

# ファジィ予測モデリングとファジィ予見制御 に関する研究

2004 年 1 月

九州工業大学附属図書館



\*0010557841\*

島 川 学

# 目次

<b>第 1 章 序論</b>	<b>1</b>
<b>第 2 章 ファジィ関係補間型ファジィ推論法</b>	<b>9</b>
2.1 緒言	9
2.2 ファジィ関係補間型ファジィ推論法	10
2.3 推論過程	12
2.3.1 入力の実数値の場合	13
2.3.2 入力ファジィ集合の場合	13
2.4 例題	14
2.4.1 ファジィルールとファジィ関係	14
2.4.2 入力の実数値の場合	16
2.4.3 入力ファジィ集合の場合	19
2.5 分散データのファジィモデリング	22
2.5.1 モデリングデータ	22
2.5.2 ファジィモデリング	22
2.6 結言	25
<b>第 3 章 活性汚泥処理プロセスの BOD 値ファジィ予測モデル</b>	<b>26</b>
3.1 緒言	26
3.2 活性汚泥処理プロセス	27
3.2.1 活性汚泥処理プロセスの概要	27
3.2.2 観測データ	28
3.3 BOD 値ファジィ予測モデル	28
3.3.1 ファジィ予測モデルの構成	28
3.3.2 モデル 1	29

3.3.3	モデル2	30
3.4	ファジィモデリングと結果	32
3.4.1	モデル1	32
3.4.2	モデル2	34
3.5	ファジィ予測モデルのラベル付け	36
3.6	結言	42
<b>第4章</b>	<b>上水道システムの需要量ファジィ予測モデル</b>	<b>43</b>
4.1	緒言	43
4.2	上水道システム	43
4.3	線形式による補間型ファジィ推論法の拡張	44
4.4	需要量ファジィ予測モデル	47
4.4.1	モデル1	48
4.4.2	モデル2	50
4.4.3	モデル3	51
4.5	ファジィモデリングと結果	53
4.5.1	ファジィ予測モデルによる需要量予測	53
4.5.2	ファジィモデリングの評価値	53
4.5.3	ファジィ数を入力とした場合	56
4.6	結言	59
<b>第5章</b>	<b>自律型移動ロボットのファジィ予見学習制御</b>	<b>60</b>
5.1	緒言	60
5.2	移動ロボット制御システム	61
5.2.1	制御システムの概要	61
5.2.2	制御システムの処理の流れ	62
5.3	ファジィ予見による走行制御	68
5.3.1	走行制御ルール	68
5.3.2	ファジィ予見制御	71
5.4	ファジィ予見学習制御	73
5.4.1	学習機能の付加	73

5.4.2	学習アルゴリズム	74
5.5	実験と結果	79
5.5.1	実験環境	79
5.5.2	実験1 (障害物なし)	79
5.5.3	実験2 (障害物あり)	82
5.6	結言	82
<b>第6章</b>	<b>結論</b>	<b>83</b>
	<b>謝辞</b>	<b>86</b>
	<b>参考文献</b>	<b>87</b>

# 第1章 序論

我々は、日常生活において、将来の状況を予測したり、その予測を踏まえて行動を決定していることが多い。例えば、「今日は週末で雨も降っているから道路が混みそうだ」というように、過去の経験や周囲の状況などの何らかの情報をもとに、はっきりと分からない将来の状況を計り知ろうとする。このことを「予測」という。また、「予測」に似た言葉で「予見」という言い方がある。予見とは、「道路が混みそうだから早めに出発しよう」というように、将来の状況の予測結果を踏まえて意思決定を行うことをいう。別の例として、自動車を運転する場合に、運転手は前方を見て運転している。前方の道路がカーブしているとき、安全にカーブを曲がれるように前もって速度を落とすことができる。このように将来の状況がはっきりと分かっている場合、あるいは予測が可能である場合に、その将来の状況を踏まえた上でどのような行動を取ればよいかを決定することを「予見」という。本論文では、このように「予測」と「予見」を異なる意味として区別して取り扱う。

「道路が混みそうだ」という例を示したが、週末にどの程度の雨が降るとどのくらい道路が混雑するのだろうか。また、道路が混んでいるとき、どのくらい早めに出発すればいいのだろうか。我々は、雨が降ったとき道路が混雑し易いことを知っていて、雨が降っているときに道路を通ったことがあれば、その道路がどのくらい混雑するか経験的に分かっている。道路の混み具合を説明する場合、「少し混みそうだ」とか、「かなり渋滞しそうだ」という言い方をする。あるいは、「いつもなら20分くらいで行けるけど、雨が降っているから少なくとも30分くらいはかかるだろう」というような言い方をすることもできる。我々は、「少し」、「かなり」、「30分くらい」というような、曖昧さを含んだ言葉を用いることによってその意味や定義の曖昧な概念を表し、厳密な言及を避ける傾向にある。このような人間の言葉や思考における曖昧さを取り扱う手法としてファジィ理論がある。ファジィ理論は、人間の主観や定性的な思考過程を定量的に取り扱う手法ともいえる。本研究は、ファジィ理論を予測と予見に適用した「ファジィ予測」と「ファジィ予見」を取り扱う。

ファジィ理論は、1965年に米国カリフォルニア大学の Zadeh 教授によって提唱された [27].

ファジィ理論で取り扱おうとしているのは、言葉の意味や定義に含まれる曖昧性のように、大局的には理解できるがその意味するところがぼやけているような不確かさである。

将来の状況を予測することができれば、その予測の結果を踏まえて、前もって対策を施したり、最大の利益を得るための意思決定を行う、といったことが可能となる。正確な予測が可能であれば良いが、さまざまな要因により、予測値には誤差が含まれる。確率的な手法によれば、将来の状況を表す期待値によって予測値を表し、誤差の程度を分散値などを用いて提示することもできる。また、ファジィ理論によるアプローチでは、ファジィ集合を用いて予測値を表し、ファジィ集合のメンバーシップ関数の拡がりによって誤差の程度を示すこともできる。いずれにしても、我々人間が予測結果を判断して何らかの意思決定を行わなければならない場合、予測結果の解釈の容易さがポイントとなる。それは、予測結果の解釈を誤れば、正しい意思決定をすることができないからである。

予測を行うためには、対象システムの特徴を表すモデルを作成する必要がある。そのモデルを使ってシミュレーションすることで、対象システムの将来の状態を求めることができる。対象システムの特徴を表すモデルを作成することをモデリングという。ファジィ理論をモデリングに適用したファジィモデリングは、対象システムに含まれる種々の曖昧さを反映させるようなモデル（ファジィモデル）を構築する手法として注目されている。ファジィモデリングは、大別して次の2つのアプローチがある。

- 従来から用いられてきた数学モデルをファジィ化したもの。
- IF-THEN 形式のファジィルールでシステムをモデル化したもの。

前者は、線形回帰モデルのような数学モデルを基本とするもので、それを構成する係数としてファジィ数を用いて、取り扱うデータに含まれる曖昧さを考慮するものである。後者は、IF-THEN 形式のファジィルールによって対象システムの構造的な曖昧さを表現し、ファジィ推論によって入出力を関係付けるものである。

田中らは、回帰モデルの係数をファジィ数として同定することにより、応答変数の可能性分布を予測する可能性線形回帰モデルを提案している [26]。ファジィ数とは、数直線上のファジィ集合のことであり、そのメンバーシップ関数を可能性分布とみなしている。通常の回帰分析では応答変数のデータに確率的誤差が含まれるという想定のもとに、応答変数の挙動の期待値を予測するのに対し、可能性線形回帰モデルでは応答変数の取り得る値とその可

能性を予測する。ファジィ数を表すメンバーシップ関数は正規性と凸性を満たす。したがって、メンバーシップ関数の形状が複雑でなければ、そのファジィ数が定量的に表しているモデルの出力を容易に解釈することができる。しかし、可能性線形回帰モデルは線形回帰式を基本としているので、非線形性の強いシステムをモデル化する場合に、線形回帰式の定式化が難しい。

一方、ファジィ推論を用いたファジィモデルは、複数のファジィルールにより非線形なシステムの入出力関係を表現することができる。ファジィ推論は、直接法と間接法に大別できる。間接法は、真理値空間を媒介して間接的に推論結果を求める方法である。直接法は、真理値空間を媒介せずに直接推論結果を求める。直接法の方が、間接法に比べて推論機構が簡単なので、一般的に用いられている。現在、直接法と呼ばれているファジィ推論法の基本となっているのは、Mamdani がスチームエンジンの実験装置の制御の用いた推論法である [10]。Mamdani の推論法は、 $\min$  演算と  $\max$  演算によって簡単に実現できる。

ファジィ推論によって得られる推論結果は、メンバーシップ関数で表されるファジィ集合として得られる。ファジィ推論をコントローラに適用したファジィ制御では、操作量を決定するために、重心法などの非ファジィ化手法を用いてファジィ推論によって得られたメンバーシップ関数の代表値を算出する必要がある。この非ファジィ化の部分をも簡略化したファジィ推論法として、簡略型ファジィ推論法 [51] がある。この簡略型ファジィ推論法は、非ファジィ化の手法として加重平均を用いており、重心法と比較して計算量がかなり少ないという特徴がある。しかも、簡略化しているとはいえ、Mamdani の推論法と同等の推論結果を得ることができる。また、ファジィルールを表すパラメータが少なくすむので、学習によってパラメータを調整する必要がある場合などに有利である [30]。このような理由から、実際のファジィ制御システムやファジィエキスパートシステムなどの分野において簡略型ファジィ推論法が最もよく使用されている。

高木・菅野は、ファジィルールの後件部を線形式としたファジィ推論法を提案している [25]。このファジィ推論法は関数近似の能力があり、特に、非線形なシステムを部分的な線形モデルの組み合わせとみなしたファジィモデリングに有効である。このファジィ推論法は、関数型ファジィ推論法や高木・菅野のファジィモデルなどと呼ばれている。非線形なシステムのモデル化に適していることから、システムの状態予測のためのファジィモデルとして広く利用されている [23, 24, 43–45]。

簡略型ファジィ推論法や関数型ファジィ推論法による推論結果は実数値となり、ファジィ

集合ではない。Mamdani の推論法に代表されるような含意規則を用いるファジィ推論法は、ファジィ集合による推論結果を得ることができる。しかし、推論結果を表すメンバーシップ関数が台形を重ね合わせたような複雑な形状になるため、そのままではその推論結果が表している意味を解釈することは難しい。

ファジィルールの前件部に対する入力 of 適合度として入力変数空間のメンバーシップ関数間の距離に着目した方法として、線形補間型ファジィ推論法 [5] や距離型ファジィ推論法 [64] が提案されている。線形補間型ファジィ推論法や距離型ファジィ推論法による推論結果はファジィ集合であり、またそのメンバーシップ関数の形状も複雑になりにくいので、推論結果の意味を解釈することは容易である。しかし、ファジィ集合を入力として与えた場合、入力 of ファジィ集合 of 曖昧さが増加しても推論結果 of ファジィ集合 of 曖昧さは増加しない。一般的な考え方に基つけば、与えられる入力 of 曖昧になれば、それによつて得られる推論結果も曖昧になると考えるのが自然である。

本研究では、予測値をファジィ集合で表現することのできるファジィ予測モデルを取り扱う。そして、このようなファジィ予測モデルを構築することを「ファジィ予測モデリング」と呼ぶ。このファジィ予測モデルは、オペレータがシステム of 運用をするために予測結果を判断して何らか of 意思決定を行わなければならない場合に、オペレータにとつて解釈 of 容易なファジィ集合によつて予測値を提供するものである。オペレータが予測値を容易に理解できるために、次の 2 つ of 事項を満たすようなファジィ推論法が必要とされる。

1. 推論結果はファジィ集合であり、そのメンバーシップ関数の形状は複雑になりやすく、意味 of 解釈が容易である。
2. 与えられる入力 of 曖昧になれば、それによつて得られる推論結果も曖昧になる。

そこで、本研究では、これら 2 つ of 事項を満たすファジィ推論法を提案する [17, 18, 20, 39, 40]。このファジィ推論法は、含意規則を用いずにファジィ関係を補間的に求める方法であり、「ファジィ関係補間型ファジィ推論法」、または単に「補間型ファジィ推論法」と呼ぶことにする。本研究では、補間型ファジィ推論法を解説し、上記 2 つ of 事項を満たしていることを示す。さらに、提案したファジィ推論法を、活性汚泥処理プロセスにおける BOD 値ファジィ予測モデル [19] と、上水道システムにおける需要量ファジィ予測モデル [21] に適用する。

活性汚泥処理プロセスとは、浄化処理施設で用いられる下水 of 処理方法の一つである。浄化された処理水は、殺菌・消毒を施された後、河川あるいは海域に放流される。したがつて、



浄化された処理水の BOD 値が安全基準を満足するように処理プロセスの運転管理が行われる必要がある。処理プロセスの自動化が望まれているが、活性汚泥処理プロセスは複雑な系であり、正確なモデル化が困難であったことが、自動化を遅らせる原因になっている。そのような複雑なシステムのモデル化を考えた場合、ファジィ集合によって出力の取り得る範囲を表現する方法が適していると考えられる。そこで、提案した補間型ファジィ推論法を用いて、活性汚泥処理プロセスにおける BOD 値を求めるファジィ予測モデルを構築する。このファジィモデルを構成するファジィルールは言語的な言葉でラベル付けされたファジィ集合によって表現することができるので、モデル化されたプロセスの入出力関係を理解することも比較的容易である。

上水道システムでは、オペレータが需要量を予測し、上水の安定供給のための運用計画を立てる必要がある。需要量は、その日の天候や気温、曜日などによって多様に変化する。また、前日からの天候の変化や曜日の変化にも影響を受ける。このように、予測する日の天候や気温など不確定な項目に左右されるので、需要量を正確に予測することは困難である。このような曖昧さを含むシステムのモデル化を考えた場合、モデルの出力が単に実数値であるより、ファジィ集合によって表現されることの利点は大きい。そこで、提案した補間型ファジィ推論法を用いて、需要量を予測するファジィ予測モデルを構築する。このファジィ予測モデルによる予測結果はファジィ集合で与えられ、そのメンバーシップ関数の形状が複雑になりにくいことから、オペレータによる予測結果の解釈が容易となることが期待できる。

Zadeh 教授は自然言語とコンピュータ論理との融合を狙ってファジィ理論の研究を始めたようであるが、その後、工学、OR、経営管理、経済、社会、心理、医学など広範囲な分野でその応用研究がなされている。その中でも、制御工学の分野に応用したファジィ制御が顕著である。1974年に英国ロンドン大学の Mamdani 教授がスチームエンジンの実験装置の制御へ適用したのがファジィ制御の最初である [10]。その後、世界中で多くの研究が行われてきた。ファジィ制御が実システムへ適用された事例としては、セメント・キルン [4]、浄水場の薬品注入制御 [63]、列車の自動運転システム [58, 59, 62]、ロボット制御 [29, 38, 50]、クレーン制御 [60]、トンネル切削のシールド機械の制御 [36]、エレベータ制御 [49, 61] など、幅広い分野での応用事例が報告されている。その後、1990年代には、我々の生活においても身近な家庭電化製品にも「ファジィ」という付加価値のついた製品が数多く開発され [35, 48, 55]、消費者の購買欲を高めていた。

