給気が送られなくなる
	変更箇所	関数「熱伝播」
	変更内容	室温が給気温によって変化しない

表 2.12: 故障モデルごとの測定値一致度

故障モデル	測定値一致度
正常	0.000
室温センサ異常	0.000
制御系異常	<b>0.235</b>
給気系不具合	0.361

## 2.8.2 故障診断の妥当性

### (a) 診断結果の妥当性

図 2.13 に示す定性モデルについて、正常時を含めて想定した 5 通りの故障状態と、各故障状態について 6 通りの測定値系列 (計 30 パターン) の組み合わせ 150 通りに対して、確率的定性推論による故障診断を行った。その結果を表 2.13 に示す。なお、この時のしきい値は後述の理由により 0.9 に設定した。

確率的定性推論による故障診断では、推論の結果算出される測定値一致度の比較により表 2.13 のような優先度をつけた形式での故障箇所候補をユーザに提示できる。表 2.13 より、30 パターンの測定値系列のうち 26 パターンにおいて故障状態を第 1 候補として特定できたことがわかる。他の 4 パターンについても、第 2 もしくは第 3 候補として実際の故障状態が挙げられている。これらの測定値系列を詳細に観察すると、専門家から見ても故障箇所の候補が複数想定される場合であり、これらの診断結果は妥当であると判断できる。

表 2.13: 診断結果

観測状態	パターン数	◎	○	△	×
正常	6	4	1	1	0
給気系不具合	6	6	0	0	0
制御系異常	6	5	1	0	0
室温センサ異常	6	6	0	0	0
給気温センサ異常	6	5	1	0	0
合計	30	26	3	1	0

- ◎……故障推定順位第 1 位
- ……故障推定順位第 2 位
- △……故障推定順位第 3 位
- ×……故障推定順位第 4 位

(b) 状態数の遷移

確率的定性推論では第 2.6.1 項に示したように推定される状態の爆発的増加を抑制している。その効果を確認するために、図 2.13 で表される正常時の定性モデルについて、正常状態の測定値系列を用いた確率的定性推論における、状態生成とその消去の遷移を表 2.14 に示す。なお、しきい値は 0.9 である。表 2.14 より生成した状態の数が増加しても可能性の低い状態の消去によって最終残存状態数は 200 ~ 300 までに抑えられており、実時間での推論が可能にしていることがわかる。表 2.14 では生成された状態のうち 74.7% が消去されていた。

(c) しきい値の決定

確率的定性推論では、(b) で示したようにしきい値による状態消去により短時間での挙動推定を実現している。しかしながら状態消去を行う際、しきい値の設定が低すぎると状態消去が過度に行われ、その結果実際の故障に対応した故障モデルが示す挙動が実際の観測値に対応できずに故障検知が行えない場合がある。従って確率的定性推論による故障診断では、しきい値の適切な設定が求められる。

図 2.14 において、太線は (a) の 30 通りの測定値系列とそれに対応する故障モデルを用いた場合の確率的定性推論の過程で状態消去によって残存状態数が 0 になり推論が途中で終了した場合の数を、細線は同じ確率的定性推論でしきい値を変化させた場合の推論の

表 2.14: 推論での状態数の遷移

時刻 t	生成状態数	しきい値によって消去した状態数	最終残存状態数
1	72	60	3
2	360	200	27
3	3816	632	16
4	1872	948	45
5	4800	1806	147
6	16376	4866	301
7	34888	14056	225
8	33768	4964	254
9	44912	8998	293
10	45798	5280	145

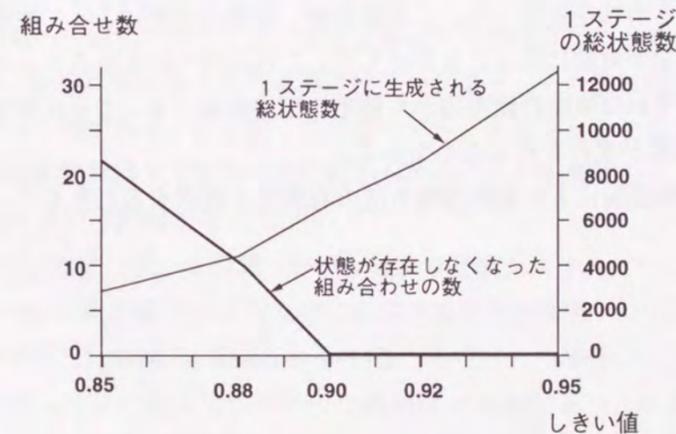


図 2.14: しきい値の変化による推論結果の変化

各時刻に生成される全状態数の平均値の変化を表している。図 2.14 より、できるだけ短時間で確率的定性推論およびそれを用いた故障検知を行うためには、しきい値を 0.9 に設定することが妥当であると判断できる。この理由により、図 2.13 を用いた確率付定性推論ではしきい値を 0.9 と設定している。

## 2.9 結言

本章ではまず空調システムの分類を行い、その中で本研究が対象とするビル空調システムをセントラル方式の全空気方式と定め、その概要を説明をした。次にビル空調システムを定性的にモデル化する際に表現すべき 2 要素について説明した後、モデルの構成要素であるノード、アークとその伝播規則および関数について説明した。その際、アークとその伝播規則および関数において、定性モデルの曖昧性などから一意に定まらない機能要素が示す挙動を確率を用いて表現する方法を提案した。この定性モデルに確率を導入した確率付定性モデルについて実システムに適合するようにその表現拡張も行った。

さらにこの確率付定性モデルを用いた確率的定性推論方法を提案した。この方法は単位時間毎に想定される次状態を前状態から推定し、これを繰り返すことによって対象システムの推定動作を表現する方法である。この方法では、推定されるシステムの各状態に存在確率を持たせ、確率の累積値によって確率の低い状態を消去することにより、定性推論の従来課題であった挙動の枝分かれによる爆発的増加を防いでいる。

またモデルの挙動のうち、与えられた観測値に整合する挙動が生起する割合として測定値一致度を導出する方法を提案した。この測定値一致度の比較によって故障状態の推定および故障箇所の特特定が可能になることを示した。これは同一対象システムの正常時と故障時のモデルを作成すれば実際の観測値から確率的定性推論によってそれぞれのモデルに対応した測定値一致度が求められるためである。

最後に確率的定性推論による故障診断方法の有効性を確認するとともに、しきい値の決定方法を示した。

## 第 3 章

### 確率的定性推論の効率化

#### 3.1 緒言

確率的定性推論では、その実行過程で対象の挙動を追っていく際、一つ一つの挙動を表す状態に存在確率を持たせ、確率の低い状態を消去することによって枝分かれの爆発的な増加を防いでいる。しかしこの方法は、推定される状態の枝分かれそのものを制限するのではなく、まず、推定状態を考えられるだけ枝分かれさせ、その後起こり得にくいものを消去するという手法である。したがって対象モデルが大きくなると爆発的に枝分かれする推定状態の生成を計算機上で実時間内に終わらせることが困難になり、推論の実行が事実上不可能になるという問題があった。

例えば 7 ノード、3 アーク、3 関数で表されるビル空調システムについて、10 単位時間 (1 単位時間 10 分) の観測値系列に対し確率的定性推論を計算機 “SUN SPARC Station5 (CPU:micro SPARC II, 70MHz, Memory:24MB)” 上で行った場合、時刻 9 でメモリ不足により推論が中断した。中断までにかかった時間は 6 時間であり、対象システムの観測時間 (1 時間半) よりも長い時間となった。これは推論過程で生成される状態の数が爆発的に増加したためであり、確率的定性推論を短時間に最終時刻まで終らせるためには状態生成の抑制が不可欠である。

本章では、現実的な規模のビル空調設備に対してもパーソナルコンピュータ上で推論を行えることを目的とし、そのための手法として効率的定性推論方法を提案する [65,66]。この手法は、存在確率が低い推定挙動を表す状態を、起こり得にくい挙動として消去する際に基準となる存在確率の値を、最小存在確率と名付け、それをモンテカルロ法を用いて予め推定することにより、消去される状態を予測して生成しないようにする、推定挙動の枝分かれそのものを制限する手法である。また、この手法では測定値を先読みすることによ

り将来起こり得ない状態へ向かう変化方向をもつ状態を予め消去することも試みる。さらに、この効率的定性推論方法をビル空調設備故障診断に適用し、従来の手法では不可能だった大規模モデルへの対応やそのときの処理時間より、その有効性を検討する。

### 3.2 効率的な確率的定性推論方式の枠組

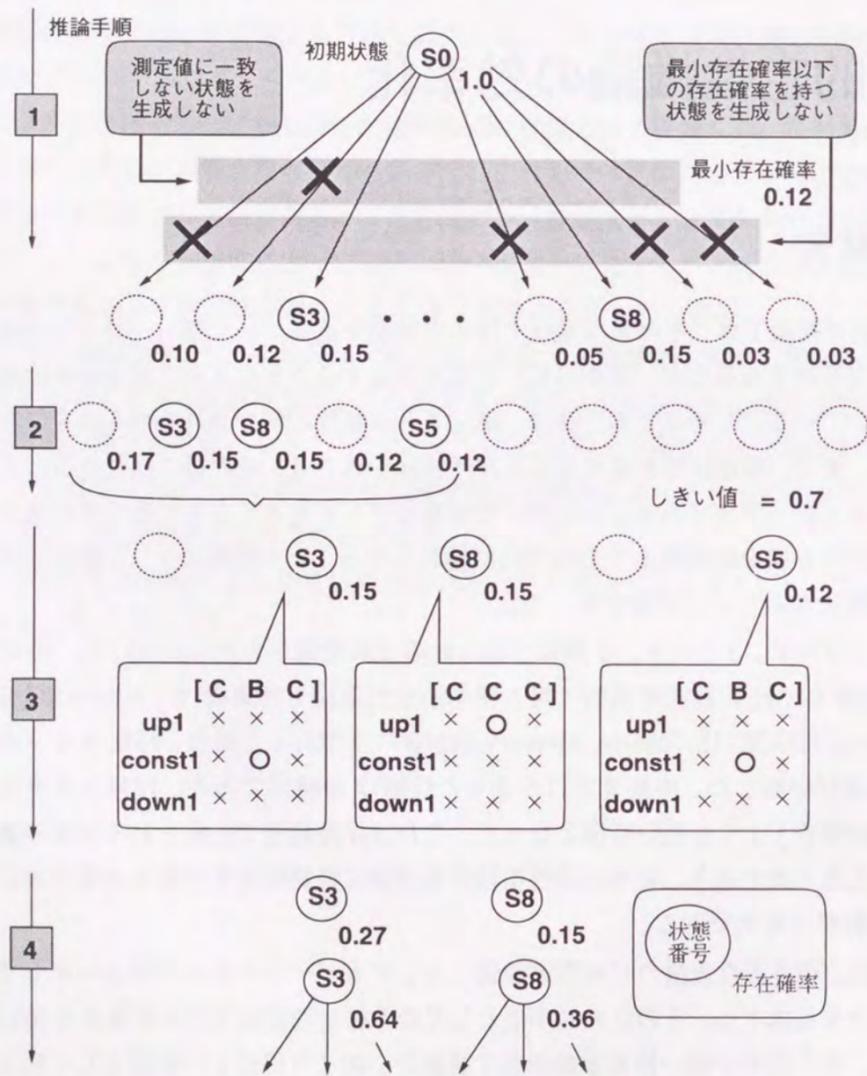


図 3.1: 推論過程の改善

効率的な推論を行うためには発生する状態を抑制すればよい。そこで、将来測定値系列に一致させることができない状態は前もって消去しておく方法(測定値先読み)と、発生しにくいと判断する基準を全状態を生成することなく求める方法を考える。必要な方法は図 3.1 のように位置づけられる。以下にその内容を示す。

#### (1) 測定値の先読み

状態は、各ノードの定性値とその変化方向を情報としてもっている。そのため、変化方向を用いて測定ノードの1単位時間後の定性値を求め、与えられた測定値系列の1単位時間後の測定値と比較することにより、1単位時間後に発生し得ない状態を前もって消去することが可能である。

#### (2) 存在確率による状態の消去

状態遷移により子状態を生成していく際に、消去しない状態の存在確率の最小値を最小存在確率として予め求めておけば、消去すべき子状態は最小存在確率を下回った時点でその生成を禁止できる。

図 3.2 に全ての子状態を生成せずに最小存在確率を効率的に求める手法を示す。この手法では、推論過程の各時刻において一定個数の子状態をランダムに生成し、その子状態の存在確率分布から最小存在確率を推定する。図 3.2 では、簡単のため3つの子状態をランダムに生成し、その存在確率としきい値 0.7 から、最小存在確率 0.12 を求めている。

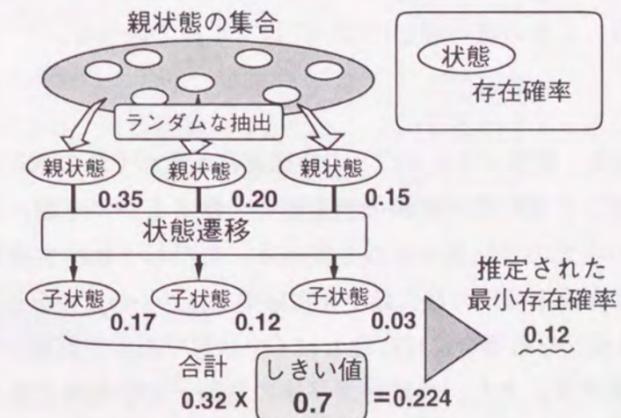


図 3.2: 最小存在確率の推定

### 3.3 効率的定性推論方法の推論手順

初期設定として初期状態を設定し、その存在確率を1.0とする。その後、以下に示した手順を指定された単位時間分繰り返す。

#### (1) モンテカルロ法による子状態のサンプリング

モンテカルロ法により一定個数の子状態をサンプリングする。

(1-1) 前時刻で最終的に生成された状態（開始時刻の場合は初期状態）を親状態として、親状態の集団の中から、ある定めた個数  $m$  だけの親状態をランダムに選ぶ。なお、 $m$  の値の設定については 3.4 節で述べる。

(1-2) (1-1) で選ばれる全ての親状態について状態遷移により生成され得る子状態のうち1つだけをランダムに選択し、 $m$  個の子状態のサンプルをとる。

#### (2) 最小存在確率の推定

(2-1) サンプリングした  $m$  個の子状態の存在確率を降順にソートして、存在確率リストと存在確率の和  $E_{sum}$  を求める。

(2-2) 存在確率リストの先頭からの値の累積値が、しきい値と  $E_{sum}$  の積を越えるところの存在確率を最小存在確率  $E_{min}$  とする。ここで、しきい値とは、実際に生成され得る状態のうち  $E_{min}$  以上の存在確率をもつ状態の存在確率の合計の目標値である。しきい値の設定については 3.4 節で述べる。

#### (3) 状態の生成

全ての親状態から、関数・アークごとの状態遷移とそれぞれの選択確率による存在確率の計算、変化した定性値が実際の測定値と一致するか確認、および測定値の先読みを行いつつ全ての子状態の生成を試みる。ただし子状態生成過程において、状態遷移ごとの存在確率算出の後に最小存在確率  $E_{min}$  との比較を逐次行い、もし存在確率が  $E_{min}$  未満になる場合には存在しにくい状態であると判断して、その時点で子状態生成を中断する。また、各状態遷移後の挙動が実際の測定値と矛盾する場合にも、その時点で子状態生成を中断する。

なお新しく生成した子状態がその時刻で既に存在しているかどうかを調べ、存在していれば存在確率を加算することで1つの子状態にまとめる。

#### (4) 存在確率の正規化

手順(3)の操作により得られた全子状態の存在確率の合計が1.0になるように子状態の存在確率を正規化する。

図 3.3 は、推論の実行過程を模式的に示したものである。ここでは、説明を簡単にするために最小存在確率を推定するのに3つの子状態を用いることにする。

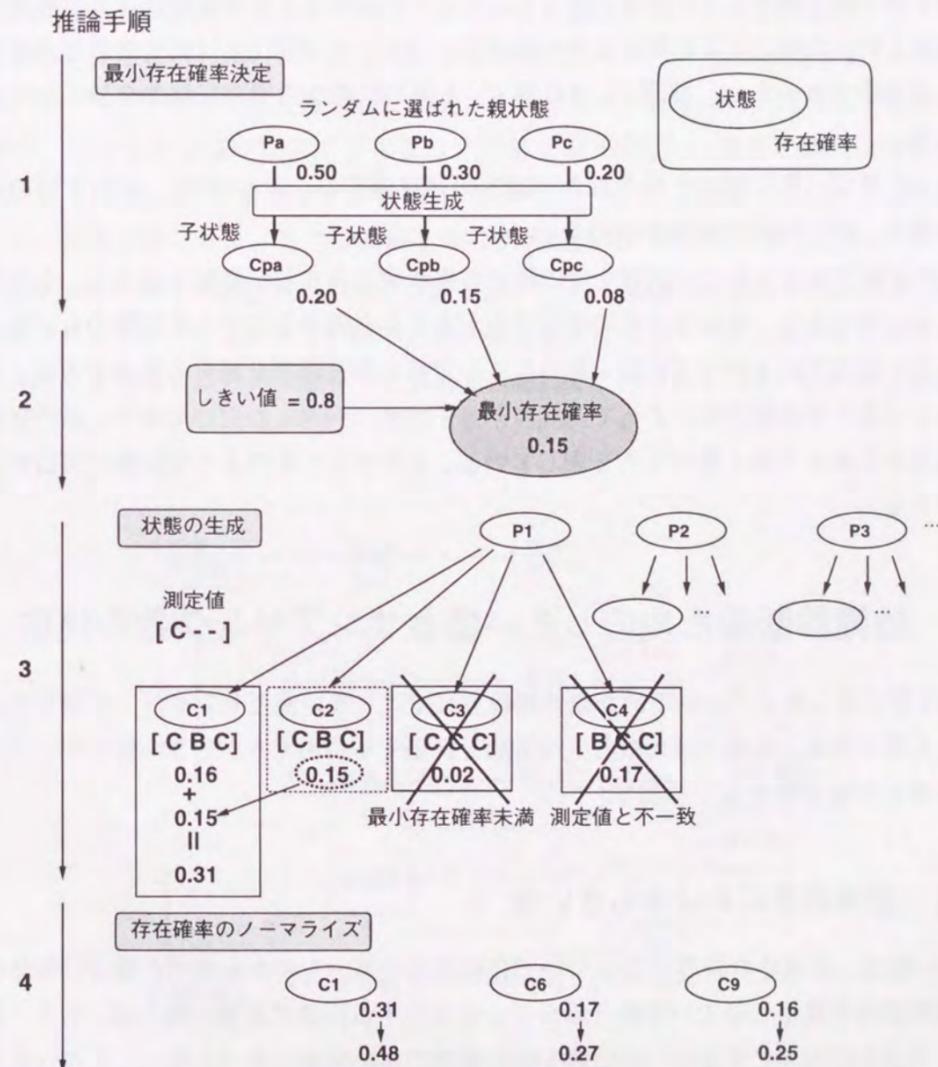


図 3.3: 効率的定性推論の例

まず、手順(1)で、親状態の集団からランダムに選んだ親状態  $P_a, P_b, P_c$  から、それぞれに付き1つの子状態をランダムに生成させる。次に手順(2)で生成した3つの子状態の存在確率の合計  $E_{sum}$  0.43 を求める。しきい値が 0.8 とすると、サンプル集団におけるしきい値は  $0.43 \times 0.8 = 0.344$  になる。よって、サンプルした子状態の存在確率の高いものから順に加えていった累積値が 0.34 を越えるところの存在確率から、最小存在確率  $E_{min}$  は、0.15 と推定される。

次に、手順(3)で全ての子状態の生成を試みる。その生成過程で状態遷移ごとにその存在確率と最小存在確率との比較を行い、 $C_3$  のように最小存在確率未満となった場合にはその比較を行った時点で子状態生成を中断する。また、子状態  $C_4$  は測定結果と矛盾するので生成途中でカットし、状態  $C_2$  は状態  $C_1$  と同じ状態なので存在確率を加え合わせてまとめる。

手順(4)では、最終的に生成された子状態の存在確率の合計 0.64 で、それぞれの存在確率を割り、新しい存在確率を求める。

以上の手順で生成された子状態を次の時刻の親状態とみなし、推論を続ける。なお生成された子状態のうち、単独ではその存在確率が最小存在確率未満である状態でも、同じ定性値とその変化方向を持つ子状態を集めることで最小存在確率を超える場合がある。しかしそれらは異なる状態遷移によって偶然に同じ子状態に到達しただけであり、系の挙動という観点からみると全く別のものを表している。したがってそのような状態は消去することができる。

### 3.4 故障診断のためのしきい値とサンプリング数の決定

第 3.3 節に示したように効率的な定性推論方式ではしきい値とサンプリング数を明示的に示す必要がある。本節では効率的な定性推論を評価するにあたり、しきい値とサンプリング数の適切な値を求める。

#### 3.4.1 故障診断におけるしきい値

しきい値は、生成され得る状態について存在確率の高いものから並べた場合に全体のどの程度の割合を発生しやすい挙動とみなすかを決定する指標である。例えば、しきい値を図 3.3 のように 0.8 とすると、全状態を存在確率の高い方から並べた時に、その合計が全体の 80% に達したところまでを起こりやすい状態として推論の対象とし、それ以外は対象から外すことになる。したがって、しきい値が 0 に近いほど計算時間は短くてすむが、

相対的に高い存在確率の状態も無視され、正当な状態まで消去してしまい、推論結果の信頼性が悪くなる。しかし、推論結果の信頼性が低くても、得られる測定値一致度によって推定した故障箇所の候補の順位に差がなければ故障診断は可能である。

しきい値と故障診断結果との関係を調べるため、ノード数 10、アーク数 5、関数数 5 である 2 部屋の空調設備を表す基本モデル図 3.4 をもとに、故障モデルを作成した。この空調設備で想定される故障は制御系故障(制御不良)、室温センサ故障、給気センサ故障、給気系故障(給気ダクト故障)の 4 種類である。これらの故障モデルと実際に観測された制御系故障時の測定値系列とを用いて、しきい値を変化させながら故障診断を行った。その結果想定故障ごとに得られた測定値一致度を表 3.1 に示す。なお、表 3.1 の [ ] 内の数値は、同一しきい値での測定値一致度の高さの順であり、故障の可能性の順位を表す。表 3.1 では、同一しきい値では値が 0 になるまで測定値一致度の大きさの順序は変化していない。表 3.1 よりしきい値を 0.3 まで下げても故障箇所の第 2 候補まで挙げる事ができるとい結果が得られる。また推論終了時の状態数はどの場合でも変化していない。

大規模なモデルほど状態遷移の枝分かれが多いため、初期の時刻から各状態の存在確率に差が現れやすい。したがって、確率的定性推論を大規模なモデルに適用するほどしきい値を下げて発生しにくい状態を主に消去できるので、許されるしきい値の最小値は小さくなる。

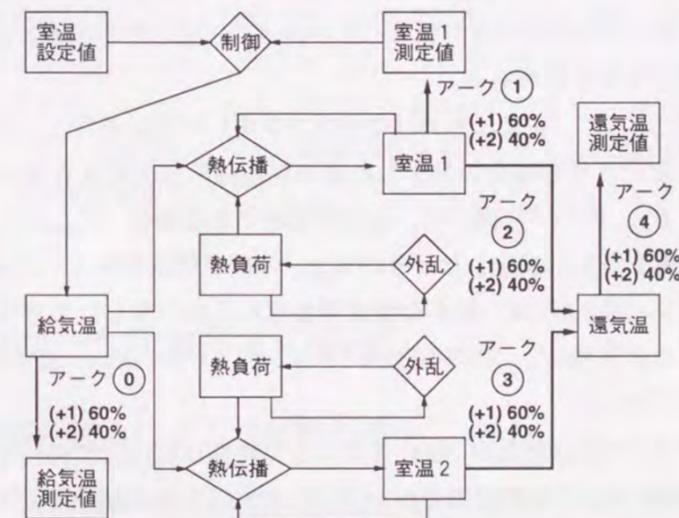


図 3.4: しきい値決定を行うための確率付定性モデル (2 部屋空調モデル)

表 3.1: 故障診断の結果 (測定値一致度 [故障の可能性順位])

しきい値	故障箇所の候補				
	正常	制御系	室温センサ	給気温センサ	給気系
0.9	0.181 [3]	0.380 [1]	0	0.319 [2]	0
0.8	0.183 [3]	0.396 [1]	0	0.327 [2]	0
0.7	0.175 [3]	0.419 [1]	0	0.326 [2]	0
0.6	0.127 [3]	0.434 [1]	0	0.345 [2]	0
0.5	0	0.461 [1]	0	0.367 [2]	0
0.4	0	0.460 [1]	0	0.350 [2]	0
0.3	0	0.429 [1]	0	0.363 [2]	0
0.2	0	0.490 [1]	0	0	0
0.1	0	0	0	0	0