ファジィ制御では、制御知識を IF-THEN 形式のファジィルールによって言語的に記述し、ファジィ推論を用いて操作量を求め、制御を行う。制御知識を表すファジィルールの前件部 (IF 部) には対象システムの状態を記述し、後件部 (THEN 部) にはその状態に応じた操作内容を記述する。例えば、「もし (IF), 温度が約 30℃くらいならば, (THEN) 設定目標を少し下げる」という記述ができる。前件部のシステムの状態や後件部の操作内容は、「約 30℃くらい」とか「少し下げる」のような曖昧さを含む言語的な記述が許容される。そのような曖昧な概念をファジィ集合によって取り扱い、それを特性付けるメンバーシップ関数で定量化する。ファジィルールの前件部と後件部との間にはファジィ関係が成立する。このファジィ関係もまたメンバーシップ関数によって表される。現在のシステムの状態を入力として、ファジィルールが表すファジィ関係を用いてファジィ推論を行うことにより、操作量である推論結果を求めることができる。

ファジィ理論が制御工学の分野に広く応用されていることを述べたが、その中の一つに自律型移動ロボットの走行制御に応用した事例がある。自律型移動ロボットとは、ロボット自らが周囲の状況を判断して目的の場所まで移動することのできるロボットのことである。文献 [54] は、自律型移動ロボットの走行時における動的障害物回避問題を取り扱っている。移動ロボットの進行方向にある障害物に対して、移動ロボットと障害物との相対位置と相対速度に関する 2 つの危険度をファジィ推論によって求め、これら 2 つの危険度をもとにデシジョンテーブルを用いて衝突回避のための制御指令を決定している。これは人間の回避行動を状況判断による危険度認識と衝突回避動作を決定する行動決定の 2 つのステップで構成した移動障害物回避アルゴリズムであり、ファジィルールによって人間の回避行動を表現しやすく、柔軟な回避行動を取ることができる。しかし、障害物は連続的な運動をすると仮定しており、障害物の動作予測機能に欠けるという問題点がある。また、危険度を求めるためのファジィルールに関するパラメータやデシジョンテーブルのパラメータを、シミュレーションを繰り返しながら試行錯誤的に調整している。

小山らは、ファジィ推論を用いて障害物の移動予測が可能な障害物回避アルゴリズムを提案している [37]。この方法は、障害物の移動速度をファジィ数で与え、移動ロボットの行動周期単位で障害物の位置を予測する。障害物の予測位置もファジィ数として与えられる。予測位置のファジィ数の区間を考慮して危険度を求め、衝突回避のための回避方向を決定する。この方法により、移動障害物の速度がある一定幅で変動するような場合においてもうまく回避できる。しかし、ある障害物を回避したために別の障害物に衝突するようなケースが考え

られるため、複数の障害物を同時に把握して回避方向を決定する必要がある。また、メンバーシップ関数などのパラメータ調整は、シミュレーションにより試行錯誤的に行っている。

ファジィ制御を行う場合、ファジィルールを構成するパラメータをどのように調整するか、という問題に直面する。ここに示した2つの事例は、いずれもシミュレータを用いた実験を行っており、シミュレーションを繰り返すことにより試行錯誤的にパラメータ調整を行っている。しかし、シミュレータではなく実機を用いることを想定すると、試行錯誤的な手段は壁や障害物と衝突する危険があり、適切な方法とはいえない。

本研究では、この問題に対処するために、自律型移動ロボットの走行制御にファジィ予見を用いたファジィ予見制御を適用する。ファジィ予見とは、システムの将来の状態をファジィ評価する手法である。現在のシステムの状態を評価して制御指令を決定していた状態評価ファジィ制御と異なり、ファジィ予見制御では、対象システムのモデルを用いて将来の状態を予測し、制御目的の達成度をファジィ評価して適切な制御指令を決定する。このファジィ予見制御は、1987年7月に開業した仙台市の地下鉄の列車自動運転システム [58, 59, 62] や、コンテナ・クレーンの自動運転 [60]、エレベータ群管理システム [61] などに適用されている。

ファジィ予見制御では、走行制御ルールに基づくファジィ推論によって得られた制御指令の安全性を確認するために、移動ロボットの走行特性を表すモデルを用いて、もしその制御指令を採用した場合に移動ロボットが将来どのような軌跡で走行するかを予測する。そして、壁や障害物に衝突することなく安全に走行できるかをファジィ評価し、安全の評価基準を満足する制御指令を決定するというファジィ予見を行う。このようなファジィ予見の手法により、パラメータ調整が十分に行われていない走行制御ルールを使用したとしても、自律型移動ロボットは壁や障害物に衝突することなく、安全に走行することができるようになる。

さらに、本研究では、より安全な制御指令が得られるように、ファジィ予見の結果を踏まえて走行制御ルールのパラメータの調整を行う学習機能を付加したファジィ予見学習制御を提案する [8, 9, 53]。これにより、自律型移動ロボットはファジィ予見によって安全な走行を行うことができると同時に、ファジィ予見の結果を活用してパラメータ調整を行い、より適切な走行制御ルールを学習することが可能になる。

本研究では、ファジィ予測に適したファジィ関係補間型ファジィ推論法を提案し、活性汚泥処理プロセスのBOD値ファジィ予測モデルと上水道システムの需要量ファジィ予測モデルに適用することにより、ファジィ予測モデリングの結果からその有用性を示すことを目的

とする。さらに、移動ロボットの自律走行のための制御方式として、ファジィ予見制御に学習機能を付加したファジィ予見学習制御方式を提案し、実機を用いた走行実験の結果から提案手法の有用性を示すことを目的とする。

本論文は、これらのファジィ予測モデリングおよびファジィ予見制御について研究した成果をまとめたものであり、以下の内容で構成される。

第2章では、ファジィ関係補間型ファジィ推論法を提案する。まず、従来から一般に用いられてきたファジィ推論法の特徴について述べる。そして、提案するファジィ推論法について解説し、具体的な例題を用いてその特徴を示す。最後に、非線形関数にノイズを加えて作成した分散データを対象にファジィモデリングを行い、提案手法による特徴を示す。

第3章では、ファジィ関係補間型ファジィ推論法を用いて、活性汚泥処理プロセスにおけるBOD値を求めるファジィ予測モデルの構築を行う。まず、活性汚泥処理プロセスの概要について述べ、ファジィ予測モデルの構築手順を示す。最後に、実際の活性汚泥処理プロセスのデータを用いてファジィ予測モデリングを行い、その結果から提案手法の有用性を示す。

第4章では、ファジィ関係補間型ファジィ推論法を用いて、上水道システムにおける需要量を予測するファジィ予測モデルの構築を行う。まず、上水道システムの概要について述べ、ファジィ予測モデルの構築手順を示す。最後に、北九州市水道局から提供していただいた北九州市若松区にある本城上水道系のデータを用いてファジィ予測モデリングを行い、その結果から提案手法の有用性を示す。

第5章では、自律型移動ロボットのためのファジィ予見を用いた走行制御システムを構築する。走行制御システムの概要および構成、画像情報に基づく環境認識、ファジィ走行制御、ファジィ予見制御、予見に基づきファジィ制御ルールの学習を行うファジィ予見学習制御について述べる。最後に、実際の実験用移動型ロボットを用いて走行制御実験を行い、その結果から提案手法の有用性を示す。

第6章では、本論文の総括的な結論を述べる。

## 第2章 ファジィ関係補間型ファジィ推論法

### 2.1 緒言

一般的なファジィ推論法は、 $B' = A' \circ (A \rightarrow B)$  と表されるように、

1. ファジィ含意規則  $A \rightarrow B$  を用いて、ファジィルールをファジィ関係に変換する。
2. 入力  $A'$  とファジィ関係のファジィ合成演算によって結論  $B'$  を得る。

という2つの過程によって推論を行う。そして、今までに、種々のファジィ含意規則や合成演算によるファジィ推論法が数多く提案されている [2, 11, 12, 28]。水本らは、代表的なファジィ推論法を取り上げ、その特徴を比較している [13]。従来のファジィ推論法の場合、その最初の過程においてファジィ関係を表すメンバーシップ関数の形状が複雑になりやすい。結果として、得られる推論結果を表すメンバーシップ関数の形状も複雑になり、そのままでは推論結果の意味の解釈が困難であった。通常は、重心法などの非ファジィ化手法を用いてそのメンバーシップ関数の代表値を求め、推論結果として利用する。したがって、そのようなファジィ推論法による推論結果は、ファジィ集合ではなく、実数値として取り扱われる。

このような問題に対処するために、補間技術を用いたいくつかのアプローチがある。Kóczyらは、線形補間型ファジィ推論法と呼ばれる方法を提案している [5, 6]。この方法は、入力変数空間の距離を用いて推論結果を線形的に補間する。ファジィルールおよび入力として与えられるファジィ集合が三角型メンバーシップ関数であれば、推論結果も三角型メンバーシップ関数となる。しかしながら、推論結果を表すメンバーシップ関数が異常な形状になるケースがあることが指摘されている [7, 16]。

本研究では、一つの補間型ファジィ推論法を提案する [17, 18, 20, 39, 40]。この方法は、ファジィ推論の最初の過程でファジィルールからファジィ関係に変換する際にファジィ含意規則を用いない。ファジィルールの後件部がいくつかのパラメータで決まるメンバーシップ関数によって与えられているとし、そのメンバーシップ関数を用いてファジィ関係を補間的に定義する。この推論法によって求められる推論結果は、推論結果を表すメンバーシップ関数の

形状が複雑になりにくく、その意味の解釈も容易である。このファジィ推論法を「ファジィ関係補間型ファジィ推論法」または「補間型ファジィ推論法」と呼ぶ。

本章では、提案する補間型ファジィ推論法について解説し、簡単な例を用いて推論過程を示す。そして、一つの事例として、バラつきのあるデータに対するファジィモデリングに適用し、提案手法の有用性を示す。

## 2.2 ファジィ関係補間型ファジィ推論法

提案する補間型ファジィ推論法を、次に示すような  $m$  入力 1 出力を持つ  $n$  個のルールの場合について説明する。

$$R_i : IF x_1 \text{ is } A_{i1} , \dots , x_m \text{ is } A_{im} THEN y \text{ is } B_i \quad (i = 1, \dots, n) \quad (2.1)$$

ここで、 $x_1, \dots, x_m$  は入力変数、 $y$  は出力変数、 $A_{i1}, \dots, A_{im}, B_i$  はファジィ集合、 $n$  はルール数である。ファジィ集合  $B_i$  は、位置を表す  $r$  個の定数パラメータ  $p_{i1}, \dots, p_{ir}$  と、それぞれの位置の高さを表す定数パラメータ  $h_{i1}, \dots, h_{ir}$  で定義されるものと仮定し、(2.2) 式のように記述する。

$$B_i = (h_{i1}/p_{i1}, \dots, h_{ir}/p_{ir}) \quad (i = 1, \dots, n) \quad (2.2)$$

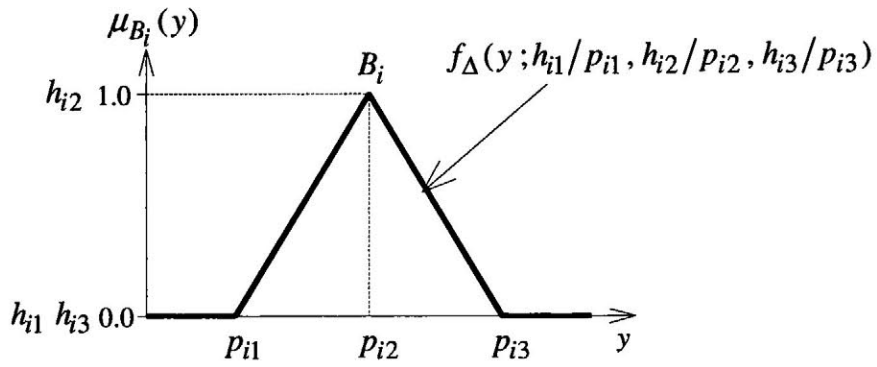
このファジィ集合  $B_i$  は、メンバーシップ関数  $f$  によって次式のように特性付けられる。

$$\mu_{B_i}(y) = f(y; h_{i1}/p_{i1}, \dots, h_{ir}/p_{ir}) \quad (i = 1, \dots, n) \quad (2.3)$$

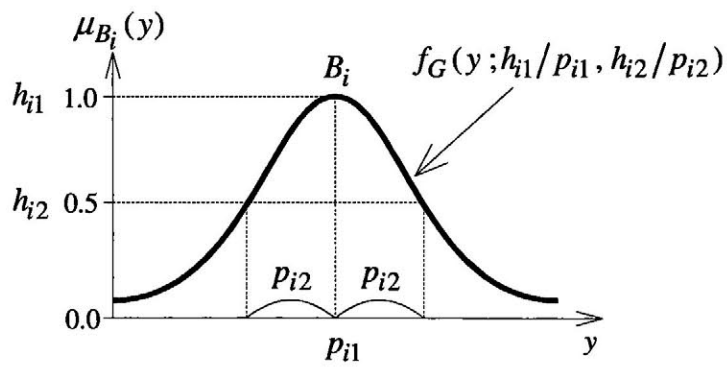
そして、全てのルールの後件部は、同じメンバーシップ関数  $f$  で定義される必要がある。このメンバーシップ関数  $f$  をメンバーシップ定義関数と呼ぶ。

メンバーシップ定義関数の例として、2つの種類の関数を図 2.1 に示す。三角型メンバーシップ関数は、3個の位置パラメータとそれぞれの高さパラメータで定義することができる。ガウス型メンバーシップ関数は、2個の位置パラメータとそれぞれの高さパラメータで定義することができる。ここで、三角型メンバーシップ関数を  $f_{\Delta}$  で表すと、同図 (a) に示した三角型メンバーシップ定義関数は、

$$\begin{aligned} \mu_{B_i}(y) &= f_{\Delta}(y; h_{i1}/p_{i1}, h_{i2}/p_{i2}, h_{i3}/p_{i3}) \\ &= f_{\Delta}(y; 0/p_{i1}, 1/p_{i2}, 0/p_{i3}) \end{aligned} \quad (2.4)$$



(a) 三角型メンバーシップ関数,  $B_i = (h_{i1}/p_{i1}, h_{i2}/p_{i2}, h_{i3}/p_{i3})$



(b) ガウス型メンバーシップ関数,  $B_i = (h_{i1}/p_{i1}, h_{i2}/p_{i2})$

図 2.1 メンバーシップ定義関数の例

と表現できる.

補間型ファジィ推論法では, このメンバーシップ定義関数によってファジィ関係  $R$  を定義する. 各ルールの前件部の適合度を重みとして, 位置を表す  $r$  個の定数パラメータの加重平均と, 高さを表す  $r$  個の定数パラメータの加重和を求める. そして, その求めた値をパラメータにもつメンバーシップ定義関数  $f$  によって, 入出力間のファジィ関係  $R$  を定義する. 入力を  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_m\}$  とすると, ファジィ関係  $R$  のメンバーシップ関数  $\mu_R(\mathbf{x}, y)$  は, 次式のように表される.

$$\mu_R(\mathbf{x}, y) = f(y; h_1^*(\mathbf{x})/p_1^*(\mathbf{x}), \dots, h_r^*(\mathbf{x})/p_r^*(\mathbf{x})) \wedge 1 \quad (2.5)$$

$$p_k^*(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x}) \cdot p_{ik}}{\sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x})} \quad (k = 1, \dots, r) \quad (2.6)$$

$$h_k^*(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x}) \cdot h_{ik} \quad (k = 1, \dots, r) \quad (2.7)$$

$$w_i(\mathbf{x}) = \prod_{j=1}^m \mu_{A_{ij}}(x_j) \quad (2.8)$$

ここで,  $\mu_{A_{ij}}(x_j)$  ( $i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m$ ) は前件部のファジィ集合  $A_{ij}$  を特性付けるメンバーシップ関数である.  $w_i(\mathbf{x})$  は前件部の適合度を表す.

入力変数  $x_j$  に  $A'_j$  ( $j = 1, \dots, m$ ) というファジィ集合が入力として与えられた場合について考える. このとき得られる推論結果  $B'$  は, 入力  $A'_j$  ( $j = 1, \dots, m$ ) とファジィ関係  $R$  との sup-min 合成 ( $\circ$  合成) によって,

$$B' = (A'_1 \times \dots \times A'_m) \circ R \quad (2.9)$$

$$\mu_{B'}(y) = \sup_{x_1, \dots, x_m} \left[ \left( \bigwedge_{j=1}^m \mu_{A'_j}(x_j) \right) \wedge \mu_R(\mathbf{x}, y) \right] \quad (2.10)$$

となる. すなわち, 提案するファジィ推論法は, (2.5) 式で定義されるファジィ関係  $R$  を用いて, 入力との sup-min 合成によって推論結果を得るファジィ推論法である.

## 2.3 推論過程

入力として実数値が与えられた場合とファジィ集合が与えられた場合について, その推論過程を説明する.



### 2.3.1 入力の実数値の場合

入力変数  $x_j$  に実数値  $x'_j$  ( $j = 1, \dots, m$ ) が入力として与えられた場合について考える。実数値  $x'_j$  は、シングルトン型メンバーシップ関数

$$\mu_{A'_j}(x_j) = \begin{cases} 1 & x_j = x'_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.11)$$

で特性付けられるファジィ集合  $A'_j$  と考えることができる。

与えられる実数値ベクトルを  $\mathbf{x}' = \{x'_1, \dots, x'_m\}$  とするとき、(2.10) 式より、出力  $B'$  は以下のようにして求めることができる。

$$\begin{aligned} \mu_{B'}(y) &= \sup_{x_1, \dots, x_m} \left[ \left( \bigwedge_{j=1}^m \mu_{A'_j}(x_j) \right) \wedge \mu_R(\mathbf{x}, y) \right] \\ &= \mu_R(\mathbf{x}', y) \\ &= f(y; h_1^*(\mathbf{x}')/p_1^*(\mathbf{x}'), \dots, h_r^*(\mathbf{x}')/p_r^*(\mathbf{x}')) \wedge 1 \end{aligned} \quad (2.12)$$

$$B' = (h_1^*(\mathbf{x}')/p_1^*(\mathbf{x}'), \dots, h_r^*(\mathbf{x}')/p_r^*(\mathbf{x}')) \quad (2.13)$$

ここで、

$$\begin{aligned} p_k^*(\mathbf{x}') &= \frac{\sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x}') \cdot p_{ik}}{\sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x}')} \quad (k = 1, \dots, r) \\ h_k^*(\mathbf{x}') &= \sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x}') \cdot h_{ik} \quad (k = 1, \dots, r) \\ w_i(\mathbf{x}') &= \prod_{j=1}^m \mu_{A_{ij}}(x'_j) \end{aligned}$$

である。

このように、入力の実数値の場合、簡単に推論結果を求めることができる。そして、推論結果は、ルールの後件部を定義する際に用いたメンバーシップ定義関数  $f$  によって表され、その形状は複雑にならない。

### 2.3.2 入力ファジィ集合の場合

入力変数  $x_j$  にファジィ集合  $A'_j$  ( $j = 1, \dots, m$ ) が入力として与えられた場合について考える。ファジィ関係  $R$  のメンバーシップ関数  $\mu_R(\mathbf{x}, y)$  が、分解原理を用いて次式のように表

される。

$$\mu_R(\mathbf{x}, y) = \max_{\alpha \in (0,1]} [\alpha \wedge \chi_{R_{\bar{\alpha}}}(\mathbf{x}, y)] \quad (2.14)$$

$$\chi_{R_{\bar{\alpha}}}(\mathbf{x}, y) = \begin{cases} 1 & y \in R_{\bar{\alpha}}(\mathbf{x}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.15)$$

$$R_{\bar{\alpha}}(\mathbf{x}) = \{ y \mid \mu_R(\mathbf{x}, y) \geq \alpha \} \quad (2.16)$$

ここで、 $R_{\bar{\alpha}}(\mathbf{x})$  はメンバーシップ関数  $\mu_R(\mathbf{x}, y)$  の  $\alpha$  レベル集合である。  $\chi_{R_{\bar{\alpha}}}(\mathbf{x}, y)$  は  $\alpha$  レベル集合  $R_{\bar{\alpha}}(\mathbf{x})$  の特性関数である。  $\alpha$  レベル集合  $R_{\bar{\alpha}}(\mathbf{x})$  は、メンバーシップ定義関数  $f$  によって決まり、また入力変数  $\mathbf{x}$  に依存する。

このとき、求めるべき出力  $B'$  は、分解原理を用いて以下のように定義される。

$$\mu_{B'}(y) = \max_{\alpha \in (0,1]} [\alpha \wedge \chi_{B'_{\bar{\alpha}}}(y)] \quad (2.17)$$

$$\chi_{B'_{\bar{\alpha}}}(y) = \begin{cases} 1 & y \in B'_{\bar{\alpha}} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.18)$$

ここで、 $B'_{\bar{\alpha}}$  はメンバーシップ関数  $\mu_{B'}(y)$  の  $\alpha$  レベル集合である。 また、 $\chi_{B'_{\bar{\alpha}}}(y)$  は  $\alpha$  レベル集合  $B'_{\bar{\alpha}}$  の特性関数である。  $\alpha$  レベル集合  $B'_{\bar{\alpha}}$  は、次式で求められる。

$$\begin{aligned} B'_{\bar{\alpha}} &= \left\{ \cup R_{\bar{\alpha}}(\mathbf{x}) \mid \alpha \leq \bigwedge_{j=1}^m \mu_{A'_j}(x_j) \right\} \\ &= \left\{ \cup R_{\bar{\alpha}}(\mathbf{x}) \mid \forall j, \alpha \leq \mu_{A'_j}(x_j) \right\} \end{aligned} \quad (2.19)$$

入力としてファジィ集合が与えられた場合の推論過程は、実数値が与えられた場合と比較して複雑である。しかし、その出力は、 $\alpha$  レベル集合で定義されるので、それを離散化することによって導出される。

## 2.4 例題

2つのファジィルールによる簡単な例題を用いて、入力を実数値の場合とファジィ集合の場合について、それぞれの推論過程を示す。

### 2.4.1 ファジィルールとファジィ関係

次に示す1入力1出力の2つのファジィルールを考える。

$$R_1: \text{ IF } x \text{ is "about 10" THEN } y \text{ is "about 20"}$$

$R_2$ : IF  $x$  is “about 20” THEN  $y$  is “about 30”

ここで, “about 10”, “about 20”, “about 30” はファジィ数である. これらのファジィ数は, 図 2.1(a) に示した三角型メンバーシップ関数を用いて次のように定義する.

$$\text{“about 10”} = (0/0, 1/10, 0/20)$$

$$\text{“about 20”} = (0/10, 1/20, 0/30)$$

$$\text{“about 30”} = (0/20, 1/30, 0/40)$$

図 2.2 は, これらのファジィ数のメンバーシップ関数を示している.

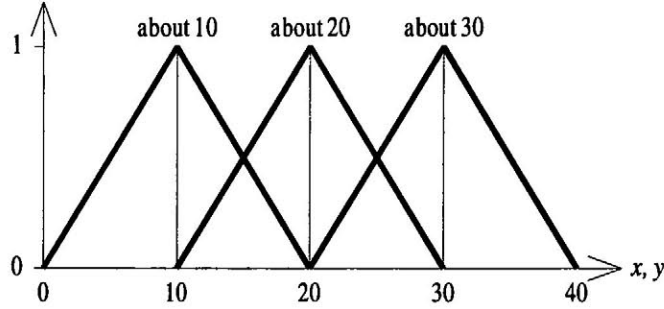


図 2.2 ファジィ数のメンバーシップ関数

2つのファジィルールのファジィ関係を表すメンバーシップ関数  $\mu_R(x, y)$  は, (2.5) 式より, 以下のように定義される.

$$\mu_R(x, y) = f_{\Delta}(y; h_1^*(x)/p_1^*(x), h_2^*(x)/p_2^*(x), h_3^*(x)/p_3^*(x)) \wedge 1 \quad (2.20)$$

$$p_1^*(x) = \frac{w_1(x) \cdot 10 + w_2(x) \cdot 20}{w_1(x) + w_2(x)}$$

$$p_2^*(x) = \frac{w_1(x) \cdot 20 + w_2(x) \cdot 30}{w_1(x) + w_2(x)}$$

$$p_3^*(x) = \frac{w_1(x) \cdot 30 + w_2(x) \cdot 40}{w_1(x) + w_2(x)}$$

$$h_1^*(x) = w_1(x) \cdot 0 + w_2(x) \cdot 0$$

$$h_2^*(x) = w_1(x) \cdot 1 + w_2(x) \cdot 1$$

$$h_3^*(x) = w_1(x) \cdot 0 + w_2(x) \cdot 0$$

$$w_1(x) = \mu_{A_{10}}(x)$$

$$w_2(x) = \mu_{A_{20}}(x)$$

ここで、 $f_{\Delta}()$  は図 2.1 に示した三角型メンバーシップ定義関数であり、 $\mu_{A_{10}}(x)$ 、 $\mu_{A_{20}}(x)$  はファジールールの前件部の “about 10”, “about 20” を特性付けるメンバーシップ関数である。

比較として、(a) 補間型ファジィ推論法、(b) Mamdani の推論法、(c) Zadeh の推論法を用いた場合のファジィ関係を図 2.3 に示す。Mamdani の推論法はファジィ含意規則として  $a \rightarrow b = a \wedge b$  を使用しており、Zadeh の推論法はLukasiewicz の含意規則  $a \rightarrow b = \min(1, 1 - a + b)$  を使用している。

## 2.4.2 入力の実数値の場合

入力として実数値  $x = 14$  が与えられたとして、そのときの出力を求める。入力値  $x = 14$  は、シングルトン型メンバーシップ関数

$$\mu_{A'}(x) = \begin{cases} 1 & x = 14 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (2.21)$$

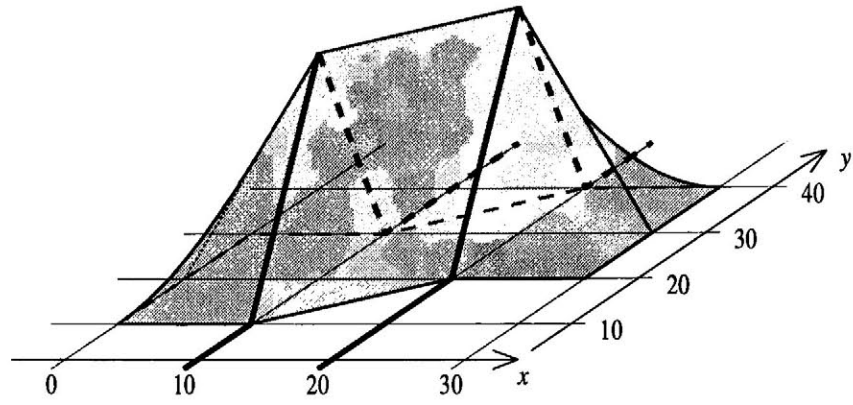
で特性付けられるファジィ集合  $A'$  と考えることができる。

出力  $B'$  は、sup – min 合成演算によって以下のように求められる。

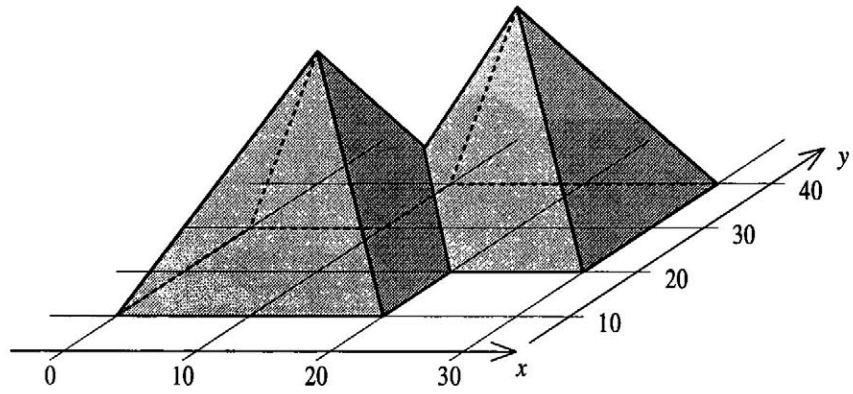
$$\begin{aligned} \mu_{B'}(y) &= \sup_x [\mu_{A'}(x) \wedge \mu_R(x, y)] \\ &= \mu_R(14, y) \\ &= f_{\Delta}(y; h_1^*(14)/p_1^*(14), h_2^*(14)/p_2^*(14), h_3^*(14)/p_3^*(14)) \wedge 1 \\ &= f_{\Delta}(y; 0/14, 1/24, 0/34) \end{aligned} \quad (2.22)$$

$$B' = (0/14, 1/24, 0/34) \quad (2.23)$$

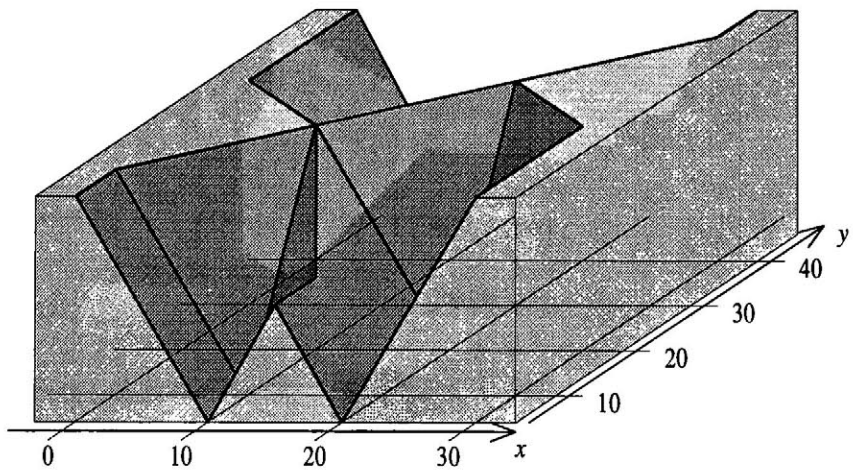
この出力  $B'$  は、ファジィ数 “about 24” と解釈することができる。図 2.4 は、それぞれの推論法を用いた場合の推論過程を示している。Mamdani の推論法および Zadeh の推論法による推論結果  $B'$  は、メンバーシップ関数の形状が複雑になっている。それに対して、提案したファジィ推論法による推論結果は、メンバーシップ関数の形状が三角型を保っており、その意味を容易に解釈することができる。