### 3.4.2 最小存在確率推定の正確さに基づくサンプル数

サンプリングによって推定される最小存在確率は全状態を生成して決定される正確な最小存在確率と常に一致するわけではなく、差が存在する場合がある。この場合、しきい値の原理から本来は推定された最小存在確率を用いて生成される状態の存在確率の合計値としきい値が一致すべきなのに、誤差が発生する。そこで、推定された最小存在確率を用いて生成される状態の存在確率の合計値としきい値との誤差を許容誤差とし、それを考慮したしきい値を設定する必要がある。

図 3.4 のモデルに対して、正常状態の測定値系列を用いて推論を行なう際に、サンプルする子状態の数を変化させた場合の推定した最小存在確率以上の存在確率をもつ状態の存在確率の合計値  $E_{sum}$  について調べた。推定が正確である場合、 $E_{sum}$  はしきい値の値に一致する。しきい値を 0.5 に設定したときの  $E_{sum}$  の標準偏差を図 3.5 に示す。なお試行回数は 40 回である。図 3.5 には、最小存在確率を求めるのに要した処理時間をあわせて示す。なお使用した計算機は、“SUN SPARC Station5 (CPU:micro SPARC II, 70MHz, Memory:24MB)” である。

図 3.5 からサンプルする状態数が 5000 までは計算時間は変化しておらず、またサンプルする状態数が 5000 以上では標準偏差が  $\sigma = 0.1$  からほとんど減少していない。以上の理由から、時間をかけず、かつ正確に最小存在確率を推定するためにはサンプルする状態数を 5000 個に設定するのが妥当であると判断できる。

また、サンプルする状態が 5000 の時の標準偏差  $\sigma = 0.1$  から、許容誤差を  $\pm 2\sigma = \pm 0.2$

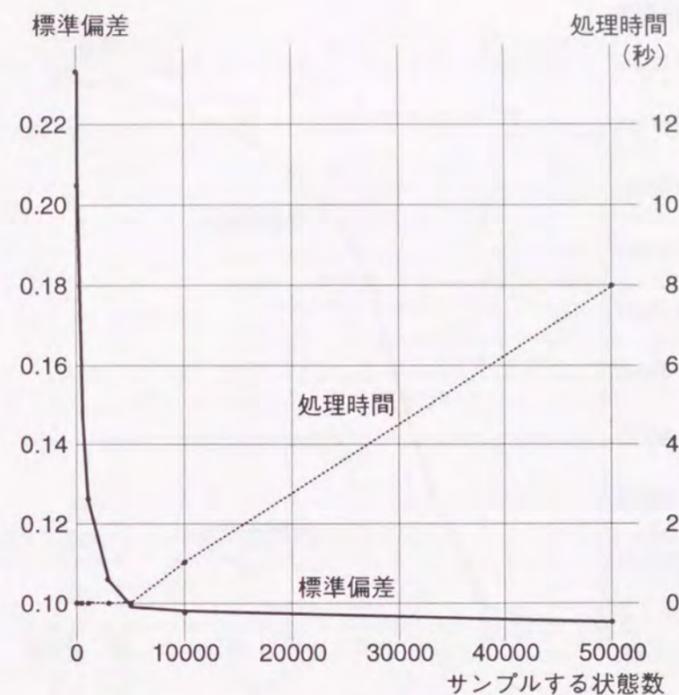


図 3.5: 合計存在確率の標準偏差とサンプル状態数との関係

とすると、先に求めた図 3.4 の 2 部屋の空調設備モデルの診断に対して許容されるしきい値の最小値 0.3 を確保するために、誤差を見込んでしきい値を 0.5 に設定して推論を進めるのが妥当であると考えられる。なお、モデルが大規模になるとしきい値に許される最小値も小さくなるため、大雑把な最小存在確率の推定を行っても故障診断は正確に行えるという観点から、大規模なモデルに対しても、ここで決定したサンプルする状態数 5000 を用いることにする。

## 3.5 効率的定性推論方式の評価

### 3.5.1 測定値先読みによる状態数の減少

図 3.6 に、測定値の先読みによって、状態数をどの程度抑えられたかを表すグラフを示す。このグラフは、図 3.4 の 2 部屋の空調設備モデルで測定値が全て C である測定値系列に対して、しきい値 0.9 で推論を行った際の、各時刻において最終的に生成した状態数の推移を表すグラフである。なお、この推論では、最小存在確率の推定は行わず、全状態

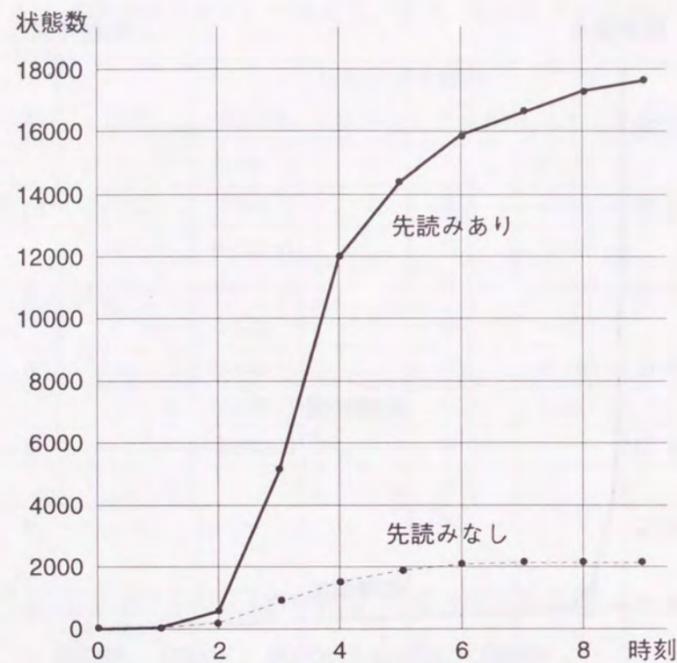


図 3.6: 測定値先読みによる状態数の抑制

の存在確率から最小存在確率を求めている。

図 3.6 より、状態数は測定値の先読みを行うことにより約 1 桁少なく抑えられる。また、最終の時刻で測定値の先読みを行った場合の状態数は、行わなかった場合の状態数の 12% に抑えられている。

### 3.5.2 処理速度向上の効果

表 3.2 に従来の推論方法と効率的推論方法を用いて定性推論を行った場合の、その処理時間の差を示す。対象定性モデルは、1 部屋の空調設備モデルであるノード数 5 (うち測定値ノード数 2)、アークの数 1、関数の数 3 の定性モデル 1 (図 3.7) と、ノード数 7 (うち測定値ノード数 3)、アークの数 3、関数の数 3 の定性モデル 2 (図 3.8) である。

モデル化対象のビル空調システムで 10 分間隔に測定された測定値系列から任意に連続した 10 点をとることで作成した測定値系列を用いて、9 単位時間推論を行った。また、使用した計算機は、“SUN SPARC Station5 (CPU:micro SPARC II, 70MHz, Memory:24MB)” であり、しきい値はどちらも 0.9、効率的定性推論方法において最小存在確率を推定する際にサンプルする子状態の数は 5000 とした。

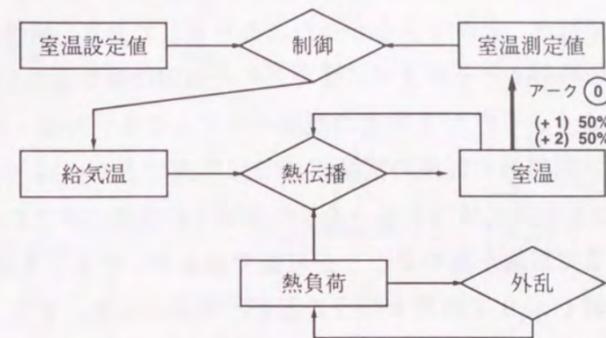


図 3.7: 定性モデル 1

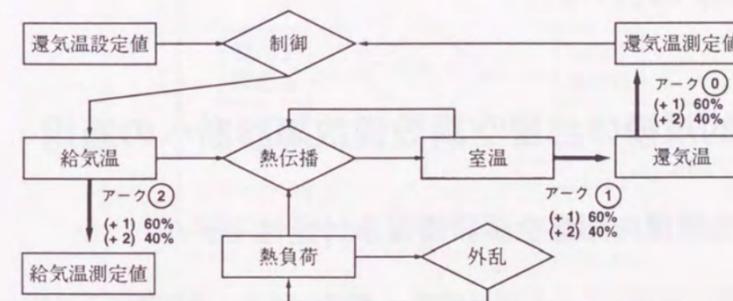


図 3.8: 定性モデル 2

表 3.2: 処理時間の差

モデル	測定値系列	処理時間 (新手法/旧手法)
定性モデル 1	Msr1-1	18 秒 / 197 秒
	Msr1-2	13 秒 / 119 秒
	Msr1-3	19 秒 / 203 秒
	Msr1-4	16 秒 / 184 秒
	Msr1-5	21 秒 / 299 秒
定性モデル 2	Msr2-1	49 秒 / ×(t=4 までで 374 秒)
	Msr2-2	34 秒 / ×(t=4 までで 337 秒)
	Msr2-3	78 秒 / ×(t=3 までで 350 秒)
	Msr2-4	69 秒 / ×(t=6 までで 847 秒)
	Msr2-5	31 秒 / ×(t=4 までで 375 秒)

表 3.2 において、×印は、生成される状態を保持するためのメモリが足りないために推論を最終ステージまで行うことができなかつたことを表しており、括弧内には推論を続けることができた最後の時刻  $t$  とそれまでに費やされた処理時間を示している。表 3.2 のモデル 2 に関する結果より、モデル 2 程度の規模のモデルでも、時刻  $t$  が 4 まで進むと状態遷移により分割する状態数が従来の推論方法では処理できないほどに増加していることが分かる。なお、状態保持に使用するメモリの領域を計算機に許される限界まで広げると、さらに先の時刻まで推論を進めることが可能であるが、それでも測定値系列 Msr2-1 を用いた場合で、時刻  $t = 9$  で処理を行うことが不可能になる。また、このとき、 $t = 9$  まで推論を続けるのにかけた処理時間は 6 時間であった。

このように効率的定性推論方法では、従来の推論方法では計算が不可能なモデルに対しても定性推論の実行が可能である。また、処理速度も比較的小規模なモデル 1 に対しても 1/10 程度に抑えられている。

### 3.6 現実的規模の部屋空調設備故障診断への適用

#### 3.6.1 現実的規模の部屋空調設備確率付定性モデル

あるビルで現実に稼働している暖房時の 3 部屋の部屋空調設備の正常時のモデルを図 3.9 に示す。このシステムは、室温 1 測定値と室温 1 設定値を用いて室温 1 が室温 1 設定値に保たれるように空調機を制御して、室温 1 と室温 3 を調節する。室温 2 は、空調機からの給気をリクーラによって再調節することによって、室温 2 設定値に保たれる。

図 3.9 の空調設備では、室温 1 と室温 2 はセンサによって観測され、その値が給気温制御に反映されるが室温 3 は観測されるだけである。なお図 3.9 において、室温 1,2,3 は、それぞれ部屋 1,2,3 の室温を表している。

#### 3.6.2 故障状態の導出

部屋 2 において「寒すぎる」のようなクレームが発生したと仮定し、そのときに考えられる空調設備の故障箇所候補に対応するモデル内容変更を表 3.3 のように設定する。クレームが発生した部屋は部屋 2 のみに限定したため、表 3.3 が示すモデル変更内容は部屋 2 に関するアークまたは関数のみとなる。表 3.3 に基づいて故障診断に用いられる故障モデルが作成される。

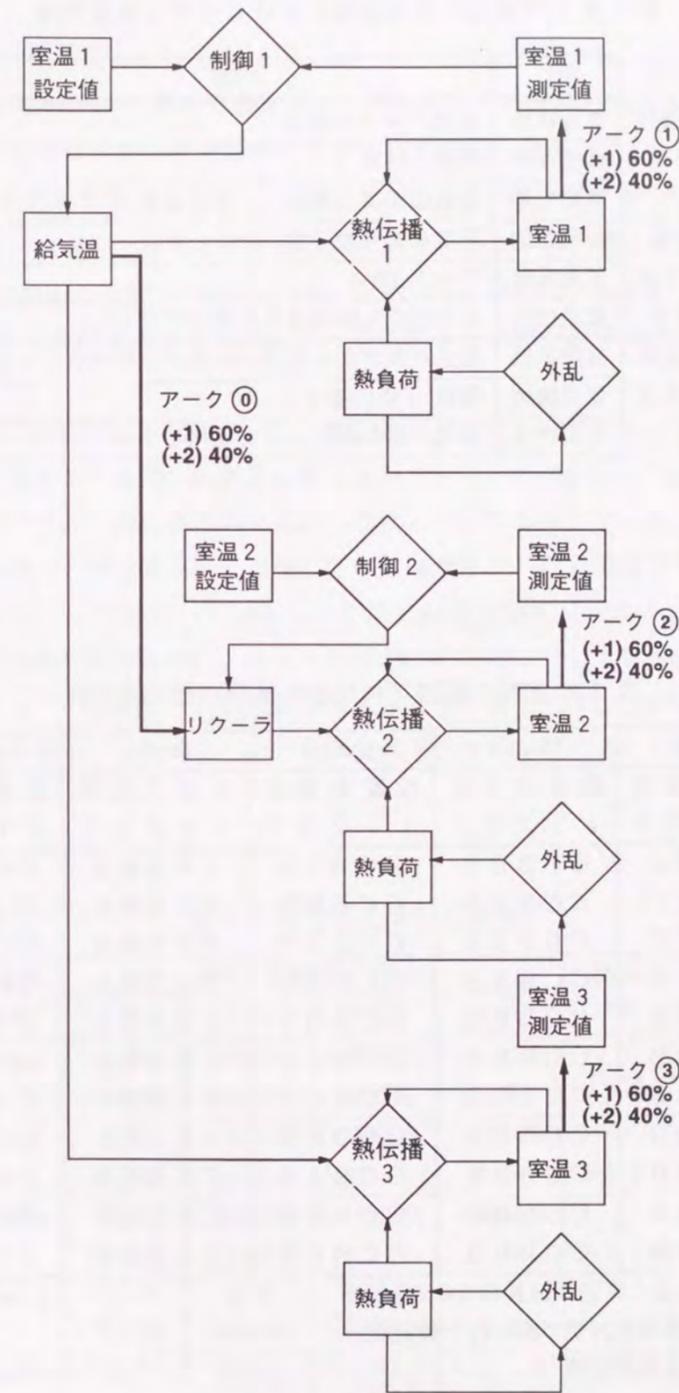


図 3.9: 3 部屋空調設備確率付定性モデル

表 3.3: 大規模ビル空調設備におけるモデル変更内容

故障	項目	内容
制御弁 不良	故障状態	調機バルブが固着
	変更箇所	関数「制御 2」
	変更内容	給気温がより変化しにくくなる
室温 センサ 異常	故障状態	室温センサが不良
	変更箇所	アーク ②
	変更内容	センサから観測される値が変化しない
給気系 不具合	故障状態	給気バルブから部屋に給気が送られなくなる
	変更箇所	関数「熱伝播 2」
	変更内容	室温が給気温によって変化しない

表 3.4: 実際の観測された正常状態の測定値系列

時間 t	Msr3-1			Msr3-2			Msr3-3			Msr3-4			Msr3-5		
	設室	設室	室	設室	設室	室	設室	設室	室	設室	設室	室	設室	設室	室
	1	1	2 2 3	1	1	2 2 3	1	1	2 2 3	1	1	2 2 3	1	1	2 2 3
0	C	C	B C C C	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B
1	C	C	B C C C	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B
2	C	C	B C C C	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B
3	C	C	B C C C	C	C	B A B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B C B C B
4	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B C B C B
5	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B
6	C	C	B B B B	C	C	B C B C B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B
7	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B
8	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B A B	C	C	B B B B	C	C	B B B B
9	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B
10	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B	C	C	B B B B

表中の略語は次のように定めたものである  
 室 x ... 部屋 x の室温センサで測られた測定値  
 設 y ... 部屋 y の室温設定値

### 3.6.3 結果

図 3.9 のモデル化対象のビル空調設備において、表 3.4 で表される 1994 年 12 月 1 日から 12 月 7 日の間に 10 分間隔で測定された測定値から 5 種類の正常時の測定値系列を得た。これをもとにモデルが持つ確率パラメータを適切に決定した。

正常モデルとそれを変更した故障モデルについて、正常時の測定値系列を用いて推論を行い、それぞれの測定値一致度の差から故障診断を行った。この際に使用した計算機は、“SUN SPARC Station5(CPU:micro SPARC II, 70MHz, Memory:24MB)”であり、しきい値は 0.5、最小存在確率を推定する際にサンプルする子状態の数は 5000 と設定した。結果を表 3.5 に示す。

表 3.5 の故障可能性順位の欄において、制御系、センサ、給気系は、それぞれリクーラ制御系故障、室温センサ故障、給気系故障を表しており、×印がついているものは、その故障を仮定したモデルが測定値系列に追従しなかったことを表している。×印がついているものの処理時間は、測定値系列に追従している時刻までの計算時間である。実際に故障診断をする際には、×印がついているものが故障可能性順位に現れることはあり得ないが、いまは処理時間を示すために、あえて×印がつくものに対しても追従できた時刻の数で順位づけを行っている。また、故障診断の成否の欄に関しては、○が測定値系列が表している故障箇所が特定できたもの、△がその故障箇所を第 2 候補として挙げられたものを表している。

表 3.5: 故障診断実験の結果

測定値 系列	故障可能性順位 (時間)				診断 時間	成否
	1 位	2 位	3 位	4 位		
Msr3-1	正常 (366 秒)	制御系 (60 秒)	×給気系 (81 秒)	×センサ (26 秒)	8.9 分	○
Msr3-2	正常 (213 秒)	×給気系 (31 秒)	×制御系 (17 秒)	×センサ (7 秒)	4.5 分	○
Msr3-3	正常 (93 秒)	制御系 (22 秒)	×センサ (227 秒)	×給気系 (5 秒)	5.8 分	○
Msr3-4	センサ (755 秒)	正常 (319 秒)	制御系 (58 秒)	×給気系 (8 秒)	19 分	△
Msr3-5	正常 (843 秒)	制御系 (47 秒)	×給気系 (14 秒)	×センサ (91 秒)	15.5 分	○

表 3.5 より、3 部屋の空調を行う空調設備に対して平均 11 分で故障診断が行えていることが分かる。また、モデル毎の処理時間をみた場合、測定値に追従するモデルは平均 4 分半で処理が行われていることが分かる。ここで、故障モデルによって処理時間が大きく変化しているのは、故障を仮定することによってアークの伝播規則などが変わり、その結果、状態遷移によって分割する状態数が変化するためである。また、モデルの測定値系列への追従度が高ければ、測定値によって消去される状態数が減り、その結果、状態数が増えるため処理時間は多くなる。

また、故障診断の結果についても、測定値系列が表している故障箇所を最悪でも第 2 候補として挙げることができる。なお、第 2 候補として診断が行われた測定値系列 Msr3-4 は空調の専門家の目から見ても故障箇所の候補が複数考えられる場合であり、診断結果は妥当であると判断できる。

### 3.7 結言

本章では現実的な規模のビル空調設備に対してもパーソナルコンピュータ上で推論を行なえる手法として効率的定性推論方法を提案した。これは、(i) 実際に測定される測定値系列を先読みすることによって将来起こり得ない挙動へ向かう変化方向をもつ状態を予め消去する、(ii) 状態遷移によって分割した全状態を把握することなく存在確率の低い状態を消去する、といった状態生成の抑制方法である。これらの手法により推論の時間を大幅に短縮できる。

この方法の有効性を確かめるために、まずこの手法を故障診断に利用する場合のしきい値およびサンプリング数を診断対象とする定性モデルに基づいて求めた。この条件のもとで行った推論において、測定値先読みによる状態数は最終時刻で先読みを行わなかった場合の 12% に抑制できた。またメモリ不足により推論が不可能であった規模の定性モデルを用いても推論が可能になり、処理速度も以前に比べて 1/10 程度に改善された。

最後にこの方法を実際に稼働している 3 部屋の空調を行う設備に適用し、故障診断を行った。その結果、平均 11 分という短い時間で故障診断が行えることがわかった。

## 第 4 章

### 確率付定性モデルの特徴パラメータ表現

#### 4.1 緒言

確率付定性モデルを用いた確率的定性推論による故障診断において、最も重要な問題の一つは精度の高いモデルの作成である。確率付定性モデルでは、アークの伝播規則および関数に多くの確率パラメータをもっており、それらを客観的に決定することは困難である。図 4.1 で表される定性モデルのアーク伝播規則および関数が選択確率として持つ確率パラメータの数を表 4.1 に示す。表 4.1 において、アーク伝播規則がもつパラメータ数は伝播規則の種類の数であり、1 入力関数は出力である定性値変化方向の数 3 と入力定性値の数 5 をかけあわせた数になる。2 入力以上の関数については、1 入力関数の場合の入力定性値の数 5 について入力数に応じて累乗した数になる。表 4.1 からわかるように図 4.1 のような小さなモデルでも 535 の確率パラメータが存在する。そのため人間の経験的思考による作成では、作成者によってモデルが異なる可能性が高く、故障診断の結果に影響がでる場合も考えられる。

アークの伝播規則または関数に含まれる確率パラメータは、それぞれが独立して定まっているのではなく、一定の規則に基づいて定まっている。すなわち確率パラメータは互いに相関関係をもっている。そこで本章ではそのような関係を顕在化させ、少数のパラメータでアークの伝播規則・関数を表記する方法を提案する。この方法により、モデルの表記法が簡略化され、妥当なモデルを高速に作成することが可能になる。

本章ではまず、確率パラメータの規則性からそれらを少数の特徴パラメータによって表現する方法を提案する。次にその特徴パラメータ表現による効果とそのモデル表現能力について考察する。さらにこの表現が確率的定性推論に与える影響について評価する [67-69]。

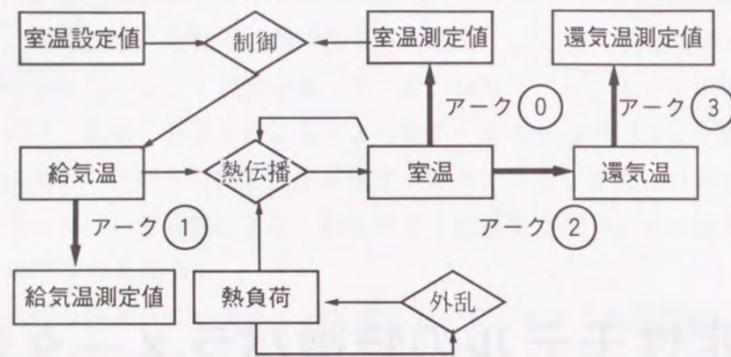


図 4.1: 確率的定性モデルの例

表 4.1: 確率付モデルが構成要素ごとに持つ確率パラメータ数

構成要素	確率パラメータ数	図 4.1 のモデル	
		個数	合計選択確率
アーク伝播規則	5	4	20
1 入力関数	$3 \times 5 = 15$	1	15
2 入力関数	$3 \times 5^2 = 125$	1	125
3 入力関数	$3 \times 5^3 = 375$	1	375
図 4.1 のモデルが持つ確率パラメータ数			535

## 4.2 確率付定性モデルの特徴パラメータ表現

### 4.2.1 アークのもつ伝播規則のパラメータ表示

確率付定性モデルにおいて、アークはノード間の定性値変化に関する伝播を表している。したがってアークの伝播規則には影響の伝播する方向、伝播するまでの時間遅れが選択確率を決定する要素として挙げられる。

そこでアークの伝播規則を次の二つの特徴パラメータで定義する。

- 伝播方向  $p_s$  ( $-1.0 \leq p_s \leq 1.0$ )

定性値がアークを通過する際、どの方向に変化していくのかを決定する。 $-1$  に近づくほど  $-$  の選択確率が、 $1$  に近づくほど  $+$  の確率が大きくなる。 $0$  に近

づくとき  $std$  の確率が大きくなる。

- 伝播遅延  $p_d$  ( $0.0 \leq p_d \leq 1.0$ )

アーク元のノードの定性値の変化がアーク先に伝わるまでの遅延時間を決定する。 $0$  に近づくほど  $1$  単位時間遅延の選択確率が、 $1$  に近づくほど  $2$  単位時間の確率が大きくなる。

これら 2 つのパラメータにより、伝播規則は表 4.2 の式によって決定される。パラメータに応じた伝播規則の選択確率を図 4.2 に示す。図 4.2 で示されるグラフについて  $p_s$  が縦軸を  $p_d$  が横軸を表しており、その座標を求めるとアーク伝播規則を一意に定めることができる。図 4.2 において、例えば点 a は  $p_s = 0.5$  であるから  $std$  の確率が  $0.5$ 、 $(+1)$  と  $(+2)$  の確率の合計値が  $0.5$  となる。さらに  $p_d = 0.5$  であるから  $(+1)$  と  $(+2)$  の確率はそれぞれ  $0.25$  となる。また点 b では  $p_s = -1.0$  であるから  $(-1)$  と  $(-2)$  の確率の合計値が  $1.0$  であり、 $p_d = 0.0$  であるから  $(-1)$  が  $1.0$  となる。

表 4.2: アーク伝播規則の選択確率

伝播規則	選択確率
+2	$\max(p_d, 0) \times p_l$
+1	$\max(p_d, 0) \times (1 - p_l)$
std	$1 -  p_d $
-1	$\max(-p_d, 0) \times (1 - p_l)$
-2	$\max(-p_d, 0) \times p_l$

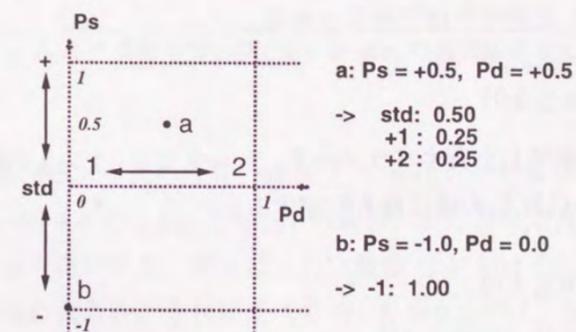


図 4.2: 構築される伝播規則の例

#### 4.2.2 1 入力関数のパラメータ表示

関数は入力定性値に応じたノード間の因果関係を表す。この因果関係は入力定性値ごとに独立ではなく常に一定のあいまいさを保ちながら、出力となる定性値変化方向ごとの選択確率が入力定性値の変化に伴って一定の割合で変化する。そこで関数の選択確率を決定する要素として、入力定性値の他に次の3項目を設定する。

##### 出力のあいまいさ

関数の出力にどれだけあいまいさが許されるのか。

##### 安定する基準値

最も出力が安定する、すなわち関数の出力のなかで Const. の選択確率が最も大きくなる入力定性値はどの値なのか。

##### 入力に対する出力の変化率

入力が上昇(または下降)方向に変化した時に、どの程度の割合で選択確率が変化するのか。

1 入力関数の選択確率は、これらの項目を表す特徴パラメータと入力定性値によって定まる。上記3項目に対応する特徴パラメータを以下に定義する。

- 鋭さ  $f_s$  ( $0.0 \leq f_s \leq 1.0$ )

「出力のあいまいさ」を表すパラメータ。0 に近づくほど出力のあいまいさが小さくなり、1 に近づくほど大きくなる。

- 中心  $f_c$  ( $-5.0 \leq f_c \leq 5.0$ )

「安定する基準値」を表すパラメータ。 $f_c = 2, 1, 0, -1, -2$  の時、入力定性値がそれぞれ A, B, C, D, E の時に最も安定する。

- 分散  $f_v$  ( $-1.0 \leq f_v \leq 1.0$ )

「入力に対する出力の変化率」を表すパラメータ。このパラメータが + の場合は入力が上昇すると出力は数値が大きいほど下降傾向が強く、- の場合は、数値が大きいほど上昇傾向が強い。

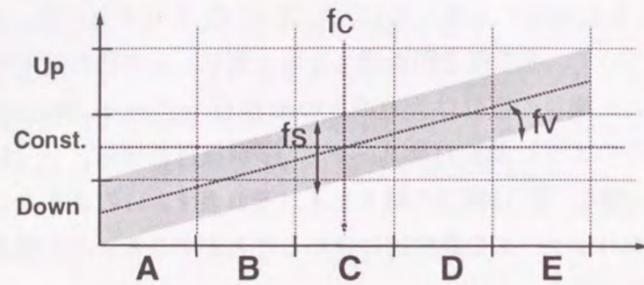
これらのパラメータによる選択確率の計算式を表 4.3 に示す。この表において  $x$  は、入力定性値 A, B, C, D, E に対応する値を示し、A, B, C, D, E はそれぞれ  $-2, -1, 0, 1, 2$  で表される。表 4.3 について、その概念図を図 4.3 の上側に、その時の適用例を図 4.3 下側に示す。概念図において網目の部分は入力ごとの出力 ( $Up, Const., Down$ ) の選択確率の割合を示している。このように関数パラメータは  $f_s$  が網目の幅を、 $f_c$  は網目が Const. に最も多い場合の入力値を、 $f_v$  は網目の傾きをそれぞれ表す。このように3つのパラメータによって関数の確率パラメータを直感的に定めることができる。この概念図上に例示された関数を図 4.3 右下に示す。

表 4.3: 1 入力関数の選択確率

入力条件	出力値と選択確率
$\frac{f_s}{ f_v } \leq f_c + x$	$Up^* = \min((f_c + x) f_v  - f_s, 0.5)$ $\quad + \min((f_c + x) f_v  + f_s, 0.5)$ $Down^* = 0$ $Const = 1.0 - (\text{Prob. of } Up)$ $\quad - (\text{Prob. of } Down)$
$-\frac{f_s}{ f_v } \leq f_c + x \leq \frac{f_s}{ f_v }$	$Up^* = \min((f_c + x) f_v  + f_s, 0.5)$ $Down^* = \min(-((f_c + x) f_v  - f_s), 0.5)$ $Const = 1.0 - (\text{Prob. of } Up)$ $\quad - (\text{Prob. of } Down)$
$f_c + x \leq -\frac{f_s}{ f_v }$	$Up^* = 0$ $Down^* = \min(-((f_c + x) f_v  - f_s), 0.5)$ $\quad + \min(-((f_c + x) f_v  + f_s), 0.5)$ $Const = 1.0 - (\text{Prob. of } Up)$ $\quad - (\text{Prob. of } Down)$

\* もし  $f_v < 0$  であるならば、 $Up, Down$  の選択確率は入れ替わる

1 入力関数の特徴パラメータのうち、鋭さ  $f_s$  を変化させた場合の関数の選択確率の変化を図 4.4 に示す。図 4.4 では (a)  $f_s = 0.1$  の場合、出力 ( $Up, Const, Down$ ) のうち網目で表される確率が最も高い出力、例えば入力定性値 C における出力 Const. の確率が他の2つと比べて極端に大きい。それに比べて (c)  $f_s = 0.3$  では、入力定性値 C の Const. の確率は他と比べて差があまりない。このように  $f_s$  が大きくなる、つまりあいまいさが多くなるにつれて、各出力の選択確率の差は小さくなり、出力ノードの定性値は様々な値に変化する。



$(f_s, f_c, f_v) = (0.0, 0.0, 0.0)$		$(f_s, f_c, f_v) = (0.1, 0.0, 0.2)$	
	A B C D E		A B C D E
Up		Up	0.1 0.4 0.8
Const.	1.0 1.0 1.0 1.0 1.0	Const.	0.2 0.6 0.8 0.6 0.2
Down		Down	0.8 0.4 0.1

図 4.3: 特徴パラメータに基づく 1 入力関数の選択確率の例

		最も確率が高い	
入力	Up Const Down	入力	Up Const Down
A	0 0 100	A	0 10 90
B	0 40 60	B	0 40 60
C	10 80 10	C	20 60 20
D	60 40 0	D	60 40 0
E	100 0 0	E	90 10 0

		最も確率が高い	
入力	Up Const Down	入力	Up Const Down
A	0 0 100	A	0 20 80
B	0 40 60	B	0 50 50
C	10 80 10	C	30 40 30
D	60 40 0	D	50 50 0
E	100 0 0	E	80 20 0

(a)  $f_s = 0.1$  あいまいさが小さい  
 (b)  $f_s = 0.2$  あいまいさがほどほど  
 (c)  $f_s = 0.3$  あいまいさが大きい

図 4.4: 鋭さ  $f_s$  による関数の変化 ( $f_c = 0.0, f_v = 0.3$ )

また、中心  $f_c$  が変化した場合の関数の変化を図 4.5 に示す。図 4.5 では (a)  $f_c = 1.0$  の場合、入力定性値が B の時に最も Const. の確率が高くなり、(c)  $f_c = -1.0$  の場合は入力定性値が D の時に最も高くなる。このように  $f_c$  の値によって関数の形が上下にシフトする。

		最も確率が高い	
入力	Up Const Down	入力	Up Const Down
A	0 40 60	A	0 0 100
B	10 80 10	B	0 40 60
C	60 40 0	C	10 80 10
D	100 0 0	D	60 40 0
E	100 0 0	E	100 0 0

		最も確率が高い	
入力	Up Const Down	入力	Up Const Down
A	0 0 100	A	0 0 100
B	0 40 60	B	0 0 100
C	10 80 10	C	0 40 60
D	60 40 0	D	10 80 10
E	100 0 0	E	60 40 0

(a)  $f_c = 1.0$  定性値 B で安定  
 (b)  $f_c = 0.0$  定性値 C で安定  
 (c)  $f_c = -1.0$  定性値 D で安定

図 4.5: 中心  $f_c$  による関数の変化 ( $f_s = 0.1, f_v = 0.3$ )

さらに分散  $f_v$  の符号が変化した場合の関数の変化を図 4.6 に示す。図 4.6 では (a)  $f_v = -0.3$  の場合、入力定性値が A に近づくほど出力  $U_p$  の確率が大きくなる。(b)  $f_v = -0.0$  では入力定性値によって出力の確率は変化せず、(c)  $f_v = 0.3$  では (a) とは逆に A に近づくほど出力 Down の確率が大きくなる。このように  $f_v$  の符号、すなわち出力上昇条件の違いによって、関数の形が大きく変化する。

		最も確率が高い	
入力	Up Const Down	入力	Up Const Down
A	100 0 0	A	10 80 10
B	60 40 0	B	10 80 10
C	10 80 10	C	10 80 10
D	0 40 60	D	10 80 10
E	0 0 100	E	10 80 10

		最も確率が高い	
入力	Up Const Down	入力	Up Const Down
A	0 0 100	A	0 0 100
B	0 40 60	B	0 40 60
C	10 80 10	C	10 80 10
D	60 40 0	D	60 40 0
E	100 0 0	E	100 0 0

(a)  $f_v = -0.3$  入力定性値が A に近づくほど  $U_p$  の確率が大きくなる  
 (b)  $f_v = 0.0$  入力定性値により確率が変化しない  
 (c)  $f_v = 0.3$  入力定性値が E に近づくほど  $U_p$  の確率が大きくなる

図 4.6: 分散  $f_v$  の符号による関数の変化 ( $f_s = 0.1, f_c = 0.0$ )

最後に分散  $f_v$  の大きさによる関数の変化を図 4.7 に示す。図 4.7 では、(a)  $f_v = 0.1$  の場合は入力定性値が変化しても出力 ( $U_p, Const., Down$ ) の確率は大きく変化しないが、(c)  $f_v = 0.3$  では入力定性値によって確率が大きく変動する。このように  $f_v$  の大きさ、すなわち出力となる確率の入力定性値に対する変化率が大きくなるにつれて入力定性値変化による出力確率の変動が大きくなる。

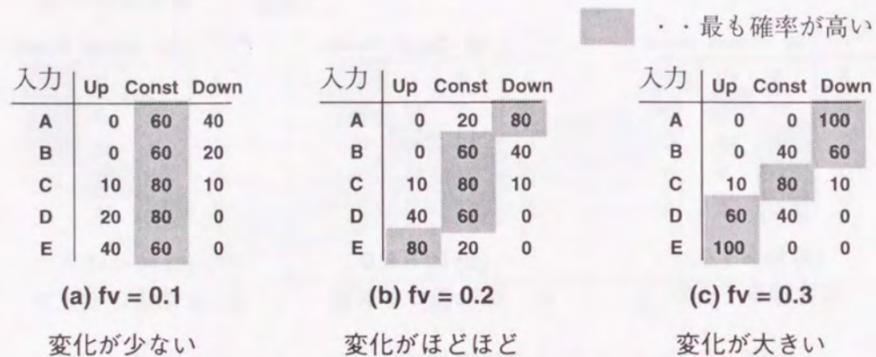


図 4.7: 分散  $f_v$  の大きさによる関数の変化 ( $f_s = 0.1, f_c = 0.0$ )

### 4.2.3 2 入力以上の関数に対する特徴パラメータ表示

2 入力以上の関数については、1 入力関数における入力の線形結合で表現できる。たとえば、通常の 2 入力関数を生成する場合、1 入力関数生成の定義において入力値  $x_1$  を  $x_1 + gap2 \times x_2$  に置き換えることで生成する。すなわち関数  $F(x_1)$  で示される 1 入力関数の出力値を  $F(x_1 + gap2 \times x_2)$  とすることで 2 入力関数が持つ選択確率にすることができる。

- $gap_i$  ( $-5.0 \leq gap_i \leq 5.0$ , 但し  $gap_i \neq 0$ )

入力  $i$  の値  $x_i$  が関数の選択確率にどのような影響を与えるかを表すパラメータ。  $gap_i = 1$  の場合、 $f_s, f_c, f_v$  の効果が  $x_i$  の値によってそのまま伝えられる。 $gap_i = -1$  では逆になる。

図 4.8 に 2 入力関数作成時のパラメータ  $gap2$  の適用例を示す。図 4.8 では基本となる関数  $(f_s, f_c, f_v) = (0.1, 0.0, 0.2)$  をもとに入力 1, 2 に応じた 1 入力関数が作られる。この 2 つの関数は 2 入力関数の一部を表しており、それぞれもう一方の入力が C である場合を表している。この 2 つの 1 入力関数を満足するように 2 入力関数を作成することが可能である。

一般に  $n$  入力関数に対する出力値は  $F(x_1 + gap2 \times x_2 + \dots + gap_n \times x_n)$  のように  $n - 1$  個のパラメータの追加により表現できる。

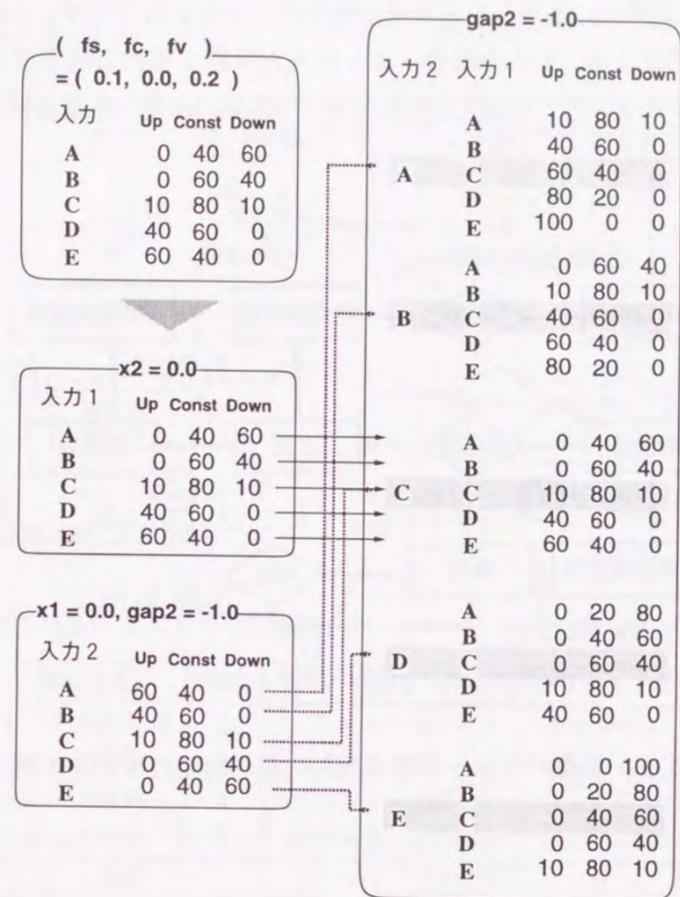


図 4.8: 2 入力関数の作成例

## 4.3 特徴パラメータによる確率付定性モデルの記述

### 4.3.1 パラメータ数の比較

図 4.1 で示す定性モデルについて、そのモデルが持つアークの伝播規則および関数の特徴パラメータを図 4.9 に示す。このように、確率付定性モデルは少数の特徴パラメータで表現できる。

この定性モデルで選択確率としてもつ確率パラメータの数と特徴パラメータの数の比較した結果を表 4.4 に示す。この表からわかるように、定性モデルを特徴パラメータ表現すると、特に関数についてパラメータ数を抑制できる。

また別の例として、給気温と風量によって室温を調整する VAV (Variable Air Volume) システムの一部を定性的に表現した確率付定性モデルを図 4.10 に示す。このモデルはアーク 3 個、1 入力関数 1 個、2 入力関数 1 個、3 入力関数 2 個から成り立っており、選択確率で表される確率パラメータの数と特徴パラメータ数の比較した結果は表 4.5 のようになる。

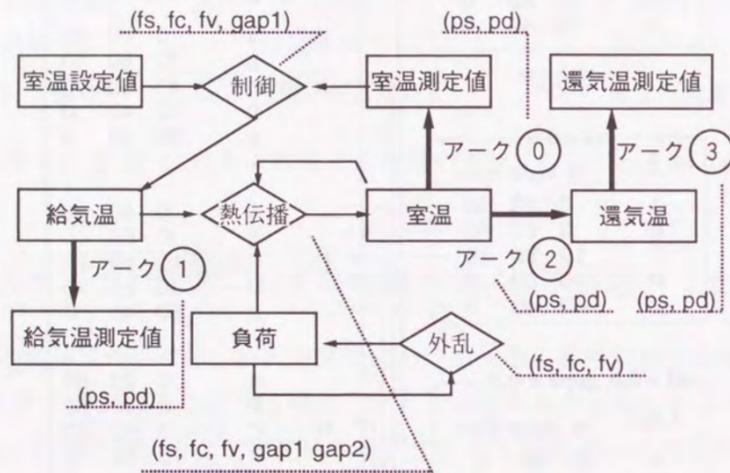


図 4.9: 特徴パラメータで表現した確率付定性モデルの例

表 4.4: 定性モデルがもつ確率パラメータと特徴パラメータの数

構成要素	個数	確率パラメータ数	特徴パラメータ数
アーク伝播規則	4	$5 \times 4 = 20$	$2 \times 4 = 8$
1 入力関数	1	$15 \times 1 = 15$	$3 \times 1 = 3$
2 入力関数	1	$125 \times 1 = 125$	$4 \times 1 = 4$
3 入力関数	1	$375 \times 1 = 375$	$5 \times 1 = 5$
合計		535	20

表 4.4, 4.5 での比較を見るとわかるように、定性モデルの選択確率数が増加しても特徴パラメータはそれほど増加しない。一般にモデルの持つ変数の数は 5% 以下に抑えることが可能である。このように確率付定性モデルの特徴パラメータ表現は有効であることがわかる。

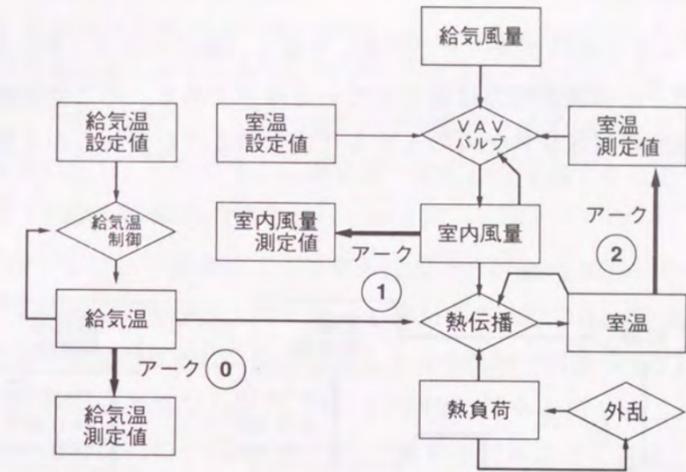


図 4.10: VAV システムの確率付定性モデル

表 4.5: VAV システムでの確率パラメータと特徴パラメータの数

構成要素	個数	確率パラメータ数	特徴パラメータ数
アーク伝播規則	3	$5 \times 3 = 15$	$2 \times 3 = 6$
1 入力関数	1	$15 \times 1 = 15$	$3 \times 1 = 3$
2 入力関数	1	$125 \times 1 = 125$	$4 \times 1 = 4$
4 入力関数	2	$1875 \times 2 = 3750$	$6 \times 2 = 12$
合計		3905	25

アーク数を  $x$ 、 $i$  入力関数の数を  $y_i$  とすると、確率パラメータ数  $N_p$  および特徴パラメータ数  $N_c$  は次式で表せる。

$$N_p = 5x + 3 \sum_{i=1}^n 5^i y_i \quad (4.1)$$

$$N_c = 2x + 3 \sum_{i=1}^n (i+2) y_i \quad (4.2)$$

式 (4.1) では入力数に応じて各関数のパラメータ数が指数オーダーで増加するため、特に多入力関数が多い場合に  $N_p$  は非常に大きな値になる。一方、式 (4.2) では各関数のパラメータ数は入力に比例するだけなので  $N_c$  はそれほど大きな値にならない。このことから確率付定性モデルの特徴パラメータ表現は有効であるといえる。

### 4.3.2 モデル表現能力の比較

確率付定性モデルを特徴パラメータで表現した場合、確率パラメータに比べて表現の自由度が小さいため、その表現能力は低下しているはずである。そこで特徴パラメータ表現による影響が実際の対象システムのモデル化にどのような表れるかを調査する必要がある。

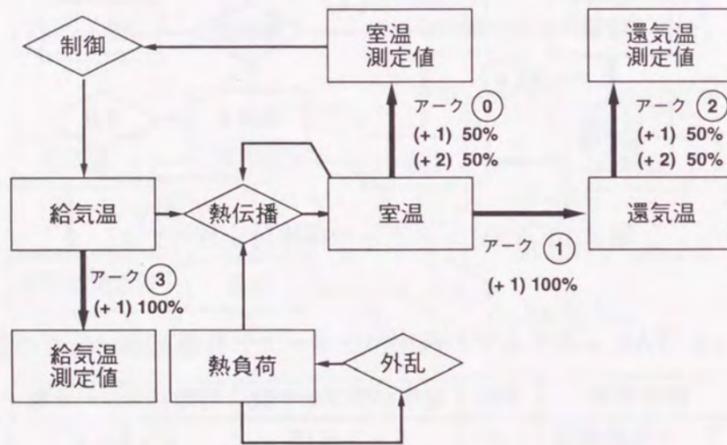


図 4.11: 定性モデル 3

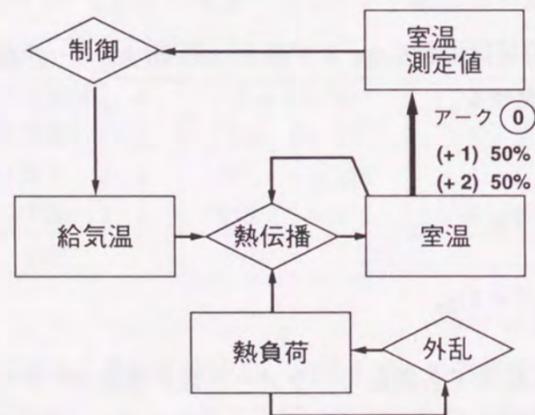


図 4.12: 定性モデル 4

従来の人間の定性的思考をもとに確率パラメータを設定する方法と提案する特徴パラメータを設定する方法とで測定値一致度が最も高くなるように同一のモデルを作成した結果、それぞれの測定値一致度は表 4.6 のようになった。表 4.6 は図 4.11 および図 4.12 のモデルについて、その対象システムの定性的な挙動からその確率パラメータもしくは特徴パラメータを仮設定し、それをもとに測定値一致度が最も高くなるようにパラメータを試行錯誤によって調整した場合の値を示している。

表 4.6 では特徴パラメータ表現によるモデル作成では従来の方法と比べてその最も高い測定値一致度がわずかながら減少している。しかしその差は 0.04 ~ 0.05 であり、故障モデルごとの測定値一致度の比較により行われる不具合検知では通常 0.2 以上の差がでるため、この程度の差は問題とはならない。さらに定性モデル 4 について、表 4.6 の測定値一致度が得られた時の関数の一部をそれぞれの調整モデルごとに表 4.7、4.8 に示す。表 4.7 と表 4.8 とを比較すると特徴パラメータ表現によっても確率パラメータ表現と類似した選択確率が得られていることが分かる。