(a) 補間型ファジィ推論法

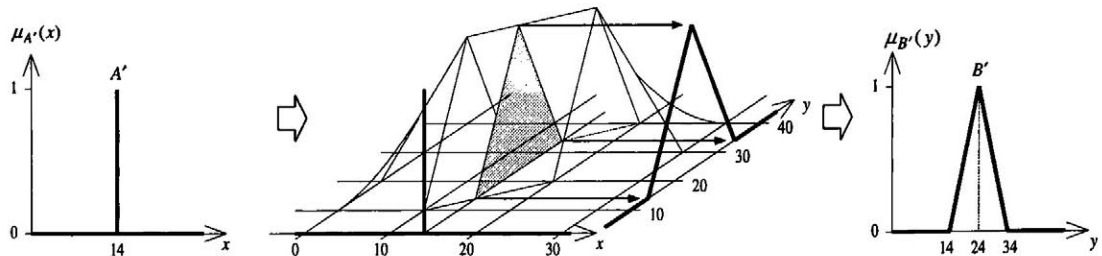


(b) Mamdani の推論法

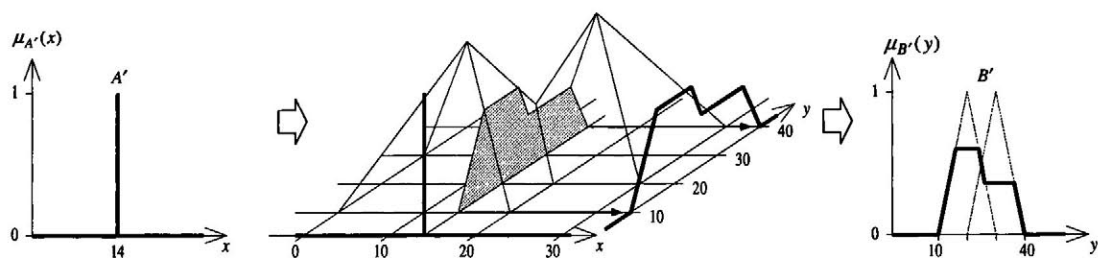


(c) Zadeh の推論法

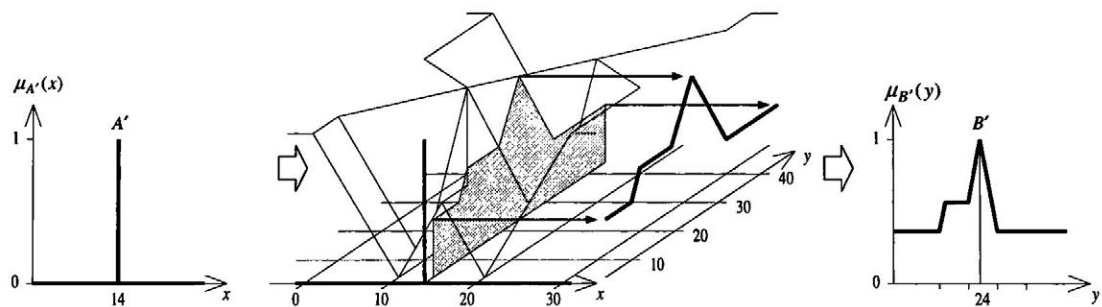
図 2.3 ファジィ関係  $R$  の比較



(a) 補間型ファジィ推論法



(b) Mamdani の推論法



(c) Zadeh の推論法

図 2.4 実数値 ( $x = 14$ ) が与えられた場合のファジィ推論過程の比較

### 2.4.3 入力ファジィ集合の場合

入力  $A'$  としてファジィ数 “about 14” が与えられたとして、そのときの出力を求める。ファジィ数 “about 14” は、三角型メンバーシップ関数によって、“about 14” = (0/10, 1/14, 0/18) と定義されているとする。ファジィ関係  $R$  のメンバーシップ関数  $\mu_R(x, y)$  は、分解原理を用いて以下のように表される。

$$\mu_R(x, y) = \max_{\alpha \in (0,1]} [\alpha \wedge \chi_{R_\alpha}(x, y)] \quad (2.24)$$

$$\chi_{R_\alpha}(x, y) = \begin{cases} 1 & y \in R_\alpha(x) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.25)$$

ここで、 $R_\alpha(x)$  は  $\alpha$  レベル集合であり、次のように定義される。

$$R_\alpha(x) = \{ y \mid y \in [R_{lower}(x), R_{upper}(x)] \} \quad (2.26)$$

$$R_{lower}(x) = \frac{p_2^*(x) - p_1^*(x)}{h_2^*(x) - h_1^*(x)} \alpha + p_1^*(x)$$

$$R_{upper}(x) = \frac{p_2^*(x) - p_3^*(x)}{h_2^*(x) - h_3^*(x)} \alpha + p_3^*(x)$$

出力  $B'$  を求めるために、 $\alpha$  を離散化し、それぞれの  $\alpha$  における  $\alpha$  レベル集合  $B'_\alpha$  を計算する。まず最初に、 $\alpha = 0.0^+$  の場合について計算する。このとき、入力  $A'$  の  $\alpha$  レベル集合  $A'_{0.0^+}$  は、

$$A'_{0.0^+} = \{ x \mid x \in [10.0, 18.0] \} \quad (2.27)$$

である。したがって、出力  $B'$  の  $\alpha$  レベル集合  $B'_{0.0^+}$  は、(2.19) 式より、

$$B'_{0.0^+} = \{ \cup R_{0.0^+}(x) \mid 0.0^+ \leq \mu_{A'}(x) \}$$

$$= \{ \cup R_{0.0^+}(x) \mid x \in A'_{0.0^+} \} \quad (2.28)$$

となる。さらに、(2.26) 式と (2.27) 式より、

$$B'_{0.0^+} = \{ y \mid y \in [10.0, 38.0] \} \quad (2.29)$$

となる。

同様に、 $\alpha = 0.25, 0.5, 0.75, 1.0$  の場合について計算すると、それぞれの  $\alpha$  レベル集合  $B'_{0.25}, B'_{0.5}, B'_{0.75}, B'_{1.0}$  は、

$$B'_{0.25} = \{y \mid y \in [13.5, 34.5]\}$$

$$B'_{0.5} = \{y \mid y \in [17.0, 31.0]\}$$

$$B'_{0.75} = \{y \mid y \in [20.5, 27.5]\}$$

$$B'_{1.0} = \{y \mid y \in [24.0, 24.0]\}$$

となる。

これらの  $\alpha$  レベル集合を図示すると、図 2.5 のようになる。この出力  $B'$  は、三角型メンバーシップ関数を用いて、

$$\mu_{B'}(y) = f_{\Delta}(y; 0/10, 1/24, 0/38) \quad (2.30)$$

$$B' = (0/10, 1/24, 0/38) \quad (2.31)$$

と表される。この出力  $B'$  もまたファジィ数 “about 24” と解釈することができる。しかし、入力の実数値の場合と比較してサポート区間が広がっており、曖昧さが増加している。すなわち、提案したファジィ推論法の場合、与えられる入力に曖昧になれば、それによって得られる推論結果も曖昧になる。

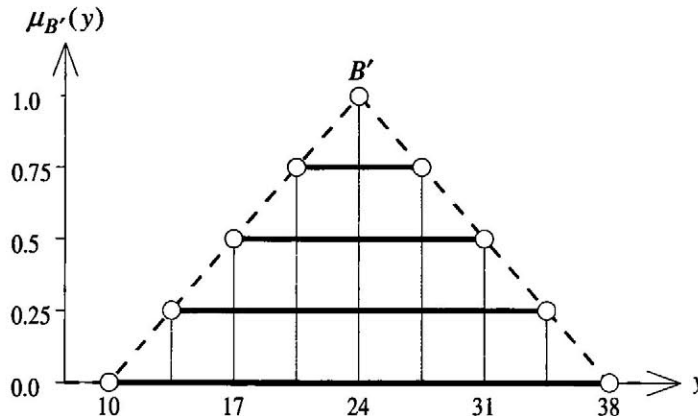
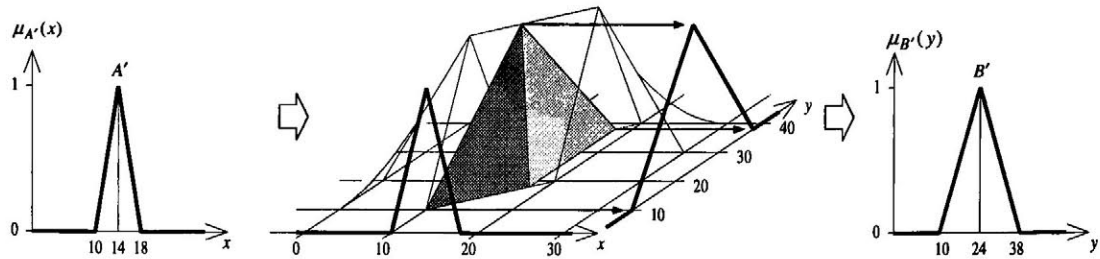


図 2.5  $\alpha$  レベル集合で表された出力  $B'$

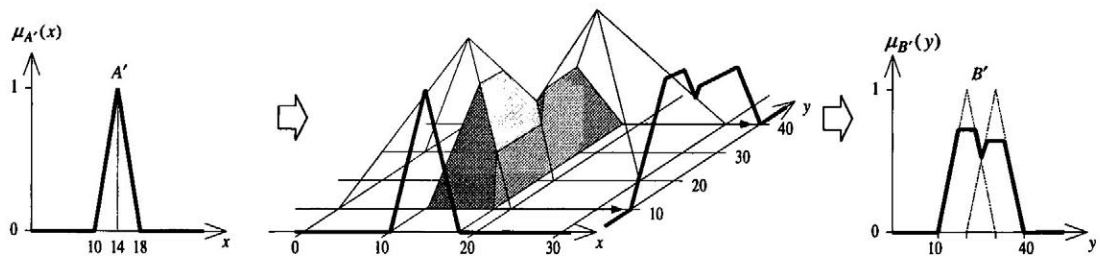
図 2.6 は、それぞれの推論法を用いた場合の推論過程を示している。Mamdai の推論法および Zadeh の推論法による推論結果  $B'$  は、入力の実数値の場合と同じように、メンバーシップ関数の形状が複雑であり、そのままでは意味の解釈が困難である。また、Mamdani



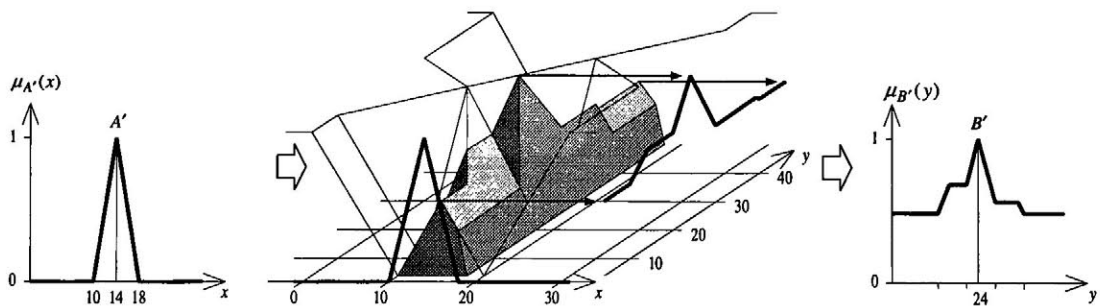
の推論法の場合，入力が曖昧になったにも関わらず推論結果のサポート区間は同じで，推論結果には反映されていない。



(a) 補間型ファジィ推論法



(b) Mamdani の推論法



(c) Zadeh の推論法

図 2.6 ファジィ数 ( $A'$  = "about 14") が与えられた場合のファジィ推論過程の比較

## 2.5 分散データのファジィモデリング

提案した補間型ファジィ推論法を図 2.7 に示すような分散データのファジィモデリングに適用する。

### 2.5.1 モデリングデータ

モデリングデータは、1入力1出力の非線形関数（図 2.8）

$$y = \begin{cases} -x & -1 \leq x < 0 \\ x^2 & 0 \leq x \leq 1 \end{cases} \quad (2.32)$$

をベースとしている。モデリングデータは、この非線形関数に、平均値 0.0、分散  $0.03^2$  の正規分布  $N(0.0, 0.03^2)$  ノイズを加えたものであり、データ数は 1000 個である。

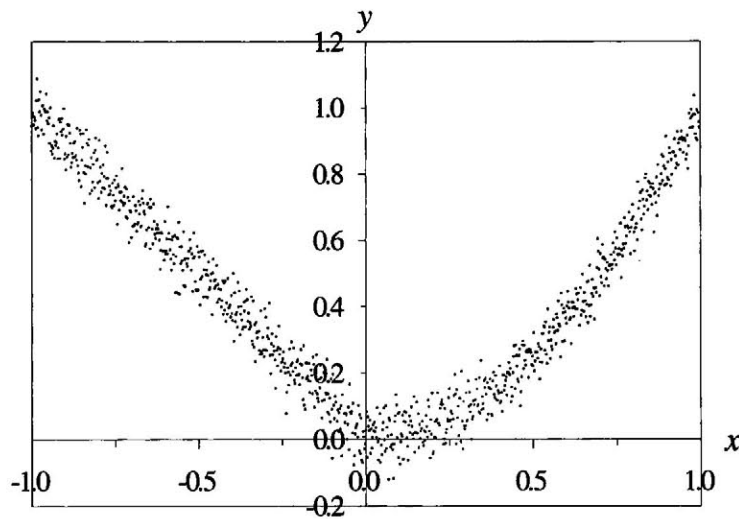


図 2.7 分散データ

### 2.5.2 ファジィモデリング

モデリングの準備として、ファジィルールの前件部変数  $x$  を図 2.9 のように、9 つにファジィ分割しておく。したがって、ファジィモデルは次に示す 9 つのファジィルールから構成される。

$$R_i: \text{IF } x \text{ is } A_i \text{ THEN } y \text{ is } B_i \quad (i = 1, \dots, 9) \quad (2.33)$$