なお表 4.6 の測定値一致度が得られた時の定性モデル 3、定性モデル 4 を表す特徴パラメータの値をそれぞれ表 4.9 に示す。

表 4.6: モデル表現に応じた測定値一致度

モデル	確率パラメータ 調整モデル	特徴パラメータ 調整モデル
モデル 3	0.923	0.888
モデル 4	0.590	0.548

表 4.7: 確率パラメータ調整関数「熱伝播」の一部 (単位 %)

	D				
	A	B	C	D	E
給気温					
熱負荷	C				
室温	A	B	C	D	E
Up	10	50	90	100	100
Const.	90	50	10	0	0
Down	0	0	0	0	0

表 4.8: 特徴パラメータ調整関数「熱伝播」の一部 (単位 %)

給気温	D				
熱負荷	C				
室温	A	B	C	D	E
$Up$	8	52	93	100	100
$Const.$	91	48	7	0	0
$Down$	1	0	0	0	0

表 4.9: 最も高い測定値一致度が得られた定性モデルでの特徴パラメータ値

アーク 関数	特徴 パラメータ名	モデル 3 パラメータ値	モデル 4 パラメータ値
アーク ①	$p_s$	1.00	1.00
	$p_d$	0.00	0.00
アーク ①	$p_s$	1.00	-
	$p_d$	0.30	-
アーク ②	$p_s$	1.00	-
	$p_d$	0.00	-
アーク ③	$p_s$	1.00	-
	$p_d$	0.00	-
外乱	$f_s$	0.00	0.00
	$f_c$	-1.00	-1.00
	$f_v$	0.50	0.10
制御	$f_s$	0.00	0.07
	$f_c$	0.00	-1.07
	$f_v$	0.50	-0.35
熱伝播	$f_s$	0.01	0.05
	$f_c$	0.24	-1.66
	$f_v$	-0.10	-0.24
	$gap2$	-1.25	-0.36
	$gap3$	-2.48	-0.93

## 4.4 特徴パラメータの感度解析

対象システムを定性値化した確率的定性モデルにおいて、ある観測値系列を定性値化した測定値系列をもとに確率的定性推論を行うと、推論結果とモデルの一致度を表す測定値一致度が得られる。本節では特徴パラメータの変化によって測定値一致度がどのように変化するのかを考察する。

### 4.4.1 アーク伝播規則に関する特徴パラメータの感度解析

図 4.1 のアーク ① について、その伝播規則を表す特徴パラメータ  $p_s$  ごとに  $p_d$  を変化させた場合の測定値一致度の変化を図 4.13 に示す。図 4.13 では測定値一致度は滑らかに変化している。図 4.13 では特徴パラメータ  $p_s$  は 1.0、つまり伝播規則が+だけの場合が最も高い。これは  $std$  が存在しない場合であり、定性値変化が全て伝播している場合に最も高くなるのがわかる。ただし  $p_s$  を固定すると測定値一致度にそれほどの差は見られず、たかだか 0.01 ~ 0.15 程度である。

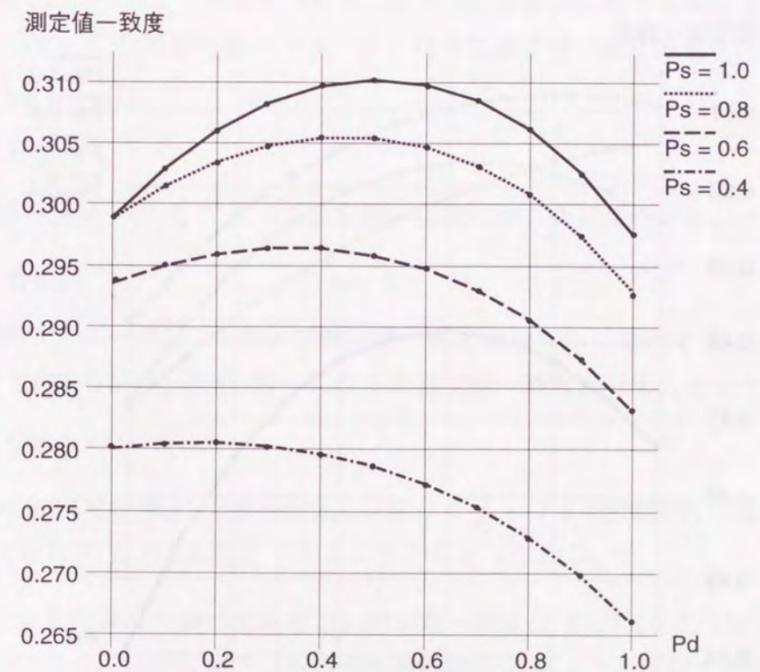


図 4.13: 伝播規則の特徴パラメータの変化による測定値一致度の変化

ここで測定値ノードによる伝播規則の影響を調べるために、図 4.1 に示される定性モデルに関して、室温測定値以外の測定値ノードを省略した場合の定性モデルを用いて、伝播規則のパラメータ変化による測定値一致度の変化を調べる。その定性モデルを図 4.14 に示す。アーク①について、その伝播規則のパラメータ感度解析を行った。その結果を図 4.15 に示す。

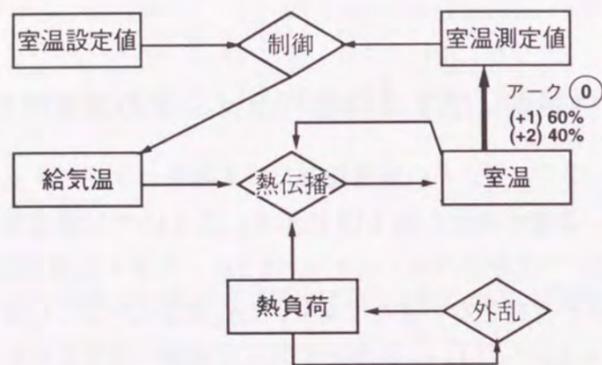


図 4.14: 測定値ノードを簡略化した確率的定性モデルの例

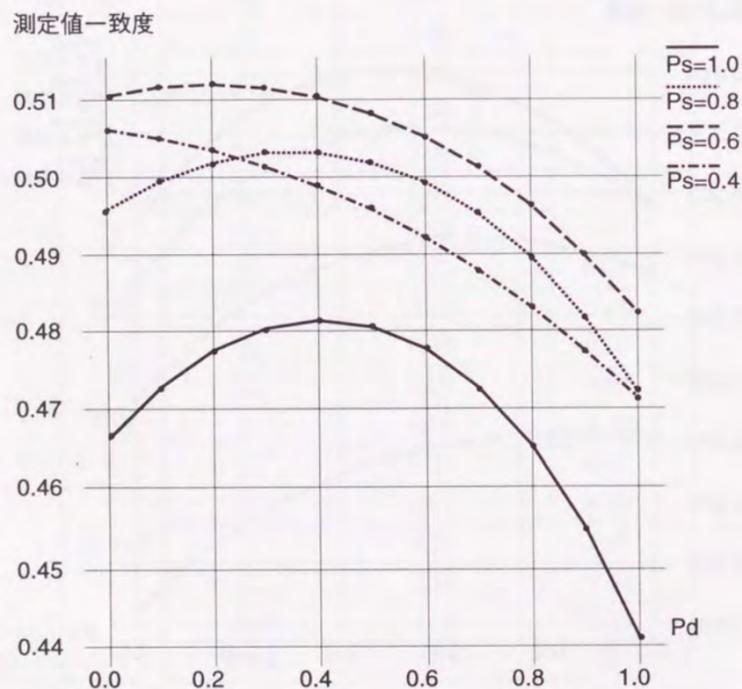


図 4.15: 伝播規則の特徴パラメータの変化による測定値一致度の変化

図 4.15 では、図 4.13 とは異なり  $p_s = 0.4, 0.6, 0.8$  のほうが高い測定値一致度が得られている。これは図 4.14 が示す定性モデルでは図 4.1 の定性モデルと比べて測定値ノードの数が少ないために挙動の制約が少なくなり、測定値系列が変化している場合に限り (*std*) 以外の伝播規則が適用されれば (*std*) が示す変化が起こらない挙動でも定性モデルの曖昧性や外乱によって推定挙動として認められるためである。なお、伝播規則を (*std*) 100% とすると測定値一致度は 0 となった。

しかしながらアークが正常なセンサを表す場合、入力の変化が確実に出力に伝わるはずである。そこで空調システムの定性モデルでは、正常モデルの場合には伝播方向として+もしくは-のみを考慮する。

#### 4.4.2 1 入力関数の特徴パラメータの感度解析

1 入力関数は入力定性値の他に、鋭さ  $f_s$ 、中心  $f_c$ 、分散  $f_v$  の 3 つの特徴パラメータによって定まる。そこである測定値系列に対し、この 3 つの特徴パラメータの変化によって測定値一致度がどのように変化するかを調査する。

図 4.11 の定性モデルについて、1 入力関数 '制御' を表す特徴パラメータのうち、 $f_c$  を  $-1.0, 0.0, 1.0, 2.0$  に固定した場合について、ある測定値系列に対する測定値一致度の変化を図 4.16 に示す。この図から各パラメータに対する測定値一致度の変化について以下のことが分かる。

- $f_s$  による変化

特徴パラメータ  $f_s$  によって測定値一致度は滑らかに変化する。

- $f_v$  による変化

特徴パラメータ  $f_v$  によって測定値一致度は滑らかに変化する。ただし、 $f_c = -0.1, 0.0$  の時は、符号が  $-$  になると測定値一致度がほとんど全て 0 になる。

- $f_c$  による変化

$f_c = 0.0$  (定性値 C で最も安定) の場合と  $f_c = 1.0$  (定性値 B で最も安定) の場合では特に  $f_s = 0.0$  付近で大きく形が異なっている。

$f_c$  についてさらに詳しく調べてみると、測定値一致度は  $f_c$  の 0.0 と 1.0 で断続的に変化しているのではなく、滑らかではあるが急激な変化が  $f_c = 1.0$  付近で起きている。

ただし特徴パラメータによる一致度の変化を詳しく調べると、図 4.16 の例では測定値一致度が 0.50 となる特徴パラメータ  $(f_s, f_c, f_v) = (0.01, 0.00, 0.49)$  と、測定値一致度が

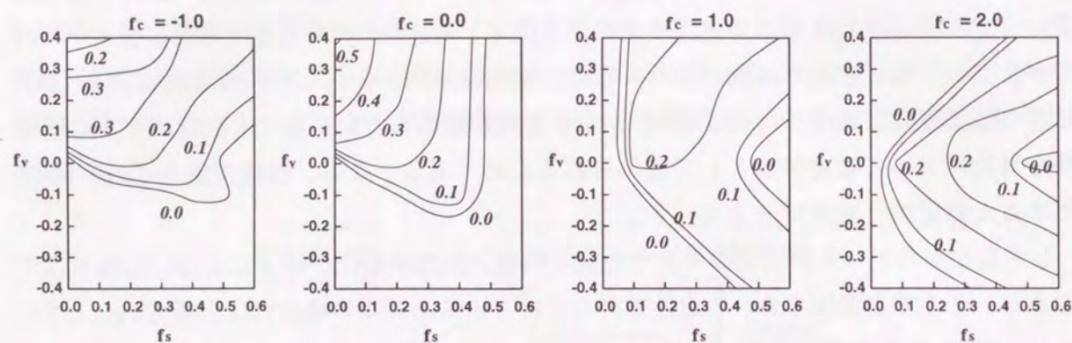


図 4.16: 関数「制御」の測定値一致度の変化 ( $f_c$ を固定)

0.22 となる特徴パラメータ  $(f_s, f_c, f_v) = (0.16, 2.10, 0.06)$  の 2 つの極大点があることがわかった。

これらの測定値一致度の変化から、図 4.16 の例における関数の性質について次のことが導ける。

- $f_c$  による関数の定性的な性質の違い

$f_c$  の定性的な違い、つまり出力が最も安定する入力定性値がどの値になるかによって、関数の性質が大きく異なる。図 4.16 では、 $f_c = -1.0, 0.0$  の時は  $f_v$  が + の性質を持つ関数になり、その最適なパラメータは測定値一致度が大局的的最大値をとる場合である。一方、 $f_c = 1.0, 2.0$  では  $f_v$  が + と - の両方の性質を持つ関数となり、その最適なパラメータは測定値一致度が極大値になる。

- $f_v$  の符号による関数の定性的な性質の違い

$f_v$  の符号の +, -, すなわち“出力が上昇する条件”が入力定性値が上昇する場合と入力定性値が低下する場合とでは関数の性質が定性的に異なる場合がある。図 4.16 では、 $f_c = -1.0, 0.0$  の場合は  $f_v$  の符号が + でないと、観測値系列の表す挙動を満たさない。

以上より  $f_c$  の値と  $f_v$  の符号、つまり“出力が安定する入力定性値”と“出力が上昇する条件”によって、関数の定性的な性質が変化することがわかる。

## 4.5 結言

確率付定性モデルの持つ確率パラメータは一定の規則に基づいて定まってお互いに相関関係をもっている。そこで本章ではそのような関係を顕在化させ、少数のパラメータでアークの伝播規則・関数を表記する方法を提案した。この方法ではアーク伝播規則は従来 5 つの確率パラメータを“伝播方向”, “伝播遅延”の 2 つの特徴パラメータで、1 入力関数は 15 個の確率パラメータを“鋭さ”, “中心”, “分散”の 3 つの特徴パラメータで表現する。2 入力以上の関数では入力  $i$  に対しパラメータ  $gap_i$  を追加する。この方法により定性モデルの持つパラメータ数を 5% 以下にすることが可能になった。また従来の確率パラメータ表現方法との比較を行った結果、測定値一致度がほとんど同じであることが分かった。

次に特徴パラメータの変化により測定値一致度がどの程度変化するかを調べるため、感度解析をおこなった。その結果、特徴パラメータの変化によって測定値一致度が滑らかに変化することが確認できた。この感度解析では、関数について“最も安定する入力定性値”と“関数の出力上昇条件”によって、その定性的な性質が異なることもわかった。

本章の結果から、定性モデルを自動的に作成するにあたり、特徴パラメータで表現された確率的定性モデルを特徴パラメータの最急勾配法によって、実測値に応じた最適なパラメータ調整が可能であることが確認できた。

## 第5章

# 確率付定性モデル自動生成方法

### 5.1 緒言

定性モデルに基づく故障診断では、その検知率向上のために最も重要な要素の一つに定性モデルの適正さが挙げられる。しかしながら、人間の経験的思考による作成ではモデル内のアークの伝播規則および関数が多い確率パラメータを含んでいるためにモデル作成に非常に時間がかかり、作成したモデルも客観性をもたずモデル構築者ごとに異なるモデルが作成されるという問題が生じていた。また、診断の対象となる空調システムごとにモデルを作成しなくてはならないため、モデルを自動的に生成する方法が必要とされる。

定性モデル生成の際に容易に利用できる情報としては、計測装置や計測制御装置が記載された対象システムの計装図と対象システムで実際に観測されたデータである観測値データがある。対象システム計装図からはシステムの構成とその挙動の概要が、観測値データからは実際の挙動を知ることができる。そこでこれらの情報を組み合わせ、計装図から対象システムのおおまかな動作を表す仮モデルを構築し、観測データによって調整する方法により精度の高いモデルの構築が可能である。

第4章では、定性モデルがもつ多くの確率パラメータを少数の特徴パラメータで表現する方法を提案した。本章ではこの特徴パラメータ表現を活用し、対象システム計装図と観測値系列という容易に利用できる情報をもとに特徴パラメータで表現されたモデルを自動的に生成する方法を提案する [70-74]。この方法の有効性を確認するため、本章で提案する方法と人間の経験的思考に基づいて作成する方法との比較を行う。さらに作成した正常状態の定性モデルから故障モデルを作成し、実際の観測値を用いて故障診断を試みる [68, 75]。

## 5.2 定性モデル自動生成の枠組

定性モデル作成の際、容易に利用できる情報として、次の2つが挙げられる。

### ● 対象システム計装図

制御を行うための計測装置または計測制御装置などが装備が記載された図面。この図より制御内容はもとよりセンサ配置位置なども特定できる(図5.1参照)。

### ● 観測値系列

対象システムでセンサにより実際に観測された一連のデータ。空調システムで観測される値として、室温、給気温、換気温、風量などがある。

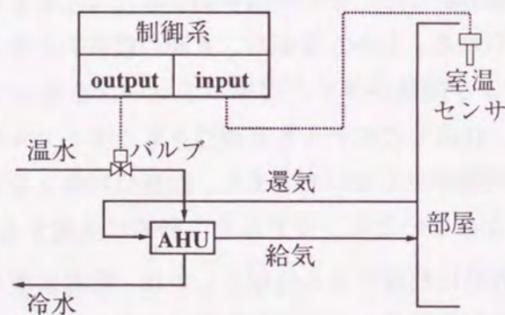


図 5.1: 対象システムの計装図の例

以上の情報より、確率付定性モデルを作成するアプローチを図5.2に示す。

図5.2では、まず対象システムの中でその挙動に深く関わっている構成要素のうち、状態要素をノードとして表現するとともに、ノード間の関係をアークおよび関数で表現するモデル枠組の作成を行う。次に、アークの伝播規則および関数の特徴パラメータを計装図から得られる定性的な情報をもとに適当な値に設定する。最後にそのシステムの観測値系列によって最急勾配法により測定値一致度が最大になるように特徴パラメータ自動調整を行い、アークの伝播規則・関数の選択確率の調整を行う。

図5.2の特徴パラメータの初期設定とその自動調整についてはそれぞれ第5.3, 5.4節で詳しく述べる。

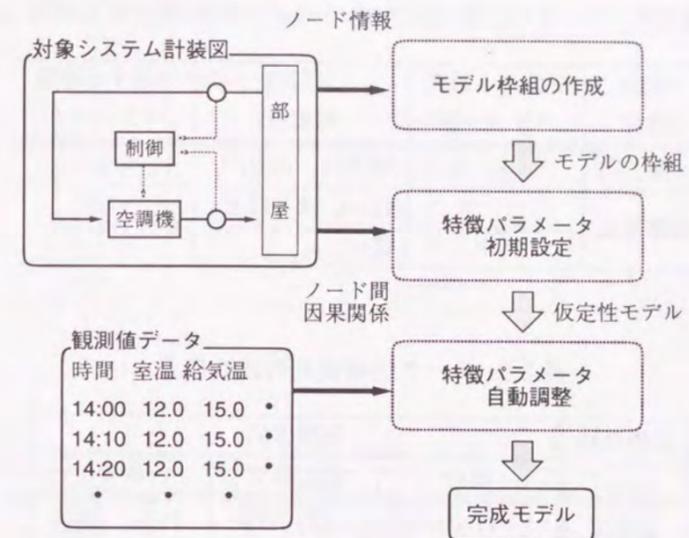


図 5.2: モデル自動生成の枠組み

## 5.3 特徴パラメータの初期設定

### 5.3.1 アーク伝播規則の設定

アークの伝播規則の特徴パラメータとしては伝播方向  $p_s$  と伝播遅延  $p_d$  がある。正常状態の伝播規則を設定する場合、伝播方向に関しては第4.4.1項で述べたように+または-のみを考慮すればよい。また伝播遅延については、1単位時間遅れのみ ( $p_d = 0.0$ ) もしくは2単位時間遅れのみ ( $p_d = 1.0$ ) だけでは両方の場合が存在する時に対応できない。したがって両方の条件を満たす  $p_d = 0.5$  の場合、つまり1単位時間遅れと2単位時間遅れが同じ確率で起こる場合を考える必要がある。

これらの事実を総合的に判断すると、特徴パラメータ設定時にユーザが指定する必要がある項目は表5.1のようになる。表5.1において順方向とは入力上昇した時に出力も上昇する関係、逆方向というのは反対に下降する関係を表している。これらの入力によりアークの伝播規則の基本パターンが表5.2のように作成される。表5.2において、括弧内の値は伝播規則を表し、それに付加する確率はその伝播規則が選択される確率を示す。このように定性的な情報から伝播規則が一意に定まる。

ビル空調システムにおいて、アークが各種センサを正常状態について表す場合、センサの性能から伝播規則の伝播方向は「順方向」と定めることができる。

表 5.1: アークの伝播規則作成でのユーザが指定する内容

設定項目	関係する特徴パラメータ	入力の選択肢	対応する特徴パラメータ
伝播方向	$p_s$	順方向、逆方向	+, -
伝播遅延	$p_d$	短い、ほどほど、長い	0.0, 0.5, 1.0

表 5.2: アーク伝播規則作成の概念

伝播遅延	伝播方向		
	短い	ほどほど	長い
順方向	(+1) 100%	(+1) 50%	(+1) 0%
	(+2) 0%	(+2) 50%	(+2) 100%
逆方向	(-1) 100%	(-1) 50%	(-1) 0%
	(-2) 0%	(-2) 50%	(-2) 100%

### 5.3.2 1 入力関数の設定

第 4.4.2 項より、関数を自動的に調整するために必要な定性的な情報は  $f_v$  の符号、および  $f_c$  のおおまかな値であることがわかる。このことから導かれるモデル作成の際に指定する項目とそれに関係する特徴パラメータを表 5.3 に示す。表 5.3 によって  $f_v$  の符号、および  $f_c$  の値を対象システムの計装図から得られる定性的な情報をもとに定性的に定めることができる。表 5.3 から得られる特徴パラメータと、 $f_s$  と  $f_v$  の大きさについて適当な初期値を与えることで関数に対応する対象システム機能要素の挙動を大まかに表す関数を簡単に作成できる。 $f_s$  と  $f_v$  の大きさについては第 5.4 節で説明する特徴パラメータ自動調整によってどの値からでも一意に調整されるので、測定値一致度が高くなりそうな値を適当に与えればよい。

この表から作成される 1 入力関数の基本パターンを図 5.3 に示す。この 6 つの基本パターンのうち、どれか一つが関数に対応する機能要素の動作をおおまかに表し、その基本パターンの特徴パラメータは測定値一致度が大局的的最大値に到達するように調整することが可能である。他の 5 パターンでも特定の測定値系列に対しては調整が可能であるが、その場合は極大値にしか到達できないことがある。また測定値一致度が 0 になり調整が不可能になる場合もある。

表 5.3: 1 入力関数の特徴パラメータ設定に必要な定性的情報

設定項目	関係する特徴パラメータ	入力の選択肢	対応する特徴パラメータ値
出力安定条件	$f_c$	定性値 A, C, E	2, 0, -2
出力上昇条件	$f_v$ の方向	入力が上昇 入力が低下	+, -

入力	Up	Const	Down	入力	Up	Const	Down	入力	Up	Const	Down
A	20	60	20	A	70	30	0	A	100	0	0
B	0	60	40	B	40	60	0	B	90	10	0
C	0	30	70	C	20	60	20	C	70	30	0
D	0	10	90	D	0	60	40	D	40	60	0
E	0	0	100	E	0	30	70	E	20	60	20

(a) [定性値 A]  
[入力が上昇]

(b) [定性値 C]  
[入力が上昇]

(c) [定性値 E]  
[入力が上昇]

入力	Up	Const	Down	入力	Up	Const	Down	入力	Up	Const	Down
A	20	60	20	A	0	30	70	A	0	0	100
B	40	60	0	B	0	60	40	B	0	10	90
C	70	30	0	C	20	60	20	C	0	30	70
D	90	10	0	D	40	60	0	D	0	60	40
E	100	0	0	E	70	30	0	E	20	60	20

(d) [定性値 A]  
[入力が低下]

(e) [定性値 C]  
[入力が低下]

(f) [定性値 E]  
[入力が低下]

図 5.3: 1 入力関数の基本パターン

### 5.3.3 2 入力以上の関数の設定

2 入力以上の関数を作成する場合、その入力の線形結合関係を直接設定する方法は、複数の入力のうち、ある 1 つの入力だけが変化した場合に選択確率がどのように変化するかを調べることになるので非常に困難である。そこでそれぞれの入力に対して 1 入力関数を決定し、それをパラメータ変換により結合する方法を提案する。

$n$  入力関数について、入力  $i$  に対する 1 入力関数の特徴パラメータが  $(f_{si}, f_{ci}, f_{vi})$  で表

せるとする。ただし関数が示す出力のあいまいさは同一関数上では一定であることから  $f_{s1} = f_{s2} = \dots = f_{si} = \dots = f_{sn}$  である。この時、第 4.2.3 項で示した 2 入力以上の関数を決定する特徴パラメータを  $(f_s, f_c, f_v, gap_2, \dots, gap_n)$  とすると、これらの特徴パラメータは次式で求められる。

$$f_s = f_{s1} = f_{s2} = \dots = f_{si} = \dots = f_{sn}$$

$$f_v = f_{v1}$$

$$gap_2 = \frac{f_{v2}}{f_{v1}}$$

⋮

$$gap_i = \frac{f_{vi}}{f_{v1}}$$

⋮

$$gap_n = \frac{f_{vn}}{f_{v1}}$$

$$f_c = f_{c1} + (f_{c2} \times gap_2) + \dots + (f_{ci} \times gap_i) + \dots + (f_{cn} \times gap_n)$$