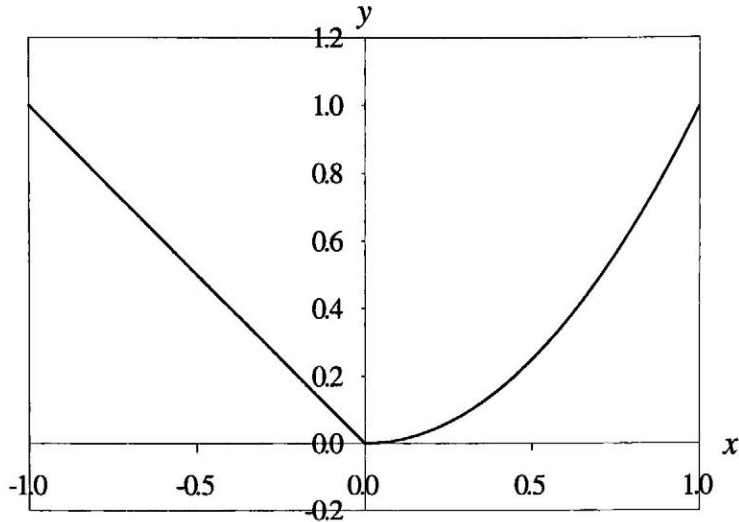


図 2.8 非線形関数

$$B_i = (0/p_{i1}, 1/p_{i2}, 0/p_{i3}) \quad (i = 1, \dots, 9) \quad (2.34)$$

各ファジィルールの後件部のファジィ集合  $B_i$  は，図 2.1(a) に示した三角型メンバーシップ関数で表されるものとし，その各パラメータをモデリングデータをもとにデルタルール法 [15] によって求める。

このような条件の下で，1000 組のモデリングデータを用いてモデリングを行った。その結果を図 2.10 に示す。ファジィモデルの出力  $B'$  は常に三角型メンバーシップ関数となる。

$$B' = (0/p_1^*(x), 1/p_2^*(x), 0/p_3^*(x)) \quad (2.35)$$

$p_2^*(x)$  の位置が非線形関数を近似し，サポート区間  $[p_1^*(x), p_3^*(x)]$  がモデリングデータのバラつきを表している。モデリング誤差の分散値が 0.000875881 であり，モデリングデータに含まれるノイズの分散値 ( $0.03^2=0.0009$ ) にほぼ一致していることから，非線形関数を上手く近似していることが分かる。また，モデリングデータの 98.4% の個数がモデル出力のサポート区間に収まっていることから，サポート区間がモデリングデータのバラつきの範囲を上手く表していることが分かる。

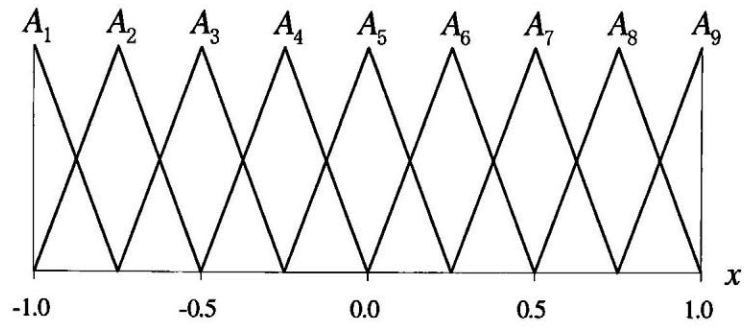


図 2.9 前件部のファジィ分割

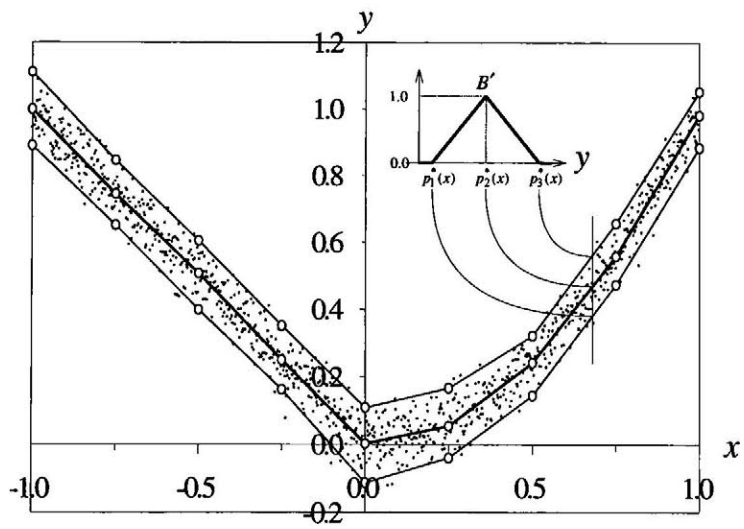


図 2.10 ファジィモデリングの結果

## 2.6 結言

本章では、ファジィ関係補間型ファジィ推論法を提案し、その特徴を明らかにした。このファジィ推論法は、

1. 推論結果はファジィ集合であり、そのメンバーシップ関数の形状は複雑になりにくく、意味の解釈が容易である。
2. 与えられる入力が曖昧になれば、それによって得られる推論結果も曖昧になる。

という特徴を持つ。

分散データのファジィモデリングの結果から、このファジィ推論法を用いたファジィモデルは、対象システムの非線形構造だけでなく、データに含まれる不正確さも表現できることが分かった。ファジィルールの後件部のファジィ集合を可能性分布とみなすことができれば、このファジィ推論法は可能性分布モデルとして機能することができる。

提案したファジィ推論法による推論結果は、メンバーシップ関数の形状が複雑になりにくいことから、その定性的な意味の解釈が容易である。このことは、推論結果を言語的に解釈することが可能であることを意味している。したがって、推論結果を人間が解釈・判断して何らかの意思決定を行う必要があるような、人間の介在するシステムに対して、このファジィ推論法は有効な方法の一つとなり得る。

# 第3章 活性汚泥処理プロセスのBOD値ファジィ予測モデル

## 3.1 緒言

活性汚泥処理プロセスとは、浄化処理施設で用いられる下水の浄化方法の一つである。このプロセスは、好気性微生物が有機物を分解するという性質を利用したものであり、下水とともに好気性微生物が混合曝気され、そして沈殿槽において分離されるという連続系である。処理された汚水は、殺菌消毒を施された後、放流水として河川や海域に放流される。それゆえ、その安全性や環境問題を考慮する必要がある。浄化処理施設では、放流水のBOD値 (Biochemical Oxygen Demand ; 生物酸素消費量) が安全の基準を満たすように運転管理されている。BOD値とは、水の汚れ具合を表す指標である。現在のところ、このプロセスの制御は、熟練オペレータの経験と勘に頼っている部分が少なくない。活性汚泥処理プロセスは、非常に複雑なシステムであるために、その厳密なモデルを作成することが困難であり、自動化を遅らせる要因となっている。

本章では、第2章で提案した補間型ファジィ推論法を、活性汚泥処理プロセスにおけるBOD値を出力とするファジィ予測モデルに応用する [19]。補間型ファジィ推論法は、推論結果を表すファジィ集合のメンバーシップ関数の形状が複雑にならず、推論結果の意味を理解しやすいという特徴がある。この特徴を持つファジィ予測モデルは、活性汚泥処理プロセスのオペレータにとっても、放流水のBOD値が安全基準を満たすような運転管理ための意思決定を行う上で、有用な支援ツールとなり得る。また、ファジィ予測モデルを構成するファジィルールは、言語的なラベルを付けたファジィ集合によって構成されるので、入出力関係の理解もしやすい。このことは、活性汚泥処理プロセスの構造理解にも役立つ。

活性汚泥処理プロセスのファジィモデリングには、実際の浄化処理施設による観測データを用いる。この観測データを用いたファジィモデリングの結果から、補間型ファジィ推論法を用いたBOD値を出力とするファジィ予測モデルの有用性を示す。

## 3.2 活性汚泥処理プロセス

### 3.2.1 活性汚泥処理プロセスの概要

活性汚泥処理プロセスのブロック図を図 3.1 に示す。

- **流量調整槽** このタンクは、流入する下水を蓄え、曝気槽へ安定的に供給する。また、下水の量と質を均一化する目的もある。
- **曝気槽** このタンクの中では、好気性微生物が下水とともに混合曝気される。曝気とは、空気の吹き込みや攪拌などをして酸素を供給することをいう。好気性微生物は、下水に含まれる有機物を吸着し、酵素の働きによってそれを分解する。さらに、それを栄養として取り入れ、フロック (綿状の沈殿物) 状に増殖する。これを活性汚泥という。ブローワーによる曝気は、好気性微生物を活性化させる。混合曝気された下水は沈殿槽へ送り出される。
- **沈殿槽** このタンクでは、曝気槽から送られてくる下水に含まれる活性汚泥を沈殿させる。そして、放流水と濃縮汚泥とに分離する。上澄みの放流水は、殺菌消毒後、河川や海域に放流される。沈殿した濃縮汚泥のほとんどは、焼却処理される。また、濃縮汚泥の一部はリサイクルされ、曝気槽において新たに加えられた下水と混合される。

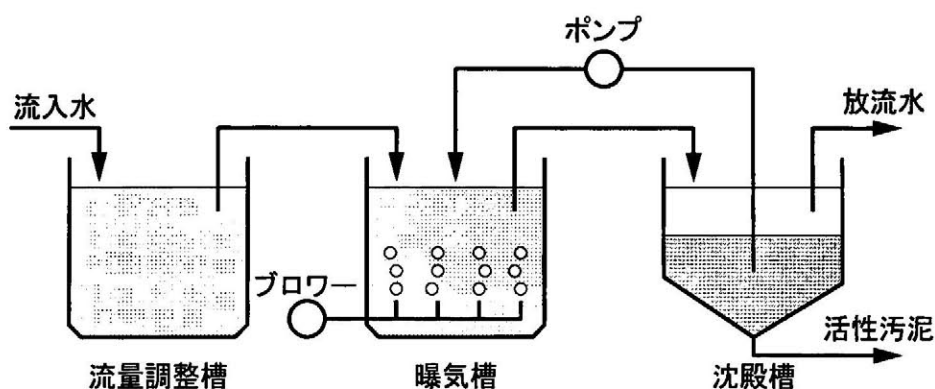


図 3.1 活性汚泥処理プロセスのブロック図

### 3.2.2 観測データ

本研究では、一日の処理水量が  $5000m^3$  という比較的小規模な浄化処理施設で観測された実際のデータを利用する。この施設で観測される代表的な変数を表 3.1 に示す。

表 3.1 観測データ

項目	内容	単位
<i>BOD</i>	放流水の BOD 値	[ <i>mg/l</i> ]
流入 <i>BOD</i>	流入水の BOD 値	[ <i>mg/l</i> ]
流入 <i>SS</i>	流入水の浮遊物量	[ <i>kg/m<sup>3</sup></i> ]
<i>AR</i>	送風量	[ <i>m<sup>3</sup>/day</i> ]
<i>AT</i>	曝気時間	[ <i>hour</i> ]
<i>RS</i>	返送汚泥	[ <i>m<sup>3</sup>/day</i> ]
<i>RSR</i>	汚泥返送率	[%]
<i>MLSS</i>	曝気槽中の汚泥濃度	[ <i>mg/l</i> ]
<i>SA</i>	汚泥日令	[ <i>day</i> ]

モデリングの対象とする変数は BOD である。その他の変数は、モデルの入力として利用できる。 *AR* と *RSR* は、オペレータが操作する変数である。全ての変数は定期的に観測される。活性汚泥処理プロセスの時定数は大きいので、観測データの月ごとの平均値をモデリングに用いる。浄化処理施設において観測された、1990 年 4 月から 1992 年 3 月までの 24ヶ月分のデータを用いる。偶数月の観測データをモデル構築のために利用し、奇数月の観測データをモデル検証のために利用する。

## 3.3 BOD 値ファジィ予測モデル

### 3.3.1 ファジィ予測モデルの構成

モデリングにおいて、適切な前件部変数を選択することは重要なことである。ファジィルールの前件部変数の数を多くすることによって、モデルの精度が向上することが期待できる。しかしながら、ルール数も急激に増加するので、各ファジィルールの意味を解釈、理解



することが難しくなる。本研究では、観測データの数が少ないことを考慮して、前件部変数の数を3変数に決めた。

次は、前件部変数の選択である。モデリングの対象となる変数は放流水のBOD値なので、それと強い関係を持つ変数を観測変数の中から選択する。その結果、流入BOD、送風量、汚泥日令、返送汚泥、汚泥返送率、処理水量の6つを絞り込んだ。さらに、これら6つの変数の中から3変数を選択し、ファジィルールの前件部変数とする。3変数の組み合わせ方を変えながらファジィモデリングを繰り返し、最も評価の良かった組み合わせを求める。そして最終的に、送風量 ( $AR$ )、返送汚泥率 ( $RSR$ )、汚泥日令 ( $SA$ ) の3変数が選択された。

### 3.3.2 モデル1

モデル1は、簡略型ファジィ推論法を用いた基本的なファジィ予測モデルである。BOD値を出力とするファジィ予測モデルは、以下のファジィルールによって構成される。

$$IF AR \text{ is } A_{i1}, RSR \text{ is } A_{i2}, SA \text{ is } A_{i3} \text{ THEN } y \text{ is } b_i \quad (i = 1, \dots, 27) \quad (3.1)$$

ここで、 $A_{i1}, A_{i2}, A_{i3}$  はファジィ集合、 $b_i$  は実数値である。 $y$  はBOD値を表す変数である。図3.2は、ファジィ予測モデルのブロック図を示している。

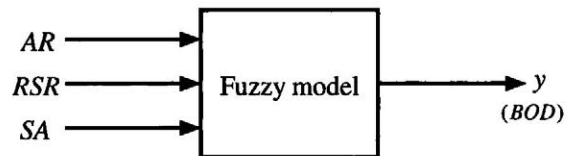


図 3.2 ファジィ予測モデルのブロック図

各前件部変数の値域を、図3.3に示すように、それぞれ3つのファジィ集合に分割する。メンバーシップ関数の形状はパラメータ  $p_*, q_*, r_*$  ( $*$  =  $AR, RSR$  or  $SA$ ) によって決まる。パラメータ  $p_*$  と  $r_*$  は、

$$p_* = \text{データの最小値} \times 0.95$$

$$r_* = \text{データの最大値} \times 1.05$$

のように、データの範囲を考慮した値に固定とする。また、パラメータ  $q_*$  は、初期値として

$$q_* = (p_* + r_*)/2$$

と設定しておき、後で調整する。

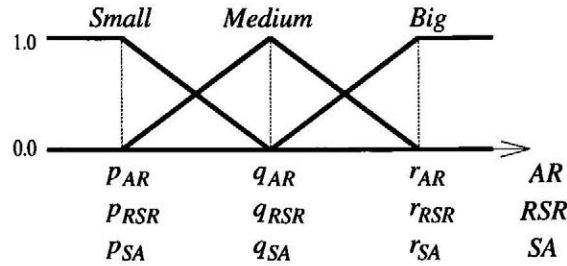


図 3.3 前件部変数のファジィ分割

前件部のパラメータ  $q_*$  と、後件部のパラメータ  $b_i$  ( $i = 1, \dots, 27$ ) を、以下の評価値が最小となるように、モデル構築用データを用いてシンプレックス法 (Simplex Method)[14] によって同定する。

$$Eval_1 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |y_k - \hat{y}_k| \quad (3.2)$$

ここで、 $k$  はデータの連番、 $N$  はデータ数、 $y_k$  は観測された BOD 値、 $\hat{y}_k$  はモデルの出力である。シンプレックス法は、線形計画問題で使用されるシンプレックス法と区別するためにポリトープ法 (Polytope Method) と呼ばれることもある [3]。

### 3.3.3 モデル 2

モデル 2 は、第 3 章で提案した補間型ファジィ推論法によるファジィ予測モデルである。このファジィ予測モデルは、以下のファジィルールによって構成される。

$$IF \ AR \ is \ A_{i1}, \ RSR \ is \ A_{i2}, \ SA \ is \ A_{i3} \ THEN \ y \ is \ B_i \quad (i = 1, \dots, 27) \quad (3.3)$$

ここで、前件部の構成はモデル 1 の場合と同じである。また、後件部の  $B_i$  は三角型のメンバーシップ定義関数によって表されるファジィ集合であり、その形状は図 3.4 に示すようにメンバーシップ関数の中心位置  $b_i$  と拡がり  $w_i$ 、高さ  $h_i$  によって定義される。前件部パラメータと中心位置パラメータ  $b_i$  は、モデル 1 で求めた値を利用する。高さパラメータ  $h_i$  は

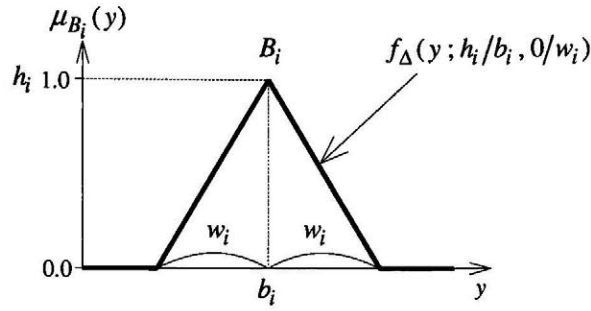


図 3.4 後件部メンバーシップ関数

1.0 に固定する．拡がりを表すパラメータ  $w_i$  を，以下の評価値が最小となるように，モデル構築用データを用いてシンプレックス法によって同定する．

$$Eval_2 = \varepsilon_{width} + \beta \cdot \varepsilon_{penalty} \quad (3.4)$$

ここで，

$$\varepsilon_{width} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{w}_k$$

$$\varepsilon_{penalty} = \frac{1}{N_{out}} \sum_{k=1}^N \varepsilon_{out}(k)$$

$$\varepsilon_{out}(k) = \begin{cases} y_k - (\hat{y}_k + \hat{w}_k) & \hat{y}_k + \hat{w}_k < y_k \\ (\hat{y}_k - \hat{w}_k) - y_k & \hat{y}_k - \hat{w}_k > y_k \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

である． $k$  はデータの連番， $N$  はデータ数， $y_k$  は観測された BOD 値， $\hat{y}_k$  と  $\hat{w}_k$  はモデルの出力であるメンバーシップ関数の中心位置と拡がりである．

この評価値  $Eval_2$  は，モデル出力である BOD 値を表すメンバーシップ関数の拡がり进行评估するものであり，観測値がそのメンバーシップ関数のサポート区間に含まれているかどうかを表す指標となる．評価値  $Eval_2$  は，値が小さいほど評価が良いことを意味する． $N_{out}$  は，観測値がサポート区間  $[\hat{y}_k - \hat{w}_k, \hat{y}_k + \hat{w}_k]$  の外にあるデータの個数を表す．観測値がモデル出力のサポート区間の外にあるとき，ペナルティ  $\varepsilon_{out}$  が評価関数  $Eval_2$  に加えられる． $\beta$  はペナルティに加える重み係数であり， $\beta = 1$  とした．

### 3.4 ファジィモデリングと結果

#### 3.4.1 モデル1

モデル構築用データを用いて、(3.2)式に示した評価値  $Eval_1$  が最小となるような前件部メンバーシップ関数のパラメータ  $q_{AR}, q_{RSR}, q_{SA}$  と後件部パラメータ  $b_i$  ( $i = 1, \dots, 27$ ) をシンプレックス法で同定する。同定の結果、求められた前件部メンバーシップ関数を図 3.5 に、後件部パラメータを図 3.6 にそれぞれ示す。

このファジィ予測モデルを用いて、BOD 値の観測値とファジィ予測モデルの出力との比較を行った。その比較の結果を図 3.7 に示す。同図 (a) がモデル構築用データの比較であり、評価値は  $Eval_1 = 0.31$  であった。この結果から、ファジィ予測モデルは BOD 値の観測値を上手く表現していることが分かる。同図 (b) がモデル検証用データの比較である。この結果からは、ファジィ予測モデルは観測値の傾向は表しているものの誤差も多く、必ずしも上手く観測値を表現しているとはいえない。評価値は  $Eval_1 = 0.86$  であった。

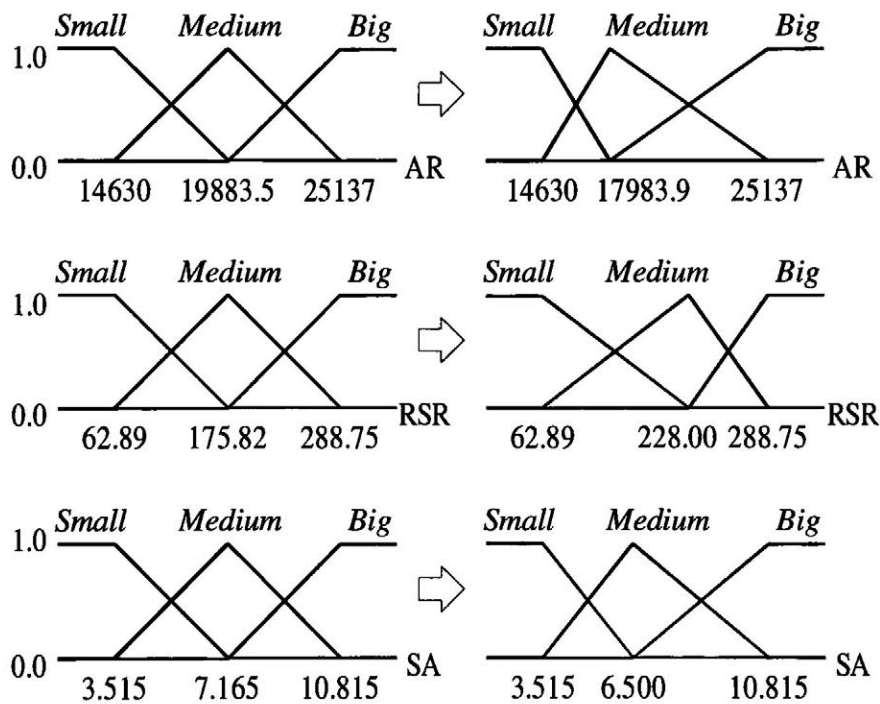


図 3.5 前件部メンバーシップ関数の同定

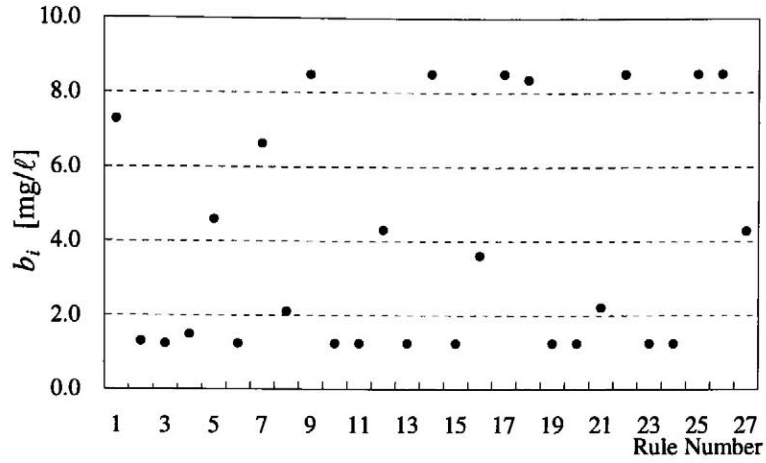
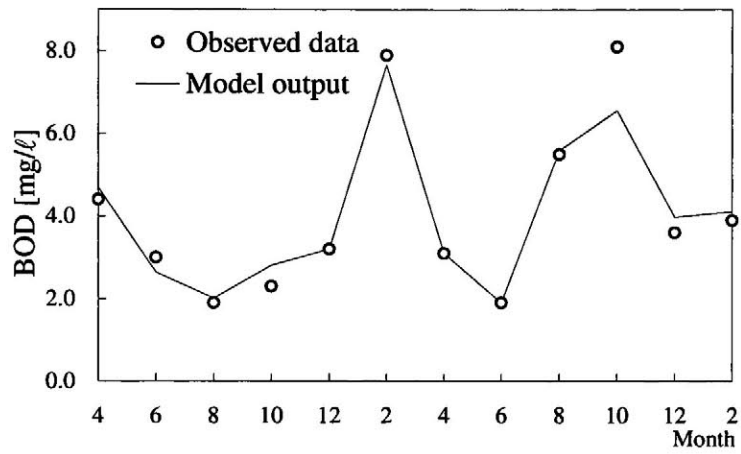
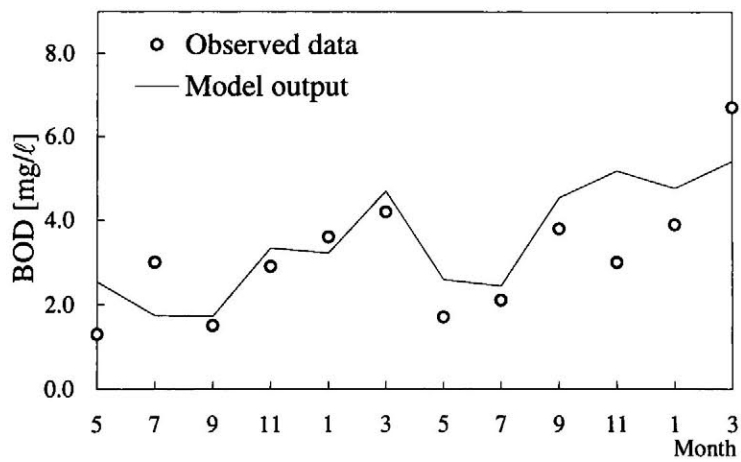


図 3.6 後件部パラメータ  $b_i$  の同定



(a) モデル構築用データ ( $Eval_1 = 0.31$ )



(b) モデル検証用データ ( $Eval_1 = 0.86$ )

図 3.7 モデル1 の出力と観測値との比較

### 3.4.2 モデル2

次に、ファジィルールの後件部をファジィ集合  $B_i$  で定義したモデル2のファジィモデリングの結果を示す。モデル2の前件部構成と後件部ファジィ集合の中心位置パラメータ  $b_i$  は、モデル1で求めた値をそのまま利用する。ここで同定するパラメータは、拡がりを表すパラメータ  $w_i$  であり、(3.4) 式に示した評価値  $Eval_2$  が最小となるように、シンプレックス法を用いて同定する。同定の結果、パラメータ  $w_i$  は図 3.8 に示すような結果となった。

このファジィ予測モデルを用いて、BOD 値の観測値とファジィ予測モデルの出力との比較を行った。その比較の結果を図 3.9 に示す。同図 (a) がモデル構築用データの比較である。(3.4) 式に示した評価値  $Eval_2$  の値は 0.73 であった。その内訳は、 $\varepsilon_{width} = 0.73$ ,  $\varepsilon_{penalty} = 0.00$  である。この結果から、モデル構築用データの全ての観測値が、BOD 値をファジィ集合で表すモデル2の出力のサポート区間内に含まれていることが分かる。同図 (b) がモデル検証用データの比較である。評価値  $Eval_2$  の値は 1.30 であった。その内訳は、 $\varepsilon_{width} = 0.73$ ,  $\varepsilon_{penalty} = 0.57$  である。この結果からは、12ヶ月分のモデル検証用データのうち4ヶ月分のデータが、モデル出力のサポート区間内に含まれていないことが分かる。

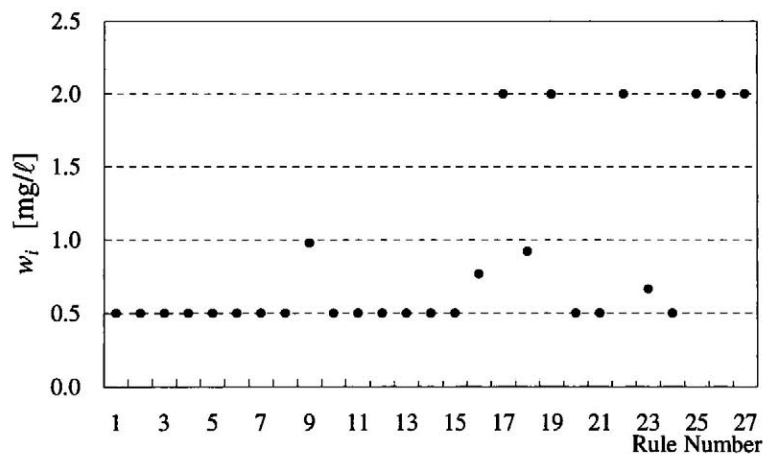
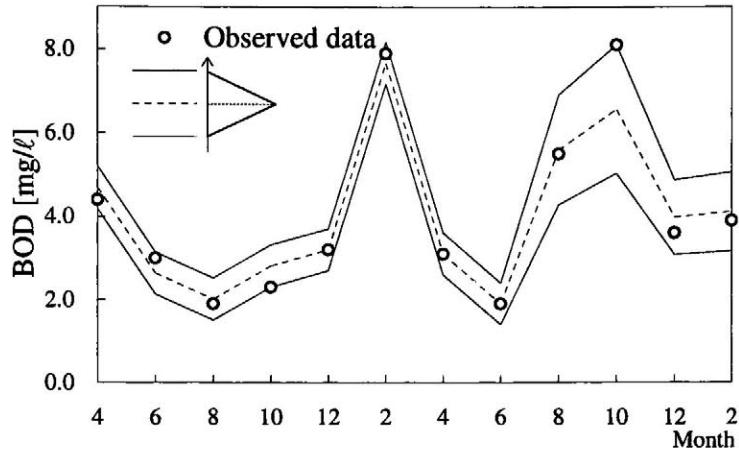
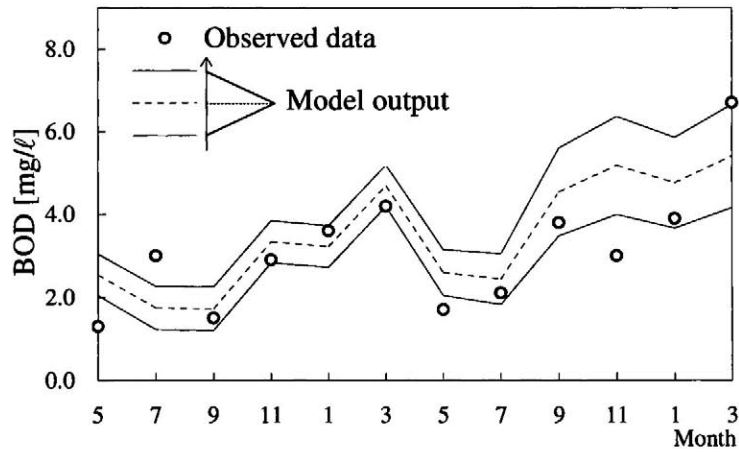


図 3.8 後件部パラメータ  $w_i$  の同定



(a) モデル構築用データ ( $Eval_2 = 0.73$ )