このパラメータ変換の例を図 5.4 に示す。図 5.4 では (a) 入力「室温設定値」に対する 1 入力関数の特徴パラメータが  $(f_{s1}, f_{c1}, f_{v1}) = (0.1, 0.0, -0.2)$ 、(b) 入力「室温測定値」の特徴パラメータが  $(f_{s2}, f_{c2}, f_{v2}) = (0.1, 0.0, 0.2)$  で表されたとする。この時、パラメータ変換により (c) 2 入力関数を表す特徴パラメータは、(a) を入力 2 (b) を入力 1 の 1 入力関数とすると  $(f_s, f_c, f_v) = (0.1, 0.0, 0.2, -1.0)$  となり、これに基づいて 2 入力関数が作成される。図 5.4 (c) の点線で囲んだ部分はそれぞれ「室温設定値」に関する関数 (a) と「室温測定値」に関する関数 (b) の選択確率を示しており、(c) の関数は (a) (b) の選択確率を含んでいることがわかる。

このように 2 入力以上の関数はそれぞれの入力に対する 1 入力関数から作成できる。したがって例えば図 5.5 に示す定性モデルについて、その 2 入力関数「制御」を作成するために必要とされる定性的な情報は、表 5.4 で表される。このようにそれぞれの入力に対して関数の出力との関係を表 5.3 の 2 項目の定性的な情報を与える方法により、それぞれの入力に対する 1 入力関数が作成され、その結果求める関数の特徴パラメータが初期設定される。

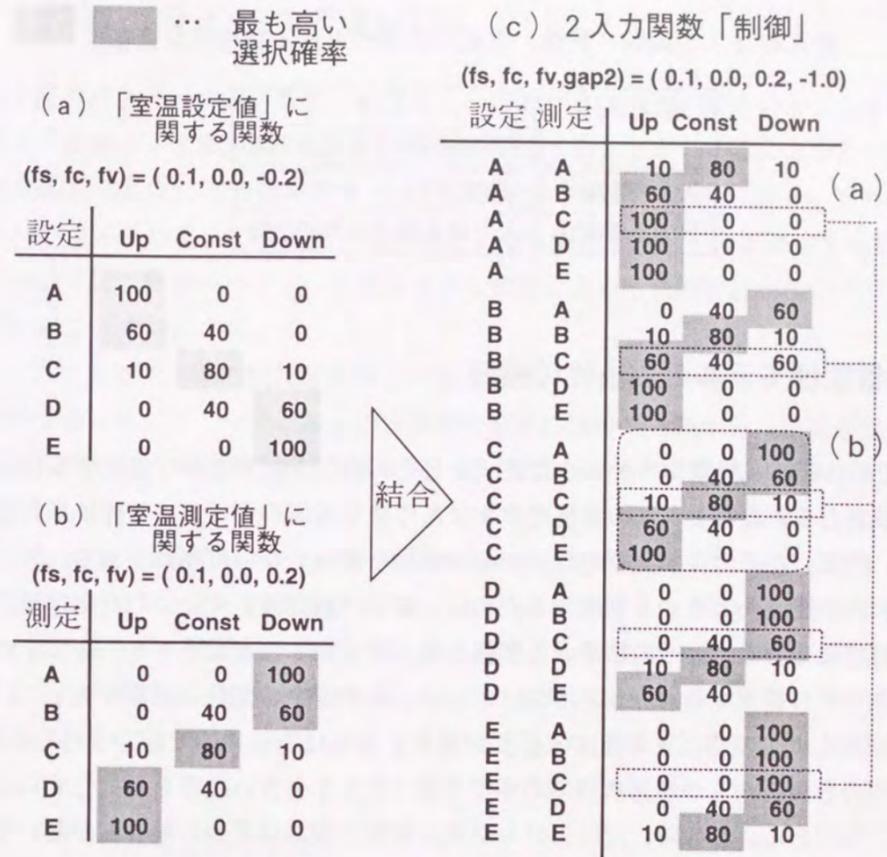


図 5.4: 2 入力関数の作成

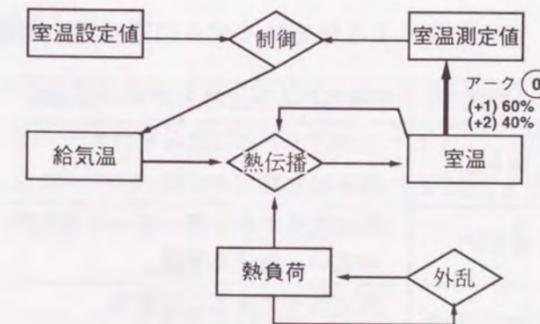


図 5.5: 定性モデルの例

表 5.4: 2 入力関数「制御」生成に必要とされる定性的な情報

設定項目	入力	
	室温設定値	室温測定値
出力安定条件	定性値 C	定性値 C
出力上昇条件	入力が上昇	入力が下降

### 5.3.4 仮定性モデルの妥当性の検証

これまでの作業で、対象システムの計装図からその動作をおおまかに表現する仮定性モデルが作成される。ただし、この定性モデルはあくまでもユーザによって作成されたモデルであり、作成したモデルが実際のシステムの挙動を満足しない可能性がある。そこで作成したモデルが妥当かどうかを判断するために、実際の観測値をもとにした測定値系列を用いて定性推論を行なう。その結果として得られた測定値一致度に応じて、表 5.5 のような情報をユーザに提供する。表 5.5 において  $z$  は、モデル中の関数の総数を表し、 $0.5^z$  以下では仮定性モデルの修正を考慮する必要がある。これは定性推論で推定される挙動が、定性モデルの各関数をもつ各選択確率の中で平均 0.5 より小さい確率を選択している可能性があるためである。この時、定性モデルが表す挙動と観測値系列の整合度が高いとはいえないので、対象システム計装図から得られる定性的な情報を再検討し、仮定性モデルを修正する必要がある。

表 5.5: 定性推論による仮定性モデルの妥当性の検証

測定値一致度 $R_a$	推測される仮定性モデルの妥当性
$R_a = 0.0$	仮定性モデルは誤っている。 抜本的な修正が必要。
$R_a < 0.5^z$	仮定性モデルは誤っている可能性が高い。修正を考慮。
$R_a \geq 0.5^z$	仮定性モデルとして妥当。 パラメータ自動調整へ。

## 5.4 特徴パラメータ自動調整

第 4.4 節のパラメータ感度解析の結果より、特徴パラメータの変化によってモデルと推論結果の一致度を示す測定値一致度が滑らかに変化することがわかる。このことから本節では最急勾配法によって特徴パラメータの最適化を試みる。ただし第 4.4 節の結果から関数のパラメータの場合に測定値一致度の変化は多峰性を有している場合も確認された。これについては、最初のパラメータの大まかな設定によって大局的最大値の近くに初期値を設定することで対応する。

対象システムでの実際の観測値系列より仮定性モデルが持つ特徴パラメータを最適なものに調整するにあたり、一回の測定値一致度の算出に数分から数十分の時間がかかることを考慮して次のような手順を採用する。① 定性的情報から初期特徴パラメータを設定する。② 設定パラメータとその周囲のパラメータの測定値一致度を計算する。③ 設定パラメータの測定値一致度よりも周囲の一致度がある程度高い場合には、次式で示すパラメータ幅ごとに各パラメータを変化させる。ただし  $Pw_i$  はパラメータ  $P_i$  における変化幅を表し、 $R_a$  は基準点での測定値一致度、 $R_{a+i}$  は基準点から  $P_i$  を  $width$  分だけ + 方向に変化させた場合の測定値一致度、 $R_{a-i}$  は - 方向に変化させた場合の測定値一致度を表す。また  $sign$  は  $R_{a+i} - R_a \geq R_{a-i} - R_a$  であれば +1、 $R_{a+i} - R_a < R_{a-i} - R_a$  ならば -1 を表す。

$$Pw_i = \frac{Ra_i}{r} \times width \times sign$$

ただし、

$$Ra_i = \max(R_{a+i} - R_a, R_{a-i} - R_a, 0)$$

$$r = \sqrt{\sum_{i=1}^n (Ra_i)^2}$$

④ 各パラメータごとに決定した幅ごとにパラメータを変化させ、その方向で最も高い測定値一致度を算出するパラメータを次の設定パラメータとし、②を行う。

③において、もし設定パラメータでの測定値一致度が周囲と比較してあるそれほど差がない場合には、その設定パラメータが求める最適なパラメータとなる。この手順の例を図 5.6 に示す。

なお実測値をもとにパラメータ調整を行うにあたり、ある日の測定値系列で調整されたパラメータが他の日の測定値系列の挙動を満たしているとは限らない。そこで、何日間かの測定値系列に対してそれぞれパラメータ調整を行い、その平均値を求めることで、生成されたモデルの正当性を保証する。

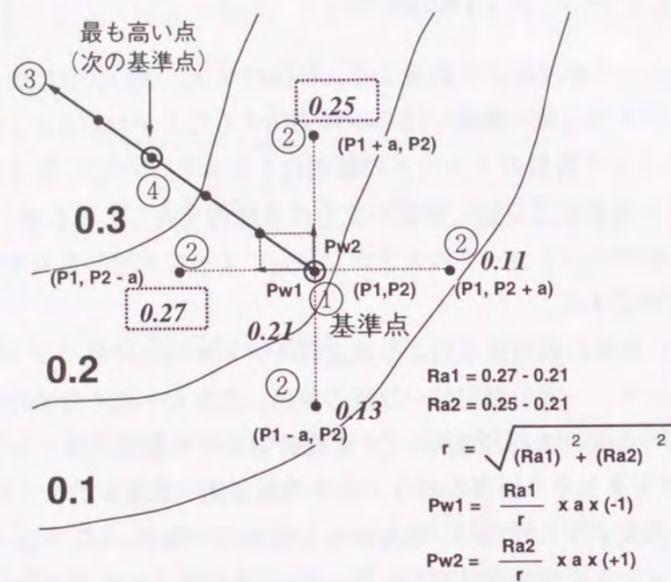


図 5.6: 最急勾配法によるパラメータ自動調整

## 5.5 定性モデル自動生成方法の空調システムへの適用

### 5.5.1 VAV システムの概要と定性モデル

1996年11月に東京のあるビルで実際に稼働している VAV システムの一部で、システムの故障を想定した動作実験が行われた。この空調システムの冷房時における計装図を図 5.7 に示す。この VAV システムでは部屋全体を 8 個のブロックに分割し、それぞれのブロックごとに給気風量を調節して室温を制御する VAV バルブが置かれている。各 VAV システムには、1 つの空調機から温度制御された給気を送られてくる。この給気を各ブロックの室温測定値に合わせてそれぞれのバルブで制御し、室温制御を行う。

本節では VAV システムのうち VAV バルブ動作実験が行われた VAV バルブ No.6 について計装図と観測値系列から確率付定性モデルの自動生成を試みる。

図 5.8 に、対象となる VAV システムの定性モデルの枠組を示す (この具体的な作成方法は第 6.4.2 項に示す)。

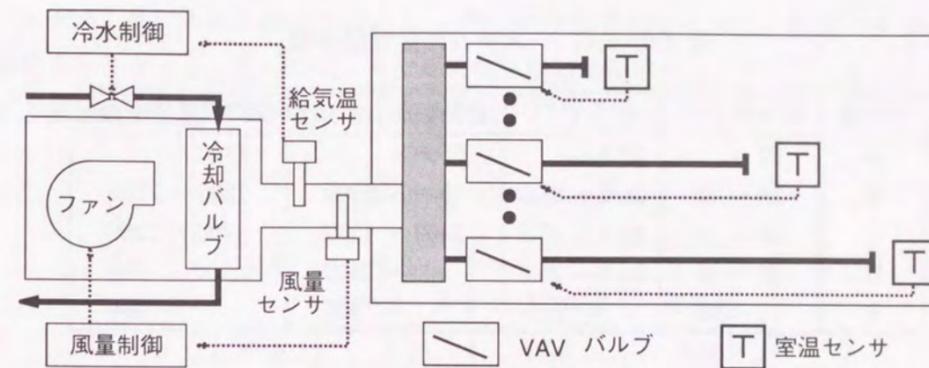


図 5.7: VAV システムの計装図

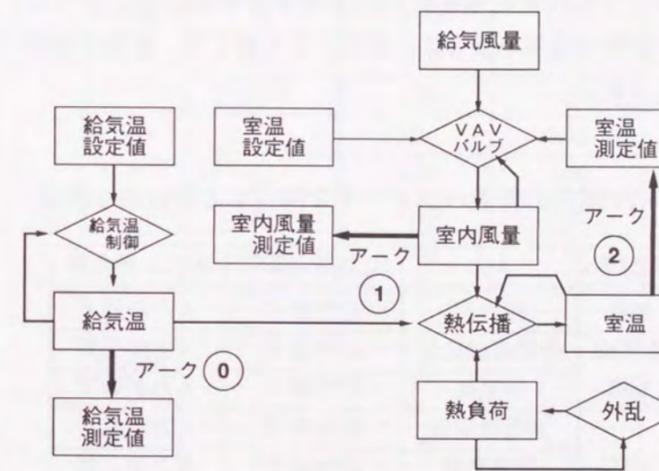


図 5.8: VAV システム定性モデルの枠組

### 5.5.2 アークの伝播規則・関数の仮設定と自動調整

対象システムの計装図をもとに、図 5.8 のアークの伝播規則・関数について、表 5.6 の定性値定義に基づいてその特徴パラメータを仮決定する。

#### • アークの伝播規則

対象システムの各センサは正常状態において温度または風量変化を「順方向」に伝える。またセンサ測定の伝播遅延は計装図より「短い」と設定できる。したがって図 5.8 の定性モデルの全てのアークの伝播規則はその伝播方向を順方向に、伝播遅延を 1 単位時間に設定する。

表 5.6: VAV システムの定性値定義

定性値	給気温 (°C)	室温 (°C)	給気風量 (m <sup>3</sup> /h)	室内風量 (m <sup>3</sup> /h)
A	22 ~	27.5 ~	6500 ~	1700 ~
B	18 ~ 22	26.5 ~ 27.5	4500 ~ 6500	1200 ~ 1700
C	14 ~ 18	25.5 ~ 26.5	2500 ~ 4500	700 ~ 1200
D	10 ~ 14	24.5 ~ 25.5	500 ~ 2500	200 ~ 700
E	~ 10	~ 24.5	~ 500	~ 200

• 関数

計装図で示される各装置の性能および空調設備の機能から表 5.6 で示される定性値定義に基づく出力安定条件と出力上昇条件を定性的に求める。モデルがもつ関数ごとの定性的情報を表 5.7 に示す。この表より、関数の特徴パラメータが大まかに決定される。

表 5.7: 関数の特徴パラメータを決定する定性的な情報

関数名	入力	出力安定条件	出力上昇条件
外乱	熱負荷	定性値 C	入力が低下
給気温制御	給気温設定値	定性値 C	入力が上昇
	給気温	定性値 C	入力が低下
VAVバルブ	室温設定値	定性値 C	入力が低下
	給気風量	定性値 C	入力が上昇
	室温測定値	定性値 C	入力が低下
	室内風量	定性値 C	入力が上昇
熱伝播	熱負荷	定性値 C	入力が上昇
	給気温	定性値 C	入力が上昇
	室内風量	定性値 C	入力が低下
	室温	定性値 C	入力が低下

このようにしてアークの伝播規則および関数を大まかに決定することで、仮定性モデルが作成できた。このモデルを用いて実際に観測された測定値系列をもとに定性推論を行うと、測定値一致度として 0.170 が得られた。モデル中の関数の総数は 4 なので、妥当性の基準は  $0.5^4 = 0.0625$  となる。測定値一致度はこの値よりも高いので、この仮定性モデルは妥当であると判断する。

1996 年 11 月に実際に観測された 21 日間の観測値系列をもとに、特徴パラメータの自動調整をおこなった。その結果、モデルの持つ関数特徴パラメータは表 5.8 のように変更され、測定値一致度は 0.494 となった。

表 5.8: 特徴パラメータの変化

関数	特徴パラメータ	パラメータ初期設定値	パラメータ調整値
外乱	$f_s$	0.20	0.18
	$f_c$	0.00	0.09
	$f_v$	0.20	0.21
給気温制御	$f_s$	0.20	0.10
	$f_c$	0.00	0.00
	$f_v$	0.20	0.27
	gap2	-1.00	-1.00
VAVバルブ	$f_s$	0.20	0.03
	$f_c$	0.00	0.00
	$f_v$	0.20	0.20
	gap2	1.00	1.00
	gap3	-1.00	-1.00
熱伝播	gap4	-1.00	-1.00
	$f_s$	0.20	0.01
	$f_c$	0.00	0.87
	$f_v$	0.20	0.01
	gap2	-1.00	0.14
	gap3	-1.00	0.07
	gap4	1.00	1.87

5.5.3 モデル自動生成方法の評価

作成したモデルについて、従来の方法と比較した結果を表 5.9 に示す。表 5.9 では、両手法で必要とされるパラメータ数とその種類、モデル作成に必要とする時間と計算機による処理を行った時間、そして得られたモデルが示す測定値一致度と客観性の有無について比較している。この表からわかるように、特徴パラメータ表現によって設定すべきパラメータ数が大幅に減少している。また提案した定性モデル自動生成方式によって、測定値一致度にはほとんど影響せず、計算機の支援のもとでモデル生成が短時間で行われ、客観性を持つ定性モデルが効率良く作成できることがわかる。

表 5.9: モデル自動生成方式の評価

比較項目	従来の方法	定性モデル自動生成
パラメータ数 (種類)	3905 (確率パラメータ)	25 (特徴パラメータ)
所要時間 (計算時間)	8 時間 ( 3 時間 )	2.5 時間 ( 2 時間 )
測定値一致度	0.52	0.49
客観性の実現	なし	特徴パラメータ自動調整

#### 5.5.4 作成した定性モデルによる故障診断

本章で作成した定性モデルをもとに第 2.7.2 項の方法により、想定される故障に対して故障モデルを作成した。その時のモデル変更内容は表 5.10 で表される。

表 5.10: VAV システムのモデル変更内容

故障	項目	内容
VAV バルブ 全開	故障状態	VAV のバルブが全開で固定
	修正箇所	関数 「 VAV バルブ 」
	故障影響	給気風量増加による室温低下
VAV バルブ 全閉	故障状態	VAV のバルブが全閉で固定
	修正箇所	関数 「 VAV バルブ 」
	故障影響	給気風量低下による室温上昇
冷水量 減少	故障状態	冷凍機を流れる冷水量が減少
	修正箇所	関数 「 給気温制御 」
	故障影響	給気温が設定値よりも上昇し、室温が上昇

1996 年 11 月 12 日にシステムの故障を想定した動作実験が行われた。この時の故障状態を表す観測値データをもとに上記の故障モデルを用いて故障診断を行った。表 5.11 に故障状態発生時刻を示す。

これらの観測値系列をもとに故障診断を行った結果を表 5.12 に示す。表 5.12 は確率的定性推論の結果として得られた測定値一致度を、各故障状態の測定値系列とそれらを表現するモデルの組合せごとに表している。表 5.12 より、故障状態に対応した故障モデルでの測定値一致度が非常に高くなっており、自動生成した定性モデルに基づいて適切な故障診断が行われていることがわかる。

表 5.11: 故障状態発生時刻

故障	11 月 12 日
正常	9:00 ~ 9:30
VAV バルブ全開	10:00 ~ 10:40
VAV バルブ全閉	11:20 ~ 12:20
冷水量減少	15:35 ~ 16:40

表 5.12: VAV システム故障診断結果

故障 モデル	故障状態			
	正常	VAV 全開	VAV 全閉	冷水量減少
正常	<b>0.494</b>	0.000	0.000	0.000
VAV 全開	0.052	<b>0.699</b>	0.000	0.000
VAV 全閉	0.000	0.000	<b>0.722</b>	0.000
冷水量減少	0.000	0.000	0.000	<b>0.451</b>

#### 5.6 結言

本章では、第 4 章で示した特徴パラメータ表現を利用して確率付定性モデルを自動的に作成する方法を提案した。この方法ではまず、対象システムの計装図から作成した定性モデルの枠組に対して、この枠組が持つアークの伝播規則および関数について、計装図から得られる定性的な情報をもとにその特徴パラメータを初期設定する。ビル空調システムの場合、アークの伝播規則によって各種センサが表現され、その特徴パラメータは計装図に基づいて設定できる。また 1 入力関数は計装図から“最も安定する入力定性値”と“関数の出力上昇条件”を定義することで関数の定性的な性質を定めることができ、2 入力以上の関数はその線形結合によって求めることができる。このように初期設定された特徴パラメータを持つ仮定性モデルについて、そのパラメータを最急勾配法による特徴パラメータ自動調整方法によって、観測値データに基づいて調整する。これは測定値一致度が特徴パラメータによって滑らかに変化する性質を利用したものであり、測定値一致度が高くなるようにパラメータを変化させていくことで最適なパラメータを求めている。

この確率付定性モデル自動生成方法を実際に稼働している VAV システムについて適用し、その確率付定性モデルを作成した。その結果、この方法が従来の方法に比べほぼ同じ測定値一致度の値を持つモデルを高速に、かつ客観的な観点から一意に作成できることを確認した。

最後にこのモデルを正常モデルとして故障モデルを作成し、故障状態を表す観測値データを用いて確率的定性推論による故障診断を行った。この故障診断で、各故障状態とそれに対応した故障モデルを用いて確率的定性推論を行った場合のみ高い測定値一致度が獲得できることがわかり、自動生成されたモデルが故障診断に有効であることが確認できた。

## 第6章

# 確率的定性推論による故障診断のビル空調システムへの適用

### 6.1 緒言

ビル内の空間に対して、より快適な空調環境を提供するために、空調設備に対する運転の信頼性、安全性を確保することが必要となってくる。そこで、ビル内の人々から空調設備に対してクレームが生じた場合、ビル空調システム管理者がそのクレームの原因となるものを迅速に特定し、不具合を解除することは非常に重要である。しかしながら、物理的諸量を定量的に把握・関係づける故障検知方法は 1) ビル構造の多様化に伴い、個々の空調システムに対して構成要素間の物理的な関係を求めることは難しい、2) コスト制約のためにセンサ数が限られており限られた情報しか得られない、3) 必要なデータの検索は専門家にとって大きな負担である、といった理由から困難である。

これらの問題を解決するため、本論文ではこれまで確率的定性推論による故障診断方法に関する研究について提案してきた。本章では前章までに提案した故障診断方法を、単一ダクト・一定風量方式(全体制御方式)の部屋空調設備、冷水蓄熱槽型熱源システムの冷凍機まわり、および可変風量型空調システム(VAVシステム)に適用する[52-56, 76-83]。故障診断を行うにあたり、まずそれぞれのシステムの概要を説明した後、対象システムを確率付定性モデルによって表現する。次にこの定性モデルを用いて現場で実際に得られた観測値をもとに確率的定性推論を行い、故障モデルごとに算出される測定値一致度の比較により故障診断を試みる。

## 6.2 全体制御方式ビル空調システム故障診断

### 6.2.1 全体制御方式ビル空調設備の概要

ビル空調システムとして一般的にセントラル方式・全空気方式の一種である単一ダクト・一定風量方式(全体制御方式)の部屋空調システムが用いられている。このシステムでは一つの熱源・空調設備から多数の部屋に冷風・温風を送ることで空調を行うシステムである。この方式は構造が比較的簡単であり、少ない設備投資で大容量の空調が行える、といった利点がある。ただしユニタリー(個別)方式とは異なり各部屋で温度などの調整が行えないので、空調システムの信頼性・安全性の確保が重要であり、そのためには故障の迅速な検知が必要となる。

図 6.1 に全体制御方式ビル空調システムの計装図の例を示す。この空調システムは空調を行う部屋に対し、暖かい空気や冷たい空気を供給する方法によって部屋の温度を設定温度に保つことを目的としている。給気温度(給気温)は室内で観測される室温測定値とその設定値をもとに適切に制御される。空調系によっては室温測定値ではなく給気温測定値、還気温測定値などによって給気温を制御することもある。

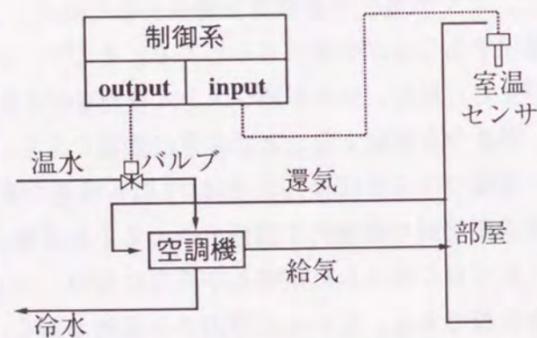


図 6.1: ある全体制御方式部屋空調設備の計装図

本節では東京のある病院で 1994 年 11 月 11 日から 1995 年 4 月 30 日の間に発生したクレームについて、その発生日時、故障発生箇所および故障による影響を現場の管理者によって記録したクレームの履歴をもとに故障診断を試みる。この期間、実際に稼働している各種病室系統、外来科系統、小児科系統など 60 の空調系の 430 箇所の測定値が、10 分間隔で中央監視装置によって記録されており、これらを利用して故障診断を行う。

### 6.2.2 全体制御方式ビル空調システムの確率付定性モデル

図 6.1 のシステムに対して定性モデルを構築する場合、それに必要なシステムの構成要素を表 6.1 に示す。

表 6.1: 全体制御方式部屋空調設備の構成要素

種類	要素名	内容
状態要素	室温	室内の温度(設定値、測定値あり)
	給気温	部屋へ送られる温度調整された空気
	熱負荷	人・OA 機器・窓などによる影響
機能要素	給気温制御	温水の量による給気温の制御
	室温制御	給気温による室温の制御(熱負荷の影響あり)
	外乱	熱負荷の熱量をランダムに変更
	室温センサ	室温を観測

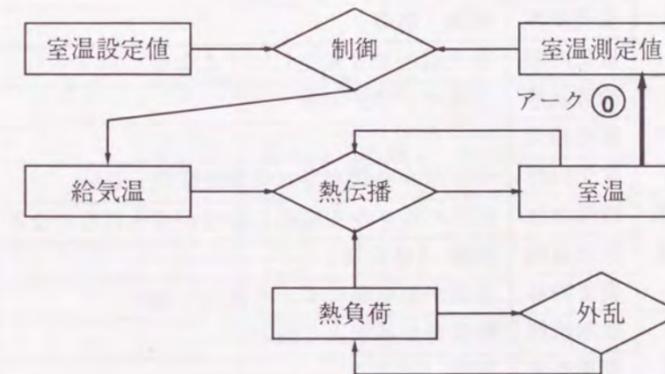


図 6.2: 全体制御方式部屋空調設備の確率付定性モデル

図 6.1 を表す確率付定性モデルを図 6.2 に示す。給気温制御の基準となる測定値の違いなど、故障診断の対象となるシステムに応じて図 6.2 の一部が変更される。

各ノードは全体制御空調システムの挙動推定において重要な意味をもつ状態要素を表しており、いくつかに分類された定性値によって特徴づけられる。図 6.2 において、アーク①は室温センサを表している。また図 6.2 における関数の働きは以下の通りである。

- 関数「制御」は給気温制御装置の機能を表す関数であり、給気温設定値および室温

測定値から給気温を決定している。

- 関数「外乱」は人間や OA-機器などの熱負荷の状態を定める関数であり、熱負荷の前状態から次状態を決定する。
- 関数「熱伝播」では給気ダクトから送られてくる給気と熱負荷を入力として室温を決定する。

また故障モデルを作成するためのモデル変更内容を表 6.2 に示す。これにより正常モデルをもとにクレームの内容に応じて故障モデルが作成できる。

表 6.2: 全体制御方式部屋空調設備のモデル変更内容

故障	項目	内容
制御系 異常	故障状態	空調機制御装置が異常
	変更箇所	関数「制御」
	変更内容	給気温変化がよりあいまいになる
制御弁 不良	故障状態	空調機バルブが固着
	変更箇所	関数「制御」
	変更内容	給気温がより変化しにくくなる
室温 センサ 異常	故障状態	室温センサが不良
	変更箇所	アーク ①
	変更内容	センサから観測される値が変化しない
給気系 不具合	故障状態	給気バルブから部屋に給気が送られなくなる
	変更箇所	関数「熱伝播」
	変更内容	室温が給気温によって変化しない
負荷 偏重	故障状態	熱負荷が通常より低い
	変更箇所	関数「外乱」
	変更内容	熱負荷が低い値で安定

### 6.2.3 全体制御ビル空調システムの故障診断結果

#### (a) 室温測定誤差が大きい場合の診断

クレーム「寒すぎる」が 1994 年 11 月 3 日の 14 時 30 分、病院 6 階の西側の部屋で発生した。このクレームは空調機であるファンコイルユニット (FCU) のスイッチが off だったことに起因していた。このクレームに対し、現場の管理者は FCU のスイッチが on で

あるという前提のもとに、室温設定値を上昇させることで対応した。この部屋の空調設備の定性モデルは図 6.2 で表される。この時の室温設定値と測定値を図 6.3 に示す。

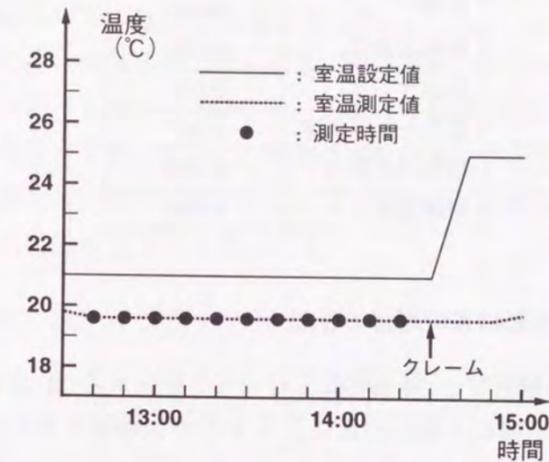


図 6.3: 病室での室温設定値・測定値の遷移 (1994.11.3)

表 6.3: 病室空調設備故障診断のための定性値定義

定性値	給気温・室温	熱負荷
A	24°C ~	かなり高い
B	23°C ~ 24°C	やや高い
C	22°C ~ 23°C	ふつう
D	21°C ~ 22°C	やや低い
E	~ 21°C	かなり低い

図 6.3 のうち 12 時 40 分から 14 時 20 分までの観測値をもとに確率的定性推論による故障診断を行った。この時の定性値定義を表 6.3 に示す。表 6.4 にそれぞれの故障モデルに対して確率的定性推論を行った結果として得られる測定値一致度を示す。表 6.4 では室温センサ故障を表す故障モデルでの測定値一致度が故障第 2 候補として検知されているが、温度変化が全く観測されなかったためであり、故障候補からははずすことができる。表 6.4 より給気系不具合と診断でき、故障の原因として空調機が off になっていた、あるいは空調機的能力が不足していたことが推定される。実際には空調機である FCU のスイッチが off になっていたことから診断結果は妥当であるといえる。

表 6.4: 病室 (11 月 3 日) 故障診断結果

故障	測定値一致度
正常	0.000
制御系異常	0.000
制御弁不良	0.000
室温センサ異常	0.507
給気系不具合	<b>0.896</b>
負荷偏重	0.000

(b) 設定値と室温の偏差が小さい場合の診断

(a) と同じ空調設備の病室で、「暑すぎる」というクレームが 11 月 13 日の 19 時に発生した。このクレームは単純に人間の感覚によるもので、設備そのものには特に異常は見られなかった。このクレームに対し、現場の管理者は設定温度を下げることで対処した。この時の室温設定値と測定値の変化を図 6.4 に示す。図 6.4 のうち 17 時 10 分から 18 時 50 分までの観測値をもとに確率的定性推論による故障診断を行った。この時の定性値定義は表 6.3 である。

表 6.5 にそれぞれの故障モデルに対して確率的定性推論を行った結果として得られる測定値一致度を示す。表 6.5 では正常、制御系異常、制御弁不良、室温センサ故障を表す

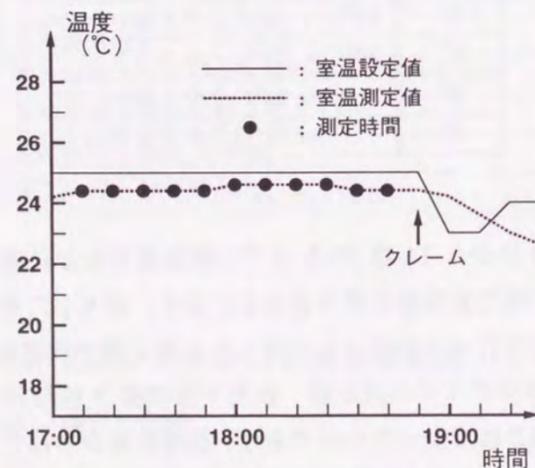


図 6.4: 病室での室温設定値・測定値の遷移 (11 月 13 日)

各定性モデルに対応した測定値一致度が高い値を示した。このうち室温センサ故障は (a) と同様の理由から診断の対象から外せる。このケースでは室温設定値と測定値の差が小さすぎ、給気温制御が行われない場合と同じ温度変化を示したために正常、制御系異常、制御弁不良を明示的に分けることは不可能であった。

したがってこの場合は、この空調設備は正常、制御不良、制御バルブ固着のいずれかである、という診断結果が得られたことになる。実際には空調設備は正常であったことから診断は正しく行われたといえる。ただし、故障候補は一意に特定できなかった。給気温制御が行われている時間帯の観測値系列を用いれば正常状態、制御系異常、制御弁不良についても候補を絞り込むことができると思われる。

表 6.5: 病室 (11 月 13 日) 故障診断結果

故障モデル	測定値一致度
正常	<b>0.638</b>
制御系異常	<b>0.638</b>
制御弁不良	<b>0.638</b>
室温センサ異常	0.521
給気系不具合	0.000
負荷偏重	0.000

(c) 婦人科外来室空調機立ち上がり時に対する診断

ここでは婦人科外来科の空調システムのクレームについて取り上げる。通常は外来科の空調システムは使用 30 分前に起動する。1994 年 12 月 21 日の 9 時 50 分に「寒すぎる」というクレームが発生したが、この時点では室温測定値は設定値に到達していなかった。これは部屋が冷えていたために給気によって温まるまでに時間が不足していたことが原因である。

この時の室温設定値と測定値の変化を図 6.5 に示す。なお同じ時間帯でクレームが発生していない場合の例を図 6.6 に示す。一般的な傾向としては、室温が 10 時頃までに 23°C よりも高くなった場合にはクレームが発生しない。これらの 2 つの測定値系列に対して婦人科外来室部屋空調設備の確率付定性モデル (図 6.2) をもとに確率的定性推論による故障診断を行った。その際空調システムの立ち上がり時の状態として想定される、システム起動時のビルの熱容量による遅れを考慮した熱伝播の遅延を表す熱伝播遅延モデルを新しい故障モデルとして導入する。この故障モデルのためのモデル変更内容を表 6.6 に、修正後の定性モデルを図 6.7 に示す。

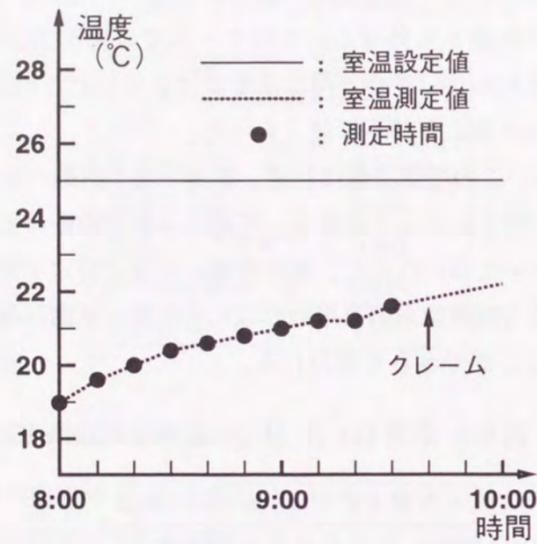


図 6.5: 婦人科外来室での室温設定値・測定値の遷移 (12月21日:クレームあり)

表 6.6: 全体制御方式部屋空調設備のモデル変更内容

故障	項目	内容
熱伝播 遅延	故障状態	室温が変化するまでに時間遅れが生じる
	変更箇所	関数「熱伝播」とノード「室温」の間にダミーノード「遅延」を挿入
	変更内容	熱伝播が遅延

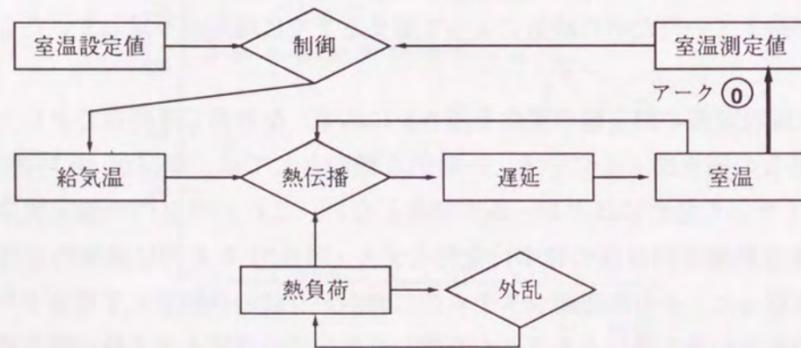


図 6.7: 熱伝播遅延を表す故障モデル

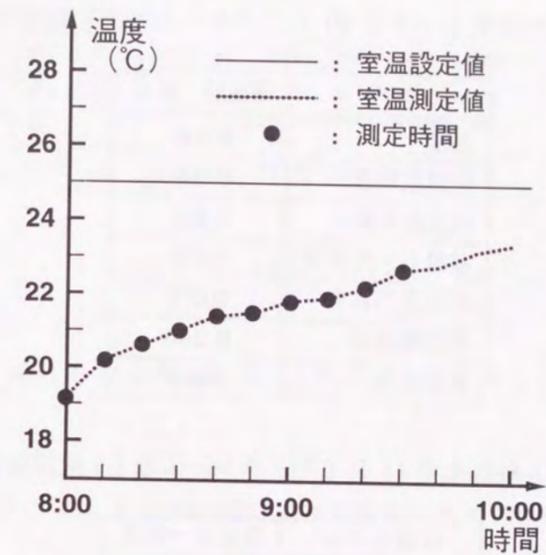


図 6.6: 婦人科外来室での室温設定値・測定値の遷移 (1月9日:クレームなし)

表 6.7: 婦人科外来室空調設備故障診断のための定性値定義

定性値	室温・給気温	熱負荷
A	27°C ~	かなり高い
B	25°C ~ 27°C	やや高い
C	23°C ~ 25°C	ふつう
D	21°C ~ 23°C	やや低い
E	~ 21°C	とても低い

なお、この故障診断での定性値定義は表 6.7 で表される。

表 6.8, 6.9 に確率的定性推論の結果得られた測定値一致度を示す。表 6.8 では熱伝播遅延モデルが高い測定値一致度を示している。この場合、この空調システムでは故障は発生していないが急速に温めることができなかったことが推定できる。実際には部屋が温まるまでに時間がかかっていたことから診断結果は妥当であるといえる。また、表 6.9 では負荷偏重モデルと正常モデルで高い測定値一致度を示している。負荷偏重モデルで測定値一致度が高いのは、熱負荷が少ないこの部屋の朝の状態を表しているといえる。したがってこの故障診断結果は妥当である。

表 6.8: 婦人科外来室 (12 月 21 日: クレームあり) 故障診断結果

故障モデル	測定値一致度
正常	0.000
制御系異常	0.000
制御弁不良	0.000
室温センサ異常	0.000
給気系不具合	0.000
熱伝播遅延	<b>0.286</b>
負荷偏重	0.000

表 6.9: 婦人科外来室 (1 月 9 日: クレームなし) 故障診断結果

故障モデル	測定値一致度
正常	0.385
制御系異常	0.000
制御弁不良	0.000
室温センサ異常	0.000
給気系不具合	0.000
熱伝播遅延	0.000
負荷偏重	<b>0.493</b>

(d) 制御系異常の検知

第 6.2.1 項のクレーム履歴の範囲ではハードウェア故障としては検知されなかったが、給気温のハンチングが観測されている。ハンチングは空調機異常の一種であり制御不良によって引き起こされる現象である。ハンチングが発生している婦人科外来室の部屋空調設備で「寒すぎる」というクレームが 12 月 21 日に発生した。この空調システムの観測値を用いてハンチングの検出を行った。この時の婦人科外来室の部屋空調設備は給気温測定値により制御を行う図 6.8 の確率付定性モデルで表される。

表 6.10 に示す定性値定義に基づいて表 6.11 のように観測値系列が定性値化され測定値系列となる。表 6.11 よりハンチングが定性値の変化によって表されることがわかる。表 6.11 の測定値系列に対して故障モデルごとに確率的定性推論を行った。表 6.12 に故障診断の結果得られた測定値一致度を示す。表 6.12 の結果から制御系異常であることが推定され、妥当な故障診断が行われていることがわかる。したがって確率的定性推論はハンチング現象の把握にも有効であると判断できる。

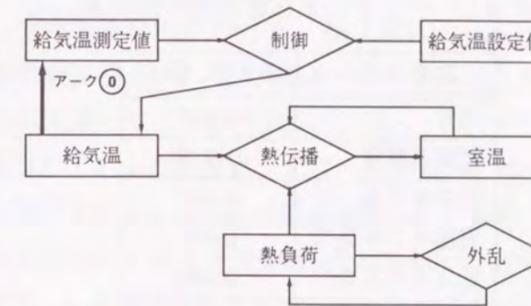


図 6.8: 部屋空調設備の定性モデル (その 2)

表 6.10: ハンチング状態空調設備故障診断のための定性値定義

定性値	室温・給気温	熱負荷
A	22°C ~	かなり高い
B	21°C ~ 22°C	やや高い
C	20°C ~ 21°C	ふつう
D	19°C ~ 20°C	やや低い
E	~ 19°C	かなり低い

表 6.11: ハンチング状態における観測値と測定値の遷移

時刻	給気温測定値		給気温設定値	
	観測値	定性値	観測値	定性値
0	21.7	B	20.0	C
1	21.2	B	20.0	C
2	22.6	A	20.0	C
3	21.3	B	20.0	C
4	22.8	A	20.0	C
5	21.3	B	20.0	C
6	21.8	B	20.0	C
7	20.9	C	20.0	C
8	20.1	C	20.0	C
9	20.4	C	20.0	C
10	20.8	C	20.0	C

表 6.12: ハンチング状態故障診断結果

故障モデル	測定値一致度
正常	0.000
制御系異常	<b>0.239</b>
制御弁不良	0.000
室温センサ異常	0.000
給気系不具合	0.000

## 6.3 冷水蓄熱槽型熱源システムの故障診断

### 6.3.1 冷水蓄熱槽型熱源システムの概要

ビル空調用熱源システムは、冷凍機・ボイラなどの熱源でつくり出された冷水・温水をビル内で循環させ、その熱の移動により各部屋での空調を実現するシステムである [2]。冷水蓄熱槽型熱源システムにおいて最も主要な冷凍機まわりについて、その概要図を図 6.9 に示す。

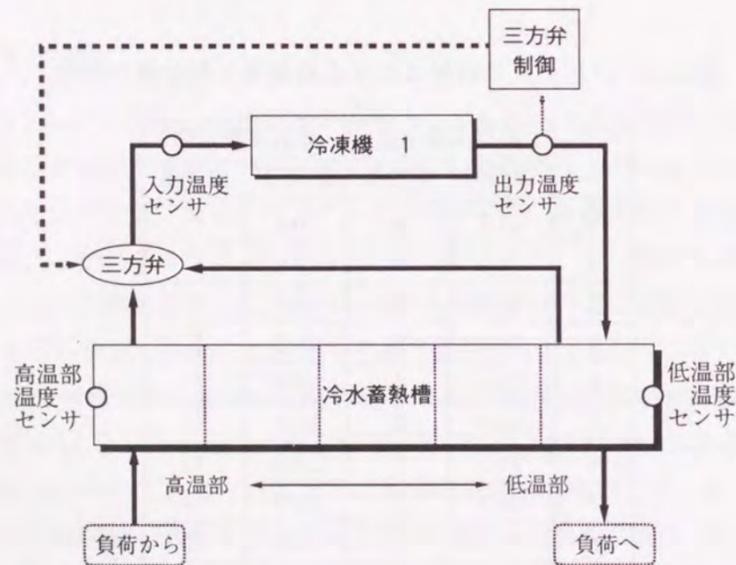


図 6.9: 冷水蓄熱槽型熱源システムにおける冷凍機まわりの概要図

冷水蓄熱槽は温度ごとにいくつかの水層に分割されている。冷房時には冷水蓄熱槽低温部から冷凍機によって冷された水（冷水）が、熱交換により室内の空気を冷やす熱負荷側に送られる。また熱負荷で温められた水（温水）は冷水蓄熱槽高温部に流入する。冷凍機は高温部の温水から低温部の冷水を作り出している。

熱源システムで使われている冷凍機は、常に一定の温度の水を供給できる装置である。しかしながら、ある限度を超えると一定の温度幅でしか水温を下げられなくなる。この現象を防ぐために熱源システムでは 3 方弁を導入している。3 方弁は高温部の温水だけでなく低温部の冷水を混合し、温度をあらかじめ下げた上で温水を冷凍機に供給する装置である。これにより冷凍機にかかる負担を軽減でき、常に一定温度の冷水を冷水蓄熱槽低温部に供給することが可能となる。

図 6.9 では省略されているが、熱源システムでは冷凍機は通常複数存在しており、熱負荷から流れてくる温水によって変化する冷水蓄熱槽高温部の水温に応じてその稼働台数を変化させる。

### 6.3.2 熱源システムの確率付定性モデル

図 6.9 の冷水蓄熱槽熱源システムの冷凍機まわりについて定性モデルを構築するにあたり、モデル化に必要な構成要素を表 6.13 に示す。表 6.13 に基づいて作成した冷水蓄熱槽型熱源システムの確率付定性モデルを図 6.10 に示す。なお図 6.10 の定性モデルの各ノードに対する定性値定義は表 6.14 で表され、モデル内の関数は次のような機能を表している。

- 関数「冷凍機出力」は冷凍機 1,2 の出口温度、および現在の冷水槽低温部の温度を入力して、次の単位時間の冷水槽低温部の温度状態の変化を決定する。
- 関数「3 方弁制御」は 3 方弁コントローラの制御を表す関数であり、3 方弁設定値と冷凍機の出力温度を入力して、3 方弁開弁度の変化方向を決定する。
- 関数「3 方弁動作」は関数「3 方弁制御」で求められた 3 方弁開度と冷水蓄熱槽高温部の温度、冷水蓄熱槽低温部の温度を入力して、冷凍機の入力温度を決定する。
- 関数「冷凍機稼働」は冷凍機をあらわす関数であり、冷凍機 1 の入力温度と稼働状態、および現在の冷凍機 1 の出力温度を入力して、次の単位時間の冷凍機 1 の出力温度の変化方向を決定する。ここで、稼働状態は冷凍機 1 の稼働状態 (on/off) を表し、稼働は冷水蓄熱槽の総熱量から判断される。

表 6.13: 冷水蓄熱槽熱源システム冷凍機まわりの構成要素

種類	要素名	内容
状態	冷水蓄熱槽高温部	冷水蓄熱槽が持つ冷凍機によって冷やされる温水の温度 (測定値あり)
	冷水蓄熱槽低温部	冷水蓄熱槽が持つ冷凍機によって冷やされた冷水の温度 (測定値あり)
要素	冷凍機 1 入口温度	冷凍機 1 に送られる温水の温度 (測定値あり)
	冷凍機 1 出口温度	冷凍機 1 から出てくる冷水の温度 (測定値あり)
	冷凍機 2 出口温度	冷凍機 2 から出てくる温水の温度 (測定値あり)
	稼働状態	冷凍機が稼働しているかどうかを表す
	3 方弁設定値	冷凍機出口温度安定のための 3 方弁の設定値
	3 方弁開度状態	3 方弁の開度を表す
	3 方弁動作	冷凍機に負荷がかからないようにその入口温度を調整
機能要素	冷凍機稼働	温水を冷やし冷水にする
	冷凍機出力	冷凍機 1 と 2 からの冷水を冷水蓄熱槽低温部に送る
	3 方弁制御	冷凍機出力温度が安定するように 3 方弁開度状態を調整
	各温度センサ	熱源システム各部の温度を測定

表 6.14: 冷水蓄熱槽型熱源システム故障診断のための定性値定義

定性値	冷凍機入口温度 冷水蓄熱槽高温部	冷凍機出口温度 冷水蓄熱槽低温部	3 方弁開度状態	稼働状態
A	15°C ~	11°C ~	最も開いている	-
B	13°C ~ 15°C	9°C ~ 11°C	かなり開いている	-
C	11°C ~ 13°C	7°C ~ 9°C	開いている	-
D	9°C ~ 11°C	5°C ~ 7°C	少し開いている	on
E	~ 9°C	~ 5°C	閉じている	off