(b) モデル検証用データ ( $Eval_2 = 1.30$ )

図 3.9 モデル2の出力と観測値との比較

### 3.5 ファジィ予測モデルのラベル付け

前節では、BOD 値をファジィ集合で表すことのできるファジィ予測モデルを求め、ファジィモデリングの結果からその評価を行った。本節では、ファジィ予測モデルを構成するファジィルールの後件部ファジィ集合に言語的なラベルを付けることにより、ファジィ予測モデルが表す入出力関係を理解しやすくなることを示す。

後件部ファジィ集合を構成するパラメータは、メンバーシップ関数の中心位置を表す  $b_i$  と拡がりを表す  $w_i$  である。これらのパラメータはシンプレックス法を用いて、それぞれ図 3.6 と図 3.8 のように同定された。ここで、これらのパラメータをいくつかのグループに分ける。パラメータ  $b_i$  は、図 3.10 に示すように 5 つのグループに分け、それぞれのグループに対して、

S : Small  
MS : Medium Small  
M : Medium  
MB : Medium Big  
B : Big

という言語的な意味を持つラベルを付ける。同様に、パラメータ  $w_i$  を図 3.11 に示すように 3 つのグループに分け、それぞれのグループに対して、

T : Tight  
N : Narrow  
W : Wide

というラベルを付ける。

これらのラベルの組み合わせにより、後件部ファジィ集合を“MS-T”(Medium Small with Tight width) や“B-W”(Big with Wide width) というラベルで表すことができる。これらのファジィ集合を後件部に用いることにより、ファジィルールを表 3.2 に示すように記述することができる。さらに、ファジィルールを整理することにより、表 3.3 に示すようにルール数を減らすことができ、ファジィ予測モデルが表す入出力関係がより理解しやすくなる。



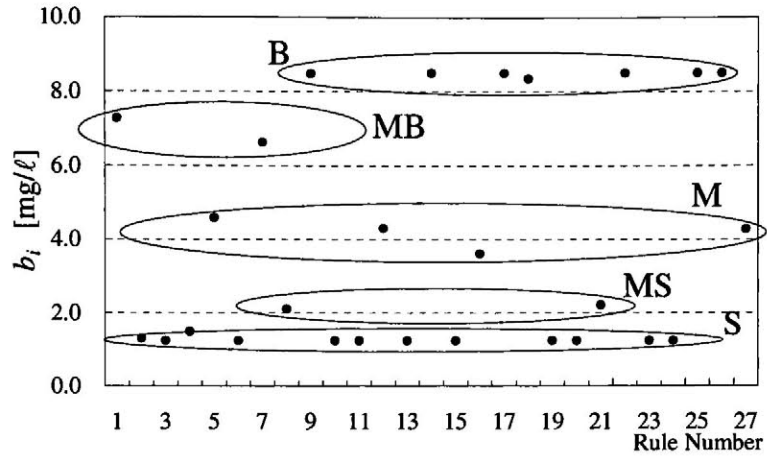


図 3.10 後件部パラメータ  $b_i$  のグループ分け

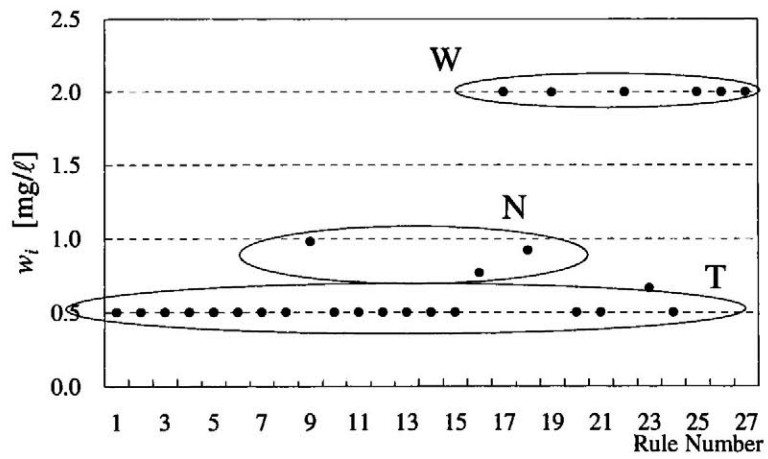


図 3.11 後件部パラメータ  $w_i$  のグループ分け

表 3.2 ファジィルール

No.	IF			THEN
	<i>AR</i>	<i>RSR</i>	<i>SA</i>	<i>BOD</i>
1	S	S	S	MB-T
2	M	S	S	S-T
3	B	S	S	S-T
4	S	M	S	S-T
5	M	M	S	M-T
6	B	M	S	S-T
7	S	B	S	MB-T
8	M	B	S	MS-T
9	B	B	S	B-N
10	S	S	M	S-T
11	M	S	M	S-T
12	B	S	M	M-T
13	S	M	M	S-T
14	M	M	M	B-T
15	B	M	M	S-T
16	S	B	M	M-N
17	M	B	M	B-W
18	B	B	M	B-N
19	S	S	B	S-W
20	M	S	B	S-T
21	B	S	B	MS-T
22	S	M	B	B-W
23	M	M	B	S-T
24	B	M	B	S-T
25	S	B	B	B-W
26	M	B	B	B-W
27	B	B	B	M-W

表 3.3 ファジイルール (整理後)

No.	IF			THEN
	<i>AR</i>	<i>RSR</i>	<i>SA</i>	<i>BOD</i>
2,11,20	M	S		S-T
6,15,24	B	M		S-T
3	B	S	S	S-T
4	S	M	S	S-T
10,13	S	$\neg$ B	M	S-T
23	M	M	B	S-T
19	S	S	B	S-W
8	M	B	S	MS-T
21	B	S	B	MS-T
5	M	M	S	M-T
12	B	S	M	M-T
16	S	B	M	M-N
27	B	B	B	M-W
1,7	S	$\neg$ M	S	MB-T
14	M	M	M	B-T
9,18	B	B	$\neg$ B	B-N
17	M	B	M	B-W
22	S	M	B	B-W
25,26	$\neg$ B	B	B	B-W

ファジールールごとに定義されていた後件部ファジィ集合を、パラメータをグループ分けすることにより、15個のファジィ集合に分類することができ、それぞれのファジィ集合に対してラベル付けをすることができた。しかし、これらのラベル付けされたファジィ集合を定義するパラメータは、元々のパラメータがグループ分けされただけであり、その値はまだ確定してない。そこで、再度シンプレックス法を用いて、ラベル付けされたファジィ集合のパラメータを同定する。

ラベル付けされたファジィ集合を後件部にもつファジィ予測モデルにおいて、そのパラメータを同定した結果を表 3.4 に示す。図 3.12 は、そのラベル付けされたファジィ集合のメンバーシップ関数を示している。

表 3.4 ラベル付けされたファジィ集合のパラメータ同定

$b_i$					$w_i$		
S	MS	M	MB	B	T	N	W
1.24	2.44	3.71	7.20	8.50	0.5	0.7	2.0

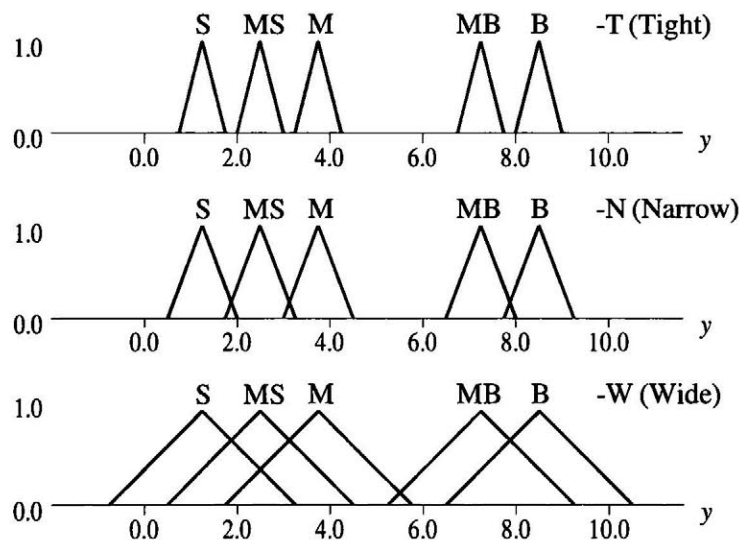
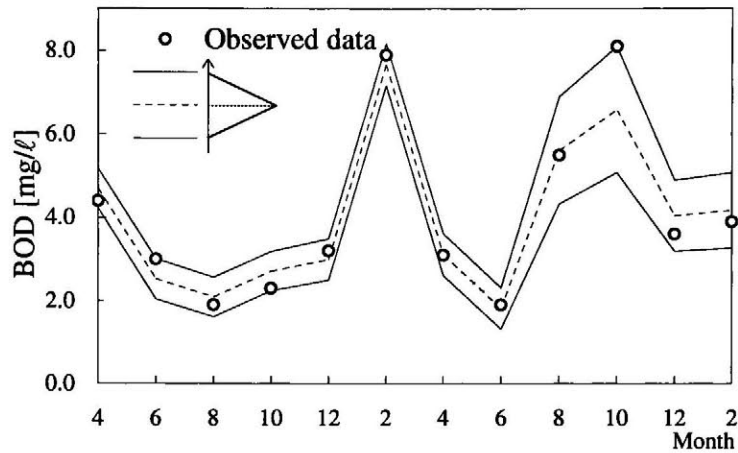


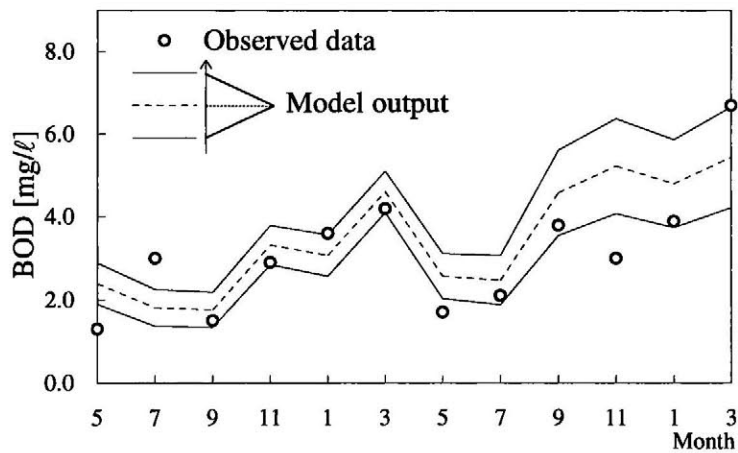
図 3.12 ラベル付けされた後件部ファジィ集合

このようにして作成されたファジィ予測モデルを「モデル3」とする。このファジィ予測モデルを用いて BOD 値の観測値とファジィ予測モデルの出力との比較を行った結果を図 3.13 に示す。同図 (a) がモデル構築用データの比較である。評価値  $Eval_2$  の値は 0.71 であった。

その内訳は,  $\varepsilon_{width} = 0.71$ ,  $\varepsilon_{penalty} = 0.00$  である. この結果は, モデル2の結果とほぼ同じである. 同図 (b) がモデル検証用データの比較である. 評価値  $Eval_2$  の値は 1.17 であった. その内訳は,  $\varepsilon_{width} = 0.70$ ,  $\varepsilon_{penalty} = 0.47$  である. この評価値は, モデル2の結果よりも若干良くなっている.



(a) モデル構築用データ ( $Eval_2 = 0.71$ )



(b) モデル検証用データ ( $Eval_2 = 1.17$ )

図 3.13 モデル3の出力と観測値との比較

### 3.6 結言

本章では、第 2 章で提案した補間型ファジィ推論法を、活性汚泥処理プロセスにおける BOD 値を出力とするファジィ予測モデルに適用した。このファジィ推論法は、推論結果のメンバーシップ関数の形状が複雑にならず、視覚的にも結果の解釈が容易である、という特徴をもつ。このファジィ予測モデルは、活性汚泥処理プロセスを運用するのオペレータが放流水に含まれる BOD 値の予測値を表すメンバーシップ関数を視覚的にも簡単に理解することができ、安全基準を考慮したシステム運用のための意思決定の手助けとなる。

補間型ファジィ推論法を用いた BOD 値ファジィ予測モデル（モデル 2）は、モデル構築用データにおいて、対象変数である放流水の BOD 値を上手く表すことができ、サポート区間内に含むことができている。モデル検証用データにおいては、BOD 値の傾向をある程度表現することができ、一部のデータを除き、サポート区間内に含むことができている。これらの結果は、モデリングに使用できるデータ数が少なかったことを考慮すれば、良好な結果を示している。

ファジィ予測モデリングによって、表 3.3 に示すようなファジィルールを求めることができた。ファジィルールは、前件部および後件部も、言語的なラベルが付けられたファジィ集合で構成されており、ファジィ予測モデルの表す入出力関係を理解することを容易にしている。

このファジィ予測モデルは実際の下水処理施設での運用に適用していないが、ファジィモデリングの結果から、提案した補間型ファジィ推論法とファジィ予測モデルの有用性を示すことができた。

# 第4章 上水道システムの需要量ファジィ予測モデル

## 4.1 緒言

本章では、第2章で提案した補間型ファジィ推論法を、上水道システムにおける需要量を予測するファジィ予測モデルに応用する [21]。上水道システムでは、河川やダムなどから取水した水を浄水場において浄化し、分散した配水池を経て需要家(家庭や工場など)に供給している。オペレータは、安定したシステム運用のために、需要量予測、取水可能量推定、浄水場設備(浄化能力)などを考慮して取水計画を立てる必要がある。特に、需要量を予測することは、安定した運用を行う上で重要視されており、これまでも回帰分析やカルマンフィルタなどを用いた研究がされている [56, 57]。最近ではカオス理論を用いた需要量予測手法も提案されている [31-33]。

需要量は、天候や気温、曜日(平日・休日)などによって多様に変化する。また、前日からの天候の変化や曜日の変化にも影響を受ける。このように、予測する日の天候や気温など不確定な項目に左右されるので、需要量を正確に予測することは困難である。このような曖昧さを含むシステムのモデル化を考えた場合、モデルの出力が単に実数値であるより、予測値の取り得る範囲をファジィ集合によって表現されることの利点は大きい。そこで、提案した補間型ファジィ推論法を用いて、需要量を予測するファジィ予測モデルを構築する。このファジィ予測モデルによる予測結果はファジィ集合で与えられ、しかも、そのメンバーシップ関数の形状が複雑になりにくいことから、オペレータにとって予測結果の解釈が容易となることが期待できる。

## 4.2 上水道システム

本研究では、北九州市本城上水道システムを対象とし、北九州市水道局から提供して頂いたデータをもとにファジィモデリングを行う。図 4.1 に上水道システムのブロック図を示す。