図 6.9 の熱源システムで発生する故障をすべて網羅することは不可能であるが、比較的発生する可能性が高い故障を空調システムの専門家に選んでもらい、それらについて故障モデルの作成を試みる。表 6.15 に故障モデルを作成するためのモデル変更内容を示す。表 6.15 のうち冷凍機出力センサ誤差、冷凍機入力センサ誤差の各モデル変更内容についてアークの修正ではなく関数の修正で表されているのは、センサの測定値誤差はアークの影響伝播では表現できないためである。

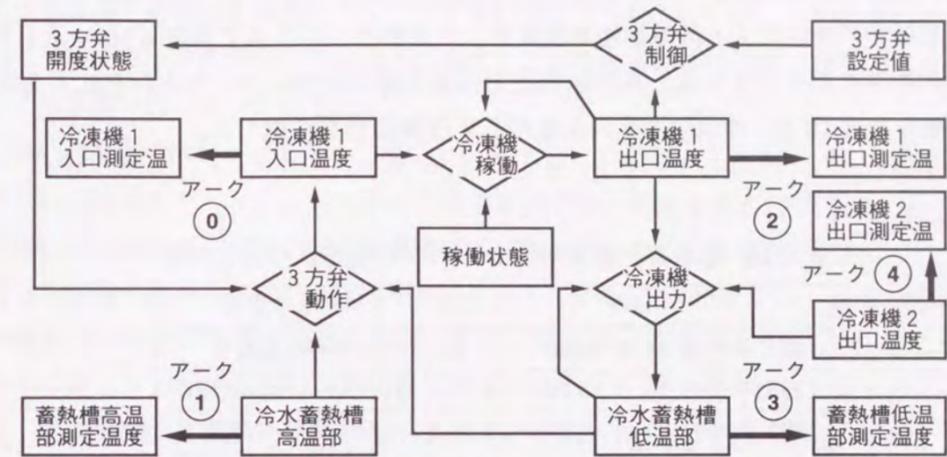


図 6.10: 冷水蓄熱槽型熱源システム冷凍機まわりの確率付定性モデル

表 6.15: 冷水蓄熱槽型熱源システムのモデル変更内容

故障	項目	内容
3 方弁 制御故障	故障状態	3 方弁コントローラの制御不良により冷凍機入口温度が定まらない
	変更箇所	関数「3 方弁制御」
	変更内容	3 方弁の開度をランダムに制御
冷凍機出力 センサ誤差	故障状態	温度センサの誤差
	変更箇所	関数「3 方弁制御」「冷凍機動作」
	変更内容	冷凍機出口温度が実際より高い状態で安定
冷凍機 動作故障	故障状態	冷凍機が十分に機能しない
	変更箇所	関数「冷凍機動作」
	変更内容	温水の温度をあまり低下させない
冷凍機入力 センサ誤差	故障状態	温度センサの誤差
	変更箇所	関数「3 方弁動作」「冷凍機動作」
	変更内容	冷凍機入口温度が際より高い状態で安定

### 6.3.3 冷水蓄熱槽熱源システムの故障診断結果

東京のある病院の熱源システムで得られた1995年の7月から11月の現場データを用いて確率的定性推論による故障診断を試みた。この熱源システムでは表6.16に示すような各種の不具合が生じている。本評価実験では各故障の状態についてそれぞれ6単位時間(1単位時間10分)の測定値系列を使用して故障診断を実施した。

表 6.16: 冷水蓄熱槽型熱源システムの故障状態発生時刻

日時	発生した異常
1995年7月21日 16:30 ~ 17:30	3方弁制御異常
1995年7月30日 15:00 ~ 16:00	冷凍機出力センサ誤差
1995年8月25日 5:30 ~ 6:30	冷凍機動作異常
1995年11月8日 17:30 ~ 18:30	冷凍機入力センサ誤差

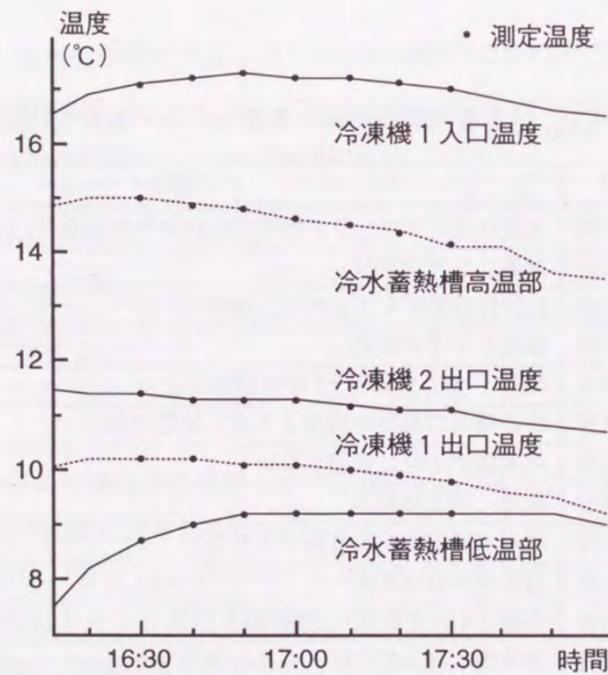


図 6.11: 3方弁制御異常での観測値変化

表 6.16 の不具合のうち、3方弁制御異常時の観測値変化を図 6.11 に示す。図 6.11 では本来は冷水蓄熱槽低温部から送られてくる冷水で下がるはずの冷凍機入口温度が3方弁制御異常のため冷水蓄熱槽高温部よりも高い温度を維持している。この温水の温度を冷凍機で下げ切れないために、冷凍機出口温度および冷水蓄熱槽低温部は通常の温度である6°Cよりも高い値となっている。

これらの測定値系列をそれぞれ正常モデルならびに想定される故障モデルに適用し、システムの挙動推定を行った。各モデルに対する測定値一致度を表 6.17 に示す。表 6.17 は各故障状態の測定値系列とそれらを表現する故障モデルとの組合せそれぞれについて、確率的定性推論の結果得られた測定値一致度を表している。表 6.17 では、故障状態が3方弁制御異常の場合は3方弁異常の故障モデルで測定値一致度が高くなっている。他の故障状態に対しても故障状態に対応したモデルにおいて、測定値一致度が最も高くなっており、確率的定性推論によって熱源システムの不具合箇所の特定が可能であると判断できる。

表 6.17 をみると、故障モデルと故障状態が一致している場合としていない場合の測定値一致度の差が、ビル空調設備に対して定性推論を行った場合よりも著しい。これは熱源システムの方がビル空調設備よりもセンサの数が多く、測定値データによる制約が厳しいために、少しでも測定値データと故障モデルが適応していないと確率的定性推論が途中で終了してしまうからである。

表 6.17: 冷水蓄熱槽型熱源システム冷凍機まわり故障診断結果

故障モデル	故障状態			
	3方弁制御異常	冷凍機出力センサ誤差	冷凍機動作異常	冷凍機入力センサ誤差
正常	0.000	0.000	0.064	0.000
3方弁制御故障	<b>0.583</b>	0.189	0.062	0.000
冷凍機出力センサ誤差	0.000	<b>0.553</b>	0.000	0.000
冷凍機動作故障	0.000	0.000	<b>0.518</b>	0.000
冷凍機入力センサ誤差	0.000	0.000	0.000	<b>0.553</b>

## 6.4 VAV システム故障診断

### 6.4.1 VAV システムの概要

本節では確率的定性推論による故障診断方式とモデル自動生成方法を、全空気方式・単一ダクト方式の一種で風量可変型の空調システムである VAV (Variable Air Volume) システムに適用し、実測値を用いた不具合検知を試みる。

東京のあるビルで実際に稼働している VAV システムの冷房時における計装図を図 6.12 に示す。VAV システムでは設定温度に調整された給気温度が空調を行う部屋の各部分に送られる。この風量を変化させることで室温を設定値に調整する。東京のあるビルに設置されている VAV システムは 1 ファン、1 冷凍機、8 VAV バルブから構成されている。

VAV システムの目的は給気温度と室内風量によって室温を制御することである。ファンと冷凍機では外気から給気がつくられ、各 VAV バルブへ送られる。VAV バルブでは風量が室温の設定値と測定値との差に応じて制御されて室内風量となり、この大小によって室内温度を制御することになる。

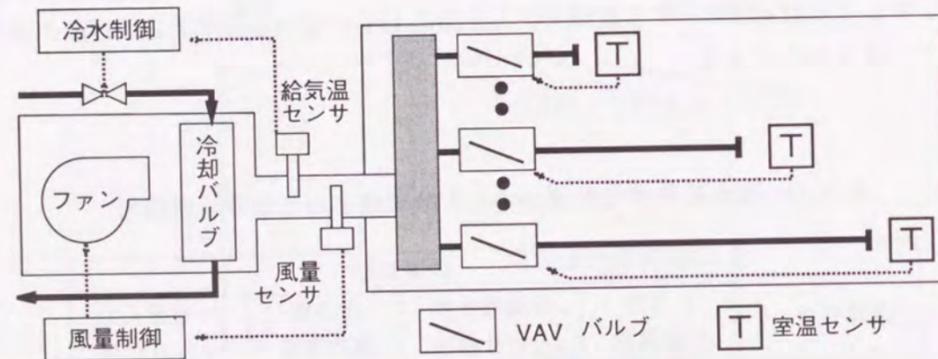


図 6.12: VAV システム計装図

### 6.4.2 VAV システムの確率付定性モデル

VAV システムの挙動を追跡する上で重要となる状態要素および機能要素を表 6.18 に示す。表 6.18 より VAV システムの正常状態での定性モデルを図 6.13 に示す。図 6.13 のモデルで用いる定性値定義は表 6.19 で表される。

作成した図 6.13 の VAV システム定性モデルを基に、システム稼働時に想定される故障について表 6.20, 6.21 のモデル変更内容を用いて故障モデルを作成する。

表 6.18: VAV システムの構成要素

種類	要素名	内容
状態要素	全開信号	VAV バルブの全開状態を表す信号を表し、全開が 1 つでもあれば on
	給気風量	ファンから送られる給気の風量 (測定値あり)
	給気温度	ファンから送られる給気の温度 (設定値、測定値あり)
	室内風量	VAV バルブから部屋の各エリアに送られる給気風量 (測定値あり)
	室内温度	室内風量により定まる部屋の各エリアの温度 (測定値、熱負荷の影響あり)
	熱負荷	人・OA 機器・窓などによる影響
機能要素	ファン	全開信号に応じて給気風量を決定
	冷凍機	給気を冷やす。その冷却バルブを流れる冷水量によって温度調整
	VAV バルブ	部屋の各エリアから送られてくる室温に応じて室内風量を調整
	室温制御	給気風量による室温の制御 (熱負荷の影響あり)
	外乱	熱負荷の熱量をランダムに変更

表 6.19: VAV システム故障診断のための定性値定義

定性値	給気温度 (°C)	室温 (°C)	給気風量 (m <sup>3</sup> /h)	室内風量 (m <sup>3</sup> /h)	全開信号
A	21 ~	27.5 ~	5000 ~	1700 ~	on
B	17 ~ 21	26.5 ~ 27.5	3500 ~ 5000	1200 ~ 1700	off
C	13 ~ 17	25.5 ~ 26.5	2000 ~ 3500	700 ~ 1200	-
D	9 ~ 13	24.5 ~ 25.5	500 ~ 2000	200 ~ 700	-
E	~ 9	~ 24.5	~ 500	~ 200	-

表 6.20: VAV システムのモデル変更内容 (その 1)

故障	項目	内容
VAV バルブ全開	故障状態	VAV のバルブが全開で固定
	修正箇所	関数「VAV バルブ」
	故障影響	給気風量増加による室温低下
VAV バルブ全閉	故障状態	VAV のバルブが全閉で固定
	修正箇所	関数「VAV バルブ」
	故障影響	給気風量低下による室温上昇

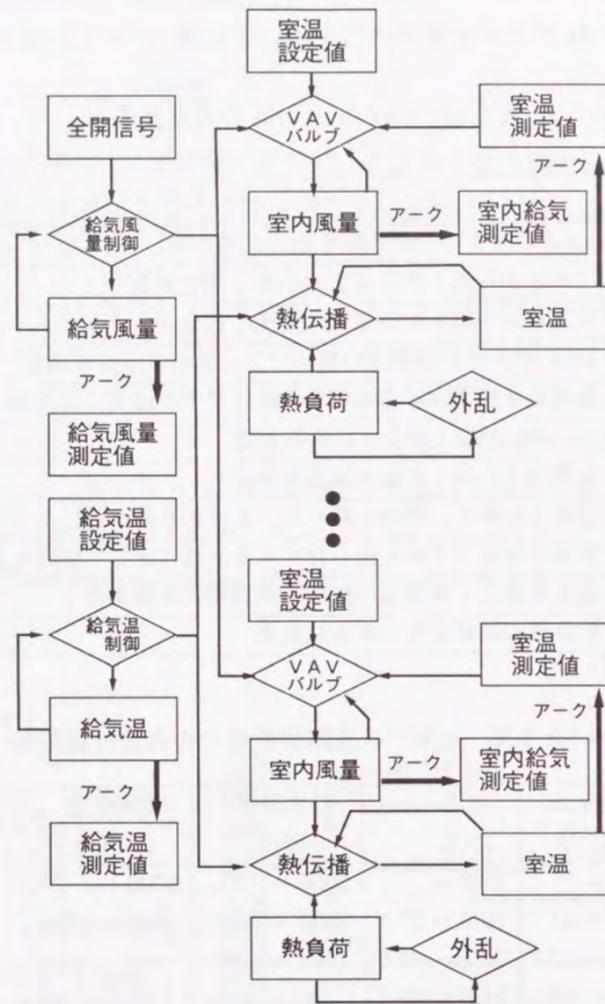


図 6.13: VAV システムの確率付定性モデル

表 6.21: VAV システムのモデル変更内容 (その 2)

故障	項目	内容
給気風量減少	故障状態	ファンの回転数が低下
	修正箇所	関数「給気風量制御」
冷水量減少	故障影響	給気温度が設定値よりも上昇し、室温が上昇
	故障状態	冷凍機を流れる冷水量が減少
減少	修正箇所	関数「給気温度制御」
	故障影響	給気温度が設定値よりも上昇し、室温が上昇

### 6.4.3 VAV システムの故障診断結果

図 6.12 で表される VAV システムで 1996 年 8 月 7 日と 11 月 12 日にシステムの故障を想定した動作実験が行われた。表 6.22 にそれぞれの日の故障状態とその発生時刻を示す。このうち、「VAV バルブ全開」と「VAV バルブ全閉」の故障は No.6 の VAV バルブで発生させた。なお「給気風量減少」について、8 月 7 日の動作実験では給気風量を正常時の 30% に、11 月 12 日では 10% に抑えている。この時に得られた観測値に対して、確率的定性推論による故障診断方法を適用する。

8 月 7 日の動作実験について、VAV バルブ No.5,6,7 の各エリアの室温および給気温度の変化を図 6.14 に、各エリアの風量および給気風量の変化を図 6.15 に示す。図 6.14, 6.15 では各故障状態に応じて温度および風量に変化していることがわかる。この故障診断では、故障のシステム挙動への影響範囲を考慮して VAV システムの給気系と VAV バルブ No.5,6,7 を定性的に表現した確率的定性モデルを用いる。なお、状態消去のためのしきい値は 0.5、推論の対象とした観測値は故障発生時から 6 単位時間 (1 単位時間は 5 分) とした。さらに、今回使用した定性モデルは 8 月 7 日、11 月 12 日とも同一の定性モデルと定性値定義 (表 6.19) を用いた。

表 6.22: VAV システム故障状態発生時刻

故障	8 月 7 日	11 月 12 日
VAV バルブ全開	10:15 ~ 10:45	10:00 ~ 10:40
VAV バルブ全閉	11:30 ~ 12:10	11:20 ~ 12:20
給気風量減少	14:05 ~ 14:40	13:35 ~ 14:20
冷水量減少	15:25 ~ 17:00	15:35 ~ 16:40

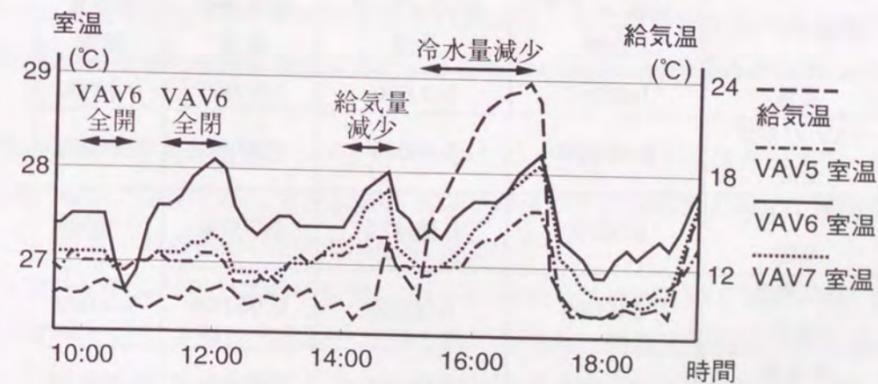


図 6.14: 動作実験 (8 月 7 日) の室温・給気温度変化

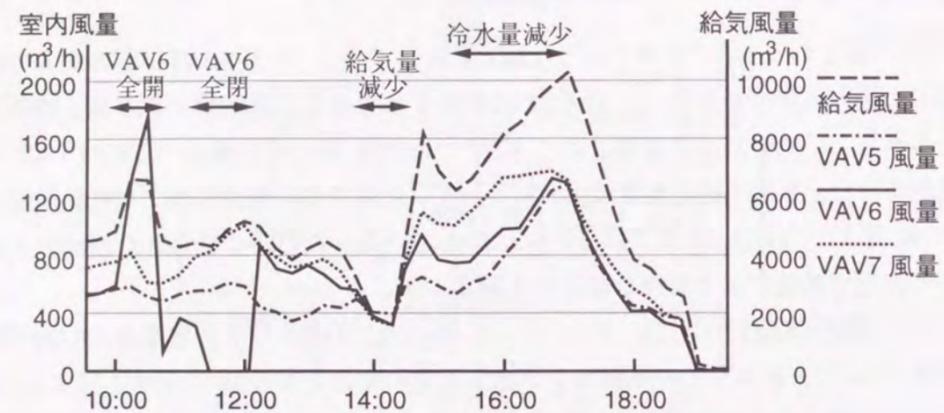


図 6.15: 動作実験 (8 月 7 日) の室内風量・給気風量変化

動作実験の際の実際の観測値を用いた全ての故障モデルに対する測定値一致度を表 6.23, 6.24 に示す。表 6.23, 6.24 では、故障状態ごとに故障モデルにおいて測定値一致度が最も高くなっていることから、確率的定性推論によって VAV システムの故障状態が検知されていることがわかる。表 6.24 において「給気風量減少」では他と比べて高い測定値一致度が得られている。これは給気風量が通常の 10% に減少したことによって、室内風量を表す定性値が一意に定まり、その部分での曖昧性が存在しないためである。

表 6.23: VAV システム (8 月 7 日) 故障診断結果

故障モデル	故障状態			
	VAV バルブ 全開	VAV バルブ 全閉	給気風量 減少	冷水量 減少
正常	0.00187	0.00000	0.00000	0.00000
VAV バルブ 全開	<b>0.00236</b>	0.00000	0.00000	0.00000
VAV バルブ 全閉	0.00000	<b>0.00425</b>	0.00000	0.00000
給気風量 減少	0.00000	0.00000	<b>0.00168</b>	0.00000
冷水量 減少	0.00000	0.00000	0.00000	<b>0.00236</b>

表 6.24: VAV システム (11 月 12 日) 故障診断結果

故障 モデル	故障状態			
	VAV バルブ 全開	VAV バルブ 全閉	給気風量 減少	冷水量 減少
正常	0.00000	0.00261	0.00748	0.00000
VAV バルブ 全開	<b>0.00615</b>	0.00000	0.00000	0.00000
VAV バルブ 全閉	0.00000	<b>0.00567</b>	0.00895	0.00000
給気風量 減少	0.00000	0.00256	<b>0.03074</b>	0.00000
冷水量 減少	0.00000	0.00000	0.00000	<b>0.00414</b>

これらの表から 2 つの季節 (夏、秋) の故障が同じ定性モデル、同じ定性値定義で検知できたことがわかり、故障診断の有効性が確認できただけでなく、確率付定性モデルを用いた確率的定性推論がロバスト性を持つことが確認できた。

## 6.5 結言

本章では 3 つの空調システム、すなわち全体制御方式ビル空調システム、ビル空調用冷水蓄熱槽型熱源システム、VAV システムについて実データからの故障診断を試みた。

全体制御方式のビル空調システムの故障診断では、東京のある病院で実際に稼働しているある病室や婦人科外来室などの空調システムに対し、「寒すぎる」といったクレームについてその原因を特定するために確率的定性推論による故障診断を行った。その結果、クレームの原因となった故障を特定できた。また制御不良の一種であるハンチングを検知できた。

ビル空調用冷水蓄熱槽型熱源システムについては、先程と同じ病院のシステムについて、ある期間に実際に発生した 3 方弁制御不良などの 4 つの故障状態について診断を行った。その結果、それぞれの故障状態が明確に区別できた。

最後に東京のあるビルで実際に稼働している VAV システムに対して、8 月と 11 月の冷房時に行われた故障を想定した動作実験の際に得られた観測値系列をもとに故障診断を行い、この方法の有効性を確認した。この故障診断では、2 つの季節 (夏、秋) と同じ定性モデル、同じ定性値定義を用いており、確率的定性推論のロバスト性を確認できた。

これらの故障診断を通して、次のような確率的定性推論の特性が確認できた。

- 確率付定性モデル表現によって多種多様な空調システムを、その本質的な挙動のみを表す単純なモデルに置き換えることができる。
- 現実的な規模の空調システムについて、その挙動を確率的定性推論によって追跡でき、その推定挙動と実際の観測値との整合度を測定値一致度としてもとめることができる。
- 故障モデルごとの測定値一致度の比較により、実際に発生した故障を特定できる。

## 第7章

### 結論

#### 7.1 本研究のまとめ

本論文ではビル空調システムの各状態を表す確率付定性モデルをもとに、起こり得る可能性の高い挙動のみを推定し、その推論結果と観測値との比較によって故障箇所の推定を行う確率的定性推論による故障診断方式と、確率的定性推論を利用した確率付定性モデルの自動生成方法を提案した。

本論文ではこれらの研究成果を以下の6章に分けて述べた。

第1章ではまず、ビル空調システム故障診断の必要性とその方法について検討し、定性モデルに基づいたアプローチが有効であることを述べた。このアプローチでは解決すべき課題として、対象システムの定性モデル表現方法、それを用いた定性推論方法、さらには定性モデル生成の自動化が必要であることを述べた。これらの課題とビル空調システム故障診断について関連する従来の研究について検討した後、本研究の方針として定性モデルに確率を取り入れた確率付定性モデル表現、そのモデルを用いてシステムの挙動を推定する確率的定性推論とこの推論を利用した故障診断、さらには確率付定性モデルの特徴パラメータ表現とモデル自動生成を示した。

第2章ではビル空調システムの概要を説明した後、ビル空調システムを定性的にモデル化する際に表現すべき状態要素と機能要素について述べ、それらに対応するモデル構成要素であるノード、アークと伝播規則、関数の説明を行った。さらに定性モデルの曖昧性などから一意に定まらない機能要素の挙動を確率を用いて表現する方法を提案した。次にこの定性モデル(確率付定性モデル)を用いてシステムの動作を推定する確率的定性推論方法を提案した。この方法では、推定されるシステムの各状態に存在確率を持たせ、確率の低い状態を消去する手法により、定性推論の従来の課題であった挙動の枝分かれに

よる爆発的増加を防いでいる。またモデルの挙動のうち、与えられた観測値に整合する挙動が生起する割合をもとに挙動の妥当性の評価値として測定値一致度を提案し、故障モデルごとの測定値一致度比較による故障診断方法を示した。

第3章では現実的な規模のビル空調設備に対してもパーソナルコンピュータ上で推論を行なえる手法として効率的定性推論方式を提案した。これは、(i) 実際に測定される測定値系列を先読みすることによって将来起り得ない挙動へ向かう変化方向をもつ状態を予め消去する、(ii) 状態遷移によって分割した全状態を把握することなく存在確率の低い状態を消去する、といった状態生成の抑制方法である。この方法の有効性について診断に必要な前提条件を定めた上で確認した。その結果、生成される状態数が10～20%に抑制され、推論の処理時間も従来の手法の10%程度に短縮されたことが分かった。最後にこの手法を実際に稼働している3部屋空調の部屋空調設備に適用し、短時間で故障診断が行えることを確認した。

第4章では多数の確率パラメータをもつ確率付定性モデルを少数の特徴パラメータで表現する方法を提案した。確率付定性モデルの持つ確率パラメータは一定の規則に基づいて定まっておき、互いに相関関係をもっている。そこでそのような関係を顕在化させ、少数のパラメータでアークの伝播規則・関数を表記する方法を提案した。その結果、定性モデルの持つパラメータ数を5%以下にすることが可能になった。また従来の確率パラメータ表現方法との比較を行った結果、測定値一致度がほとんど同じであることが分かった。さらに特徴パラメータの感度解析を行い、特徴パラメータの変化によって測定値一致度が滑らかに変化することが確認できた。

第5章では、第4章で示した特徴パラメータ表現を利用して確率付定性モデルを自動的に作成する方法を提案した。この方法ではまず、対象システムの計装図から作成した定性モデルの枠組に対して、この枠組が持つアークの伝播規則および関数について、計装図から得られる定性的な情報をもとに、特徴パラメータを仮設定する。そしてこの仮定性モデルの持つ特徴パラメータを最急勾配法による特徴パラメータ自動調整方法によって、観測値系列に基づく調整を行う。次に、このモデル生成方法を実際に稼働しているVAVシステムについて適用し、その有効性を確認した。最後に自動生成したモデルをもとに故障モデルを作成して確率的定性推論による故障診断を行い、高い精度で故障を検知できることを確認した。

第6章では、前章までに提案した確率的定性推論による故障診断手法を実際に稼働している部屋空調設備に適用し、その計装図と観測値系列から故障診断を行った。まず、東京のある病院で稼働している病室などの空調システムについてクレームに基づく故障診断を行った結果、現場で実際に発生している故障を検知できた。次に同じ病院の冷水蓄熱

槽型熱源システムの冷凍機まわりについて、実際に発生した4つの故障の観測値系列をもとに故障診断を行った。その結果、全ての故障をそれぞれに対応した故障モデルによって特定できた。さらに東京のあるビルのVAVシステムについて、故障を想定した動作実験の際に得られた観測値系列をもとに故障診断を行い、確率的定性推論による方法が有効であることを確認した。これらの実験を通して確率付定性モデルにより多種多様なビル空調システムを表現でき、モデルから確率的定性推論により導かれる対象システムの推定動作と実際の観測値との比較によって実際に発生した故障を検知できるという、確率付定性モデルと確率的定性推論による故障診断の有効性が確認できた。

## 7.2 今後の研究課題

第一の課題としてビル空調システムから得られたデータからリアルタイムで故障診断を行うシステムの構築が挙げられる。本論文で提案している故障診断方法では、診断までに定性モデルの構築と観測値の抽出をオペレータによって行わねばならず、クレームに対し迅速な対応ができなかった。そこで本論文の故障診断方法を応用し、対象システムの定性モデルを現時点までの観測値の履歴によって常に更新し、そのモデルをもとに確率的定性推論による故障診断を常時行うリアルタイム故障診断システムが求められる。このシステムにより専門家によらずにシステムの異常の有無を常時監視できるようになり、クレーム発生以前の故障の検知も可能になる。

第二の課題として過渡状態に対する確率的定性推論による挙動推定方法があげられる。本論文で提案している確率的定性推論では、比較的变化が滑らかなシステムの定常状態に対してその挙動推定が可能である。すなわちこの推論では急激な観測値変化や積分制御による挙動には対応しておらず、そのため故障状態が顕著に現れる過渡状態を利用できない。過渡状態についても確率的定性推論で挙動推定できれば、故障検知率の飛躍的な向上が期待できる。

第三の課題として確率付定性モデルが持つ定性値の定義方法があげられる。確率付定性モデルでは定性値境界付近では観測値が変化すると定性値も変化する。したがって観測値の微妙な変化が断続的に起こると、観測値と定性モデルが示す対象システムの推定動作との整合性が低下し、対象システムが示す本質的な動作の追跡が困難になる。また定性値定義によってはモデルが示す推定動作において故障状態ごとの切り分けが難しくなり、故障検知が不可能になる場合も考えられる。そこで定性モデルによってシステムの本質的な挙動があらわされるような柔軟な定性値定義方法 [84] や、統計的に得られる観測値データの傾向からの決定によって故障状態との動作の切り分けを可能にするような定性値定義方

法 [85] が必要とされる。

第四の課題としてビル空調システム施工時の故障診断があげられる。施工されたばかりのビル空調システムでは、得られた観測値系列が正常状態を表しているか判断できないため、観測値系列によって定性モデルを自動的に生成できず、おおまかな挙動を表すモデルしか作成できない。そこでそのようなモデルを用いて施工時のシステムの故障、とりわけ発生頻度の高いセンサに関する故障を検知する方法 [86-89] が求められている。

第五の課題として確率的定性推論によるビル空調システムの予防保守があげられる。予防保守では機器を運転した場合の損耗や性能の劣化を予想し、その結果に従った保守計画とその実行によって、機器の老朽化を最小限にとどめ、運転中の故障の発生を防止する。これにより空調システム内の各機器の寿命を伸ばすことができ、故障の起こる可能性も大きく抑制できる。確率的定性推論により機器の損耗や性能劣化が予測できれば、これまで必要とされた多数の専門家によらずに低コスト・短時間で予防保守が行えるであろう。

第六の課題として確率的定性推論による故障診断のビル空調システム以外への適用が挙げられる。確率的定性モデル表現は対象システムの本質的な動作を推定するための単純なモデル表現であり、汎用性が高いと考えられる。ビル空調システム以外でも確率的定性モデル表現の適用といくつかの測定点での一定周期ごとの観測が可能なシステムでは、確率的定性推論による故障診断が適用できると思われる。

## 謝辞

本研究の全過程を通じ、懇切なる御指導、御鞭撻を賜った大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻 薦田憲久教授に心から感謝の意を表します。

本研究にまとめるにあたり、貴重なお時間を割いて頂き、丁寧なる御教示を賜りました大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻 西尾章治郎教授、鈴木胖教授に深く感謝申し上げます。

大阪大学工学部、同大学院工学研究科において日頃より講義等を通じて研究分野の基礎的な学問を御指導を頂いた、大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻の 寺田浩詔名誉教授 (現 高知工科大学教授)、白川功教授、藤岡弘教授、村上孝三教授、滝根哲哉助教授、石浦菜岐佐助教授、中前幸治助教授、塚本昌彦助教授、朴柄植助教授ならびに電子情報エネルギー工学専攻 岸野文郎教授に深く感謝の意を表します。

本研究を遂行するにあたり共同研究者として直接御指導頂き、叱咤激励とともに終始有益なる御助言を頂きました大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻 大川剛直助教授に心より御礼申し上げます。

本研究を進める上で共同研究者としてビル空調設備に関する多大な資料やデータを快く提供して下さい、空調システムの専門家としての立場から様々な助言を頂きました山武ハネウエル株式会社ビルシステム事業部マーケティング部 宮坂房千加課長に厚く御礼申し上げます。

本研究を進めるにあたり、空調システムの専門家として多くの御助言や資料を提供して頂いた山武ハネウエル株式会社ビルシステム事業部マーケティング部 神村一幸次長、山武計装株式会社ビルマネージメント事業部東東京事業所中央サービスセンター 石川良光所長、企画開発部 渡辺修部長、邱偉係長に深く感謝します。

本研究の過程で適切な御助言、御指導を賜った大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻 一階良知助手に厚く御礼申し上げます。

また著者が取り組む以前に本研究の基礎を築かれた、大阪大学工学部情報システム工学科薦田研究室の卒業生である 三原克史氏 (現 (株) 日立製作所)、青野慶久氏 (現 インター

ネットオペレーションズ(株))、有本慎司氏(現 住友電気工業(株))に心から御礼申し上げます。

そして同研究室の吉川義章氏(現 NTT 関西移動通信網(株))、王平氏、山崎高弘氏には共同研究者として本研究の細部に至るまで昼夜を問わない熱心な討論を行い、研究の進捗の上で様々な御助力を頂きました。また同研究室秘書の八川三保子氏、および同研究室の方々には日頃から多大な御支援を頂きました。ここに記して以上の方々に深く感謝の意を表する次第です。

## 参考文献

- [1] 井上宇市: “空気調和ハンドブック,” 丸善 (1982).
- [2] 小原淳平: “100万人の空気調和,” オーム社 (1990).
- [3] 落藤澄 編著: “現代の空気調整工学,” 朝倉書店 (1996).
- [4] 空気調和・衛生工学会 編: “空気調和設備計画設計の実務の知識,” オーム社 (1995).
- [5] “特集 多様化ニーズに答える空調システム,” 日立評論, vol. 74, no.12 (Dec. 1992).
- [6] 高田秋一, 高田俱之: “空気調和装置,” 産業図書 (1977).
- [7] 植野雅章, 田村佳彦: “プラント異常診断支援システムのための定量モデルによる知識表現,” 人工知能学会誌, vol.5, no.2, pp.173-183 (Mar. 1993).
- [8] F. Lackinger and W. Nejd: “Diamon: A model-based troubleshooter based on qualitative reasoning,” *IEEE Expert*, vol.8, no.1, pp.33-40 (Feb. 1993).
- [9] F.A. Lackinger and I. Obreja: “Model-based troubleshooting of complex technical systems using integrated qualitative techniques,” in *Proc. of AI, Simulation and Planning in High Autonomy System*, pp.122-129 (Apr. 1991).
- [10] B. Kuipers: “Qualitative Reasoning, Modeling and Simulation with Incomplete Knowledge,” MIT Press (1994).
- [11] 西田豊明: “定性推論の基礎,” 人工知能学会誌, vol.4, no.5, pp.522-526 (Sept. 1989).
- [12] 西田豊明: “定性推論の諸相,” 朝倉書店 (1993).
- [13] 淵一博 監訳: “人工知能ハンドブック第IV巻,” 共立出版 (1993).

- [14] 薦田憲久, 大川剛直: “システムのモデリングとシミュレーション,” 計測自動制御学会 (1995).
- [15] 薦田憲久, 大川剛直, 安信千津子: “エキスパートシステムの設計と開発,” 昭晃堂 (1997).
- [16] 石田好輝: “定性推論の大規模システムの診断への応用,” 情報処理, vol.32, no.2, pp.137-144 (Feb. 1991).
- [17] 岩崎由美: “定性推論の応用に関する展望,” 情報処理, vol.32, no.2, pp.163-170 (Feb. 1991).
- [18] B. Kuipers and D. Berleant: “Using incomplete quantitative knowledge in qualitative reasoning,” in *Proc. of the Seventh National Conf. on Artificial Intelligence (AAAI-88)*, pp.324-329 (1988).
- [19] B. Kuipers and D. Berleant: “Qualitative-numeric simulation with Q3,” in *Recent Advances in Qualitative Physics*, B. Faltings and P. Struss (Eds.), The MIT Press, pp.3-16 (1992).
- [20] 秋吉政徳, 西田正吾: “定性推論による対象の状態遷移を考慮した故障木作成手法,” 計測自動制御学会第19回知能システムシンポジウム資料, pp.79-84 (Mar. 1994).
- [21] 林高太郎, 上野晴樹: “対象モデルに基づくシミュレーションを用いた診断ルール獲得支援システムの設計,” 電子情報通信学会技術研究報告, AI92-86~89, pp.9-16 (Jan. 1993).
- [22] 西田豊明, 川村正, 堂下修司: “定性的推論におけるあいまい性と不連続性の取り扱いについて,” 情報処理学会知識情報処理シンポジウム論文集, pp.67-76 (1985).
- [23] 西田豊明: “定性推論に関する最近の研究動向 (I) 基礎技術の進歩,” 情報処理, vol.29, no.9, pp.1009-1022 (Sept. 1988).
- [24] 堂園浩, 石田好輝, 得丸英勝: “定性ネットワークモデルとそのシミュレーションアルゴリズム,” システム制御情報学会論文誌, vol.4, no.7, pp.267-276 (July 1991).
- [25] 牧野昇 (監修): “技術立国ニッポン '97,” pp.107-128, 現代書林 (1997).

- [26] 湯澤秀樹, 松縄堅, 小川定親, 成瀬彰彦: “空調機廻り運用アドバイザーシステムの開発,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.1001-1004 (Oct. 1991).
- [27] 柴田克彦, 清水昭浩, 伊東民雄, 高橋淳: “設備診断システムの開発 (第1報) システム概要,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.993-996 (Oct. 1990).
- [28] 清水昭浩, 柴田克彦, 伊東民雄, 高橋淳: “設備診断システムの開発 (第2報) 実施例の紹介,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.997-1000 (Oct. 1990).
- [29] 堀聡, 杉松啓充, 東喜一郎, 滝寛和: “Doctor: 事例ベース推論を用いたフィールドサービス支援システム,” 人工知能学会誌, vol.9, no. 6, pp.908-916 (Nov. 1994).
- [30] 鄭明傑, 中原信生: “空調システムフォルトの動的シミュレーション, その7パターン認識による蓄熱槽検知診断のためのパラメータに関する考査,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.793-796 (Oct. 1995).
- [31] 西谷義彦, 中原信生, 鄭明傑: “空調システムフォルトの動的シミュレーション, その10 温度成層型蓄熱層シミュレーションのフォルト検知診断に関する研究,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.957-960 (Aug. 1997).
- [32] 鄭明傑, 播嵩, 中原信生: “空調システムフォルトの動的シミュレーション, その11 クラスタ分析によるフォルト検知パラメータの分類に関する考察,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.961-964 (Aug. 1997).
- [33] 播嵩, 鄭明傑, 中原信生: “空調システムフォルトの動的シミュレーション, その12 3つのパラメータによる実システムのフォルト検知と診断,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.965-968 (Aug. 1997).
- [34] A.S. Glass, P. Gruber, M. Roos, and J. Tödtli: “Qualitative Model-Based Fault Detection in Air-Handling Units,” *IEEE Control Systems*, vol.15, no.4, pp.11-22 (Aug. 1995).
- [35] 柴田克彦, 高橋淳: “振動監視に基づく空調設備の保全,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.429-432 (Sept. 1996).
- [36] 白井琢也, 柴田克彦, 高橋淳, 森和男: “音響信号によるFFUの異常診断技術の開発, (第1報) SDP法によるFFUの異常検知,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.1033-1036 (Sept. 1996).

- [37] 田辺恵一: “音響法による設備診断技術の研究, 線形予測法を応用した異常検出,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.1041-1044 (Sept. 1996).
- [38] J. de Kleer and J.S. Brown: “A qualitative physics based on confluences,” *Artificial Intelligence*, vol. 24, no.1, pp.7-83 (1984).
- [39] K.D. Forbus: “Qualitative process theory,” *Artificial Intelligence*, vol. 24, no.1, pp.85-168 (1984).
- [40] B. Falkenhainer and K. Forbus: “Setting up large-scale qualitative models,” in *Proc. of the Seventh National Conf. on Artificial Intelligence*, pp.301-306 (1988).
- [41] P. Struss: “Global filters for qualitative behaviors,” in *Proc. of the Seventh National Conf. on Artificial Intelligence (AAAI-88)*, pp.275-279 (1988).
- [42] 石田好輝, 得丸英勝: “定性的モデルの大局的性質のグラフによる解析,” 電子情報通信学会論文誌 D-II, vol.J72-D-II, no.11, pp.1910-1915 (1989).
- [43] Q. Shen and R. Leitch: “Fuzzy qualitative simulation,” *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, vol.23, no.4, pp.1038-1061 (1993).
- [44] B. Falkenhainer and K. D. Forbus: “Compositional modeling: Finding the right model for the job,” *Artificial Intelligence*, vol.51, no.1-3, pp.95-144 (1991).
- [45] D. Bobrow, B. Falkenhainer, A. Farquhar, R. Fikes, K. D. Forbus, T. Gruber, Y. Iwasaki, and B. Kuipers: “A Compositional Modeling Language,” in *Proc. of the Tenth Int. Workshop on Qualitative Reasoning*, pp.12-21 (May 1996).
- [46] A. C. Capelo, L. Ironi, and S. Tentoni: “The need for qualitative reasoning in automated modeling: a case study,” in *Proc. of the Tenth Int. Workshop on Qualitative Reasoning*, pp.32-39 (May 1996).
- [47] A. K. Goel: “Adaptive Modeling,” in *Proc. of the Tenth Int. Workshop on Qualitative Reasoning*, pp.67-73 (May 1996).
- [48] U. Heller, and P. Struss: “Transformation of Qualitative Dynamic Models - Application in Hydro-Ecology,” in *Proc. of the Tenth Int. Workshop on Qualitative Reasoning*, pp.83-92 (May 1996).

- [49] S. Addanki, R. Cremonini, and P. J. Scott: “Reasoning about assumptions in graphs of models,” in *Proc. of the Eleventh Int. Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-89)*, pp.1432-1438 (Aug. 1989).
- [50] S. Addanki, R. Cremonini, and P. J. Scott: “Graphs of models,” *Artificial Intelligence*, vol.51, no.1-3, pp.145-178 (1991).
- [51] I. Bratko, S. Muggleton, and A. Veršek: “Learning qualitative models of dynamic systems,” in *Inductive Logic Programming*, S. Muggleton (Ed.), Academic Press, London, pp.437-452 (1992).
- [52] K. Mihara, Y. Aono, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: “Stochastic qualitative reasoning and its application to diagnosis of air conditioning system,” in *Proc. of the IEEE Industrial Electronics Society '94*, pp.1401-1406 (Sept. 1994).
- [53] 宮坂房千加, 石川良光, 東幸彦, 三原克史, 薦田憲久: “確率的定性推論を利用した空調システム不具合検知方法, その1 定性シミュレーション,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.1097-1100 (Oct. 1994).
- [54] K. Mihara, Y. Aono, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: “Diagnosis of an air conditioning system by stochastic qualitative reasoning,” in *Proc. of the 1994 IEEE Symposium on Emerging Technologies & Factory Automation (ETFA '94)*, pp.86-91 (Nov. 1994).
- [55] 三原克史, 青野慶久, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “確率的定性推論によるビル空調設備故障診断方式,” 計測自動制御学会論文誌, vol.31, no.9, pp.1510-1518 (Sept. 1995).
- [56] M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: “Practical Application of Stochastic Qualitative Reasoning to Fault Detection of Building Air Conditioning Systems,” in *Proc. of the Tenth Int. Workshop on Qualitative Reasoning*, pp.283-291 (May 1996).
- [57] T. Ohkawa, M. Yumoto, N. Komoda, and F. Miyasaka: “Stochastic Qualitative Simulation for Fault Diagnosis of Building Air Conditioning Systems,” in *Proc. of the 11th Int. Conf. on Artificial Intelligence in Engineering (AIENG'96)*, (in CD-ROM) (Sept. 1996).

- [58] 設備と管理編修部 編: “絵とき空調・給排水の基礎知識,” オーム社 (1977).
- [59] 中井多喜雄: “イラストでわかる空調の技術,” 学芸出版社 (1991).
- [60] 牧野彰一, 今井与藏, 植村朝一: “空気調和・衛生設備の基礎,” 彰国社 (1980).
- [61] W. P. Jones: “Air Conditioning Engineering,” Edward Arnold (1973).
- [62] 石井博昭, 塩出省吾, 新森修一: “確率統計の数理,” 裳華房 (1995).
- [63] Athanasios Papoulis (中山謙二, 根本幾, 町田東一 訳): “確率とランダム変数,” 東海大学出版会 (1992).
- [64] 稲垣宣生, 山根芳知, 吉田光雄: “統計学入門,” 裳華房 (1992).
- [65] S. Arimoto, K. Mihara, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: “Real-time Stochastic Qualitative Simulation of Large Scale Air Conditioning System,” in *Proc. of the IEEE Int. Symposium on Industrial Electronics '95 (ISIE '95)*, pp.902-907 (July 1995).
- [66] 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “故障診断のための効率的な確率的定性推論方式,” 計測自動制御学会論文集, vol.34, no.2 (Feb. 1998)(掲載決定).
- [67] M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: “An Approach to Automatic Model Generation for Stochastic Qualitative Simulation of Building Air Conditioning Systems,” in *Proc. of the IEEE Int. Symposium on Industrial Electronics '96 (ISIE '96)*, pp.1037 - 1042 (June 1996).
- [68] 湯本真樹, 山崎高弘, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “ビル空調システム故障診断のための確率付定性モデル自動生成,” 電気学会C部門論文誌, vol.118, no.3 (May 1998)(掲載決定).
- [69] 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “確率付定性モデルのパラメータ表現,” 計測自動制御学会論文集, vol.34 (1998)(掲載決定).
- [70] 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “確率付定性モデルのパラメータ自動調整方法,” 平成8年電気関係学会関西支部連合大会論文集, G3-98, p.G98 (Nov. 1996).

- [71] 山崎高弘, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “確率付定性モデルのパラメータ自動調整方法の評価,” 平成9年度電気学会全国大会, 626, pp.3-118-3-119 (Mar. 1997).
- [72] M. Yumoto, T. Yamasaki, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: “Automatic Model Generation for Stochastic Qualitative Reasoning of Building Air Conditioning Systems,” in *Proc. of the Eleventh Int. Workshop on Qualitative Reasoning*, pp.355 - 363 (June 1997).
- [73] T. Yamasaki, M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: “Automatic parameter tuning of stochastic qualitative model of building air conditioning system,” In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Intelligent Engineering Systems (INES '97)*, pp.415-420 (Sept. 1997).
- [74] 山崎高弘, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “実測データに基づく確率付定性モデルのパラメータ自動調整,” 電気学会C部門論文誌, vol.117, no.11, pp.1650-1656 (Nov. 1997).
- [75] 湯本真樹, 山崎高弘, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “ビル空調システム故障診断のための確率付定性モデル自動生成,” 平成9年電気学会電子・情報・システム部門大会, B-4-5, pp.535-540 (Aug. 1997).
- [76] 宮坂房千加, 石川良光, 湯本真樹, 大川剛直: “確率的定性推論を利用した空調システム不具合検知方法, その2 現場データによる定性シミュレーション,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.797-800 (Oct. 1995).
- [77] 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “熱源システムの定性シミュレーション,” 平成7年電気関係学会関西支部連合大会論文集, G3-34, p.G101 (Nov. 1995).
- [78] 宮坂房千加, 石川良光, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久: “確率的定性推論を利用した空調システム不具合検知方法, その3 実用化へのアプローチ,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.1065-1068 (Sept. 1996).
- [79] P. Wang, M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: “Stochastic Qualitative Simulation of Heat Source System,” in *Proc. of the 1996 IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics (SMC'96)*, pp.1414-1419 (Oct. 1996).

- [80] 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “確率的定性推論によるビル空調用熱源システムの不具合検知方式,” 電気学会C部門論文誌, vol.116, no.11, pp.1281-1287 (Nov. 1996).
- [81] 宮坂房千加, 邸偉, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久: “確率的定性推論を利用した空調システム不具合検知方法, その4 VAV システムの異常検知,” 空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集, pp.949-952 (Aug. 1997).
- [82] P. Wang, M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: “Fault Detection of a Heat Source System by Stochastic Qualitative Reasoning,” in *Proc. of the Third IJCAI Workshop on Engineering Problem for Qualitative Reasoning*, pp.89-94 (Aug. 1997).
- [83] M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: “Fault Detection for a Variable Air Volume System by Stochastic Qualitative Reasoning,” *Studies in Informatics and Control*, vol.7, no.1 (Mar. 1998)(printing).
- [84] 王平, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “定性推論における定量値の柔軟な定性値化方式,” 平成9年電気関係学会関西支部連合大会論文集, G3-35, p.G98 (Nov. 1997).
- [85] 山崎高弘, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “確率付定性モデルの定性値自動決定法,” 平成9年電気学会関西支部連合大会論文集, G3-36, p.G99 (Nov. 1997).
- [86] 王平, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “定性推論によるセンサ施工時不具合検知方式,” 平成8年電気関係学会関西支部連合大会論文集, G3-99, p.G99 (Nov. 1996).
- [87] 王平, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “ビル空調用熱源システムのためのセンサ施工時不具合検知方式,” 平成9年電気学会電子・情報・システム部門大会, B-4-4, pp.531-534 (Aug. 1997).
- [88] P. Wang, M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda, and F. Miyasaka: “An inspection method for sensors installation fault in air conditioning systems by stochastic qualitative reasoning,” in *Proc. of the 1st Int. Conf. on Intelligent Processing Systems (ICIPS '97)*, pp.1511-1515 (Oct. 1997).

- [89] 王平, 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “ビル空調システムのための定性推論によるセンサ施工時不具合検知方式,” 電気学会C部門論文誌, vol.118 (1998)(掲載決定).