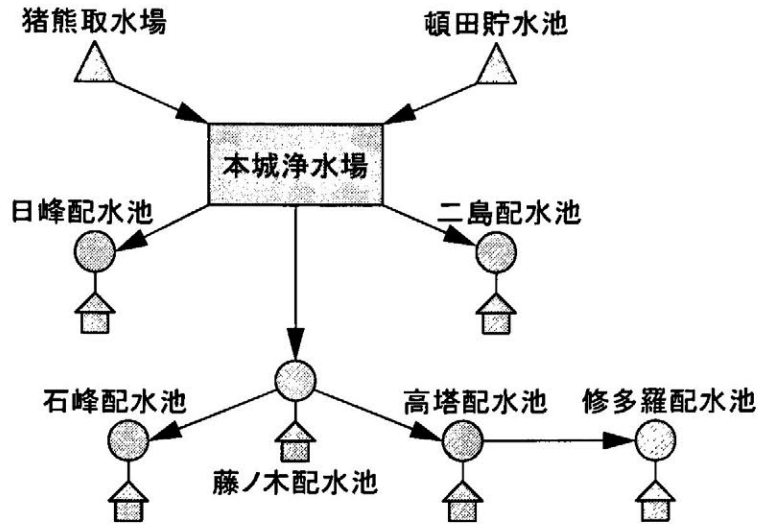


図 4.1 本城上水道システムのブロック図

この上水道システムは、2つの取水場、1つの浄水場、6つの配水池によって構成され、1日当たり  $141,000[m^3]$  の処理能力を有する。取水場は河川または貯水池から取水し、浄水場において浄化処理が施される。その後、分散した配水池に送水される。上水は、各配水地において一時的に貯蓄され、需要家からの要求に応じて供給される。

上水道システムのオペレータは、需要量予測や取水可能量推定、浄化能力などを考慮して、上水の安定供給に努めている。その中でも需要量予測は最も重要視されているため、オペレータにとって理解しやすい必要がある。需要家の日々の需要量を直接観測することは困難なため、その代わりとして各配水池からの配水量を利用する。各配水池で観測されるデータを表 4.1 に示す。提供して頂いた観測データは、1996年9月から1999年8月までの3年分である。これらの観測データを表 4.2 に示すように、モデル構築用とモデル検証用に分割する。30ヶ月分の観測データをモデルを構築するために使用し、残り6ヶ月分の観測データを用いてモデルの検証を行う。

### 4.3 線形式による補間型ファジィ推論法の拡張

第2章で提案した補間型ファジィ推論法では、各ファジィルールの後件部のメンバーシップ関数は、(2.3)式に示すようにいくつかの位置パラメータと高さパラメータによって定義される。そして、ファジィ関係  $R$  は、(2.5)式のように、これらを統合したパラメータ  $p_k^*(\mathbf{x})$



表 4.1 観測データ

項目	内容	単位
$D(t)$	曜日 (1: 平日, 0: 休日)	
$W(t)$	天候 (2: 晴, 1: 曇, 0: 雨)	
$T(t)$	気温	[°C]
$H(t)$	湿度	[%]
$R(t)$	雨量	[mm]
$S(t)$	配水量	[m <sup>3</sup> ]

$t$ : 観測データの日付

表 4.2 観測データの分割

期間	モデル構築用	モデル検証用
1996年9月～1997年12月	✓	
1998年1月～1998年6月		✓
1998年7月～1999年8月	✓	

と  $h_k^*(\mathbf{x})$  をもつメンバーシップ関数  $\mu_R(\mathbf{x}, y)$  で定義される. (2.6) 式の  $p_k^*(\mathbf{x})$  と (2.7) 式の  $h_k^*(\mathbf{x})$  は, 各ファジイルールのパラメータを補間的に統合するものであり, パラメータ  $p_k^*(\mathbf{x})$  は加重平均, パラメータ  $h_k^*(\mathbf{x})$  は加重和である. 加重平均は簡略型ファジィ推論法に用いられている概念である.

本節では, 後件部ファジィ集合  $B_i$  の位置パラメータと高さパラメータを線形式によって拡張する. ファジイルールの後件部に線形式を用いる方法は, 高木・菅野による関数型ファジィ推論法 [25] の概念である. この拡張によって関数近似性能が向上することが期待できる.

各ファジイルールの後件部メンバーシップ関数を定義する位置パラメータと高さパラメータを以下の線形式で表す.

$$p_{ik}(\mathbf{x}) = a_0^{ik} + a_1^{ik}x_1 + \dots + a_m^{ik}x_m \quad (k = 1, \dots, r) \quad (4.1)$$

$$h_{ik}(\mathbf{x}) = b_0^{ik} + b_1^{ik}x_1 + \dots + b_m^{ik}x_m \quad (k = 1, \dots, r) \quad (4.2)$$

ここで,  $a_0^{ik}, a_1^{ik}, \dots, a_m^{ik}$  と  $b_0^{ik}, b_1^{ik}, \dots, b_m^{ik}$  ( $i = 1, \dots, n$ ) は係数である. これらの係数は重み付き最小二乗法 [1] などによって求められる. (2.6) 式と (2.7) 式に示した  $p_k^*(\mathbf{x})$  と  $h_k^*(\mathbf{x})$  の式は, 以下のように書き直される.

$$p_k^*(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x}) \cdot p_{ik}(\mathbf{x})}{\sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x})} \quad (k = 1, \dots, r) \quad (4.3)$$

$$h_k^*(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x}) \cdot h_{ik}(\mathbf{x}) \quad (k = 1, \dots, r) \quad (4.4)$$

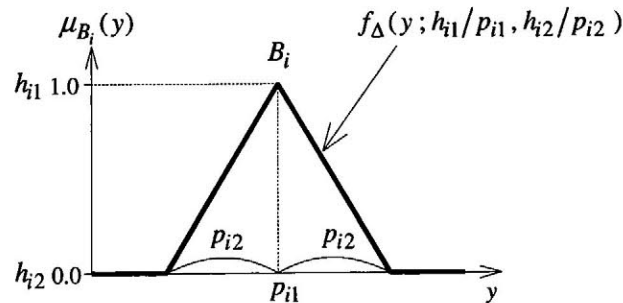


図 4.2 左右対称の三角型メンバーシップ関数,  $B_i = (h_{i1}/p_{i1}, h_{i2}/p_{i2})$

例として、図 4.2 に示すような左右対称の三角型メンバーシップ関数を考える。このメンバーシップ関数は、2つの位置パラメータ (中心位置と拡がり) とそれぞれの高さパラメータによって定義される。したがって、(2.4) 式に示した三角型メンバーシップ定義関数は次式のように再定義される。

$$\mu_{B_i}(y) = f_{\Delta}(y; h_{i1}/p_{i1}, h_{i2}/p_{i2}) \quad (4.5)$$

中心位置を表すパラメータのみを線形式  $p_{i1}(\mathbf{x})$  で定義すると、ファジィ関係  $R$  のメンバーシップ関数  $\mu_R(\mathbf{x}, y)$  は、

$$\mu_R(\mathbf{x}, y) = f_{\Delta}(y; h_1^*(\mathbf{x})/p_1^*(\mathbf{x}), h_2^*(\mathbf{x})/p_2^*(\mathbf{x})) \wedge 1 \quad (4.6)$$

ここで、

$$p_1^*(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x}) \cdot p_{i1}(\mathbf{x})}{\sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x})}$$

$$p_2^*(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x}) \cdot p_{i2}(\mathbf{x})}{\sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x})}$$

$$h_k^*(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n w_i(\mathbf{x}) \cdot h_{ik} \quad (k = 1, 2)$$

と表される。推論結果  $B'$  は、第 2 章で解説したように、入力  $A'_j$  ( $j = 1, \dots, m$ ) とファジィ関係  $R$  との sup-min 合成演算を適用することによって求めることができる。

#### 4.4 需要量ファジィ予測モデル

本節では、需要量を予測するファジィ予測モデルについて説明する。ファジィ予測モデルとして、以下の 3 種類のモデルを構築し、その比較を行う。

モデル 1 簡略型ファジィ推論法を用いたファジィ予測モデル

モデル 2 補間型ファジィ推論法を用いたファジィ予測モデル

モデル 3 線形式で拡張した補間型ファジィ推論法を用いたファジィ予測モデル

#### 4.4.1 モデル1

モデル1は、簡略型ファジィ推論法を用いた基本的なファジィ予測モデルである。簡略型ファジィ推論法は、前田ら [51] によって紹介された方法であり、ファジィ制御の分野で広く利用されている。モデル1は、以下に示すファジィルールによって構成される。

$$\begin{aligned} & \text{IF } S(t-1) \text{ is } A_{i1}, \Delta W(t) \text{ is } A_{i2}, T(t) \text{ is } A_{i3} \\ & \text{THEN } \Delta S(t) \text{ is } b_i \quad (i = 1, \dots, 27) \quad (4.7) \end{aligned}$$

ここで、

$S(t-1)$  : 前日の配水量

$\Delta W(t)$  : 前日からの天候の変化 ( $\Delta W(t) = W(t) - W(t-1)$ )

$T(t)$  : 当日の気温

$\Delta S(t)$  : 当日の配水量の前日からの変化分 ( $\Delta S(t) = S(t) - S(t-1)$ )

である。また、 $A_{i1}, A_{i2}, A_{i3}$  はファジィ集合、 $b_i$  は実数値である。このファジィ予測モデルの出力として、当日の配水量の絶対量とするよりも、前日からの変化分とする方が精度が向上することが、経験的に分かっている。前件部には、配水量  $S(t)$  と相関の高い3つの変数  $S(t-1), \Delta W(t), T(t)$  を採用した。図4.3は、ファジィ予測モデルのブロック図を示している。  $\Delta \hat{S}(t)$  がモデルの出力、 $\hat{S}(t)$  が配水量の予測値 ( $\hat{S}(t) = S(t-1) + \Delta \hat{S}(t)$ ) である。

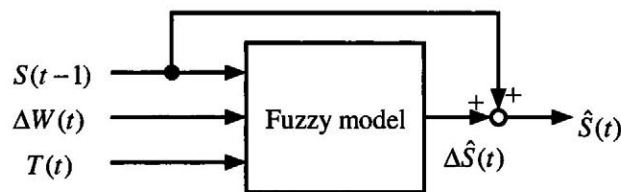
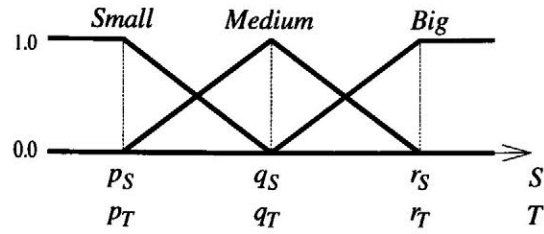
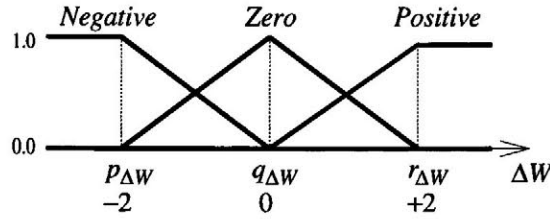


図 4.3 ファジィ予測モデルのブロック図

各前件部変数は、図4.4に示すように、それぞれ3つにファジィ分割する。メンバーシップ関数の形状は、パラメータ  $p_*, q_*, r_*$  によって定義される。このファジィ予測モデルは、前件部に9個のパラメータ、後件部に27個のパラメータを持つ。これらのパラメータは、遺伝的アルゴリズム (GA) を用いて調整する。その手順を以下に示す。



(a)  $S(t)$  と  $T(t)$  のメンバーシップ関数



(b)  $\Delta W(t)$  のメンバーシップ関数

図 4.4 前件部変数のファジィ分割

1. 前日からの天候の変化を表す変数  $\Delta W(t)$  は離散値をとる。そこで、パラメータ  $p_{\Delta W}$ ,  $q_{\Delta W}$ ,  $r_{\Delta W}$  は、それぞれ  $-2, 0, +2$  に設定し、固定とする。その他の前件部変数  $S(t-1)$  と  $T(t)$  のためのパラメータ  $p_*$ ,  $q_*$ ,  $r_*$  が遺伝子としてコード化される。したがって、1つの個体は、ファジィ予測モデルの前件部を表す6つの遺伝子によって構成される。
2. 後件部のパラメータ  $b_i$  は、前件部のパラメータの値が求められた後に決定されなければならない。後件部のパラメータ  $b_i$  は、前件部のパラメータを表している個体ごとに、重み付き最小二乗法 [1] を用いて求める。
3. GA は、次の評価関数を用いて、各個体が表すファジィ予測モデルを評価する。

$$Eval_1 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|S(t) - \hat{S}(t)|}{S(t)} \times 100 \quad (4.8)$$

ここで、 $\hat{S}(t)$  は配水量の予測値、 $N$  はデータ数である。この評価値  $Eval_1$  は、観測データに対するモデリング誤差を表す指標となる。

#### 4.4.2 モデル2

モデル2は、第2章で提案した補間型ファジィ推論法によるファジィ予測モデルである。このモデルは、以下のファジィルールによって構成される。

$$\begin{aligned} &IF S(t-1) \text{ is } A_{i1}, \Delta W(t) \text{ is } A_{i2}, T(t) \text{ is } A_{i3} \\ &THEN \Delta S(t) \text{ is } B_i \quad (i = 1, \dots, 27) \quad (4.9) \end{aligned}$$

ここで、 $B_i$ はメンバーシップ定義関数によって表されるファジィ集合であり、図4.2に示した2個の位置パラメータ  $p_{i1}$ ,  $p_{i2}$  と、それぞれの高さパラメータ  $h_{i1}$ ,  $h_{i2}$  によって定義される左右対称の三角型メンバーシップ関数を用いる。ただし、高さパラメータ  $h_{i1}$ ,  $h_{i2}$  は、それぞれ1.0, 0.0に固定する。

$$\begin{aligned} B_i &= (h_{i1}/p_{i1}, h_{i2}/p_{i2}) \\ &= (1/p_{i1}, 0/p_{i2}) \quad (4.10) \end{aligned}$$

このモデルの前件部の構成は、モデル1の場合と同じである。しかも、前件部のパラメータ  $p_*$ ,  $q_*$ ,  $r_*$  と、後件部のパラメータ  $p_{i1}$  は、モデル1と同じ方法によって求める。ただし、パラメータ  $p_{i1}$  は、モデル1におけるパラメータ  $b_i$  のことである。これらのパラメータが確定した後、後件部ファジィ集合  $B_i$  のメンバーシップ関数の拡がりを表すパラメータ  $p_{i2}$  を、GAを用いて求める。その手順を以下に示す。

1. このファジィ予測モデルは27個のファジィルールで構成される。各ファジィルールの後件部パラメータ  $p_{i2}$  が遺伝子としてコード化される。したがって、1つの個体は27個の遺伝子を持つ。
2. GAは、次の評価関数  $Eval_2$  を用いて、各個体が表すファジィ予測モデルを評価する。

$$Eval_2 = \epsilon_{width} + \beta \cdot \epsilon_{penalty} \quad (4.11)$$

ここで,

$$\begin{aligned}
 \varepsilon_{width} &= \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \hat{p}_2(t) \\
 \varepsilon_{penalty} &= \frac{1}{N_{out}} \sum_{t=1}^N \varepsilon_{out}(t) \\
 \varepsilon_{out}(t) &= \begin{cases} S(t) - \hat{S}_{max}(t) & \hat{S}_{max}(t) < S(t) \\ \hat{S}_{min}(t) - S(t) & S(t) < \hat{S}_{min}(t) \\ 0 & otherwise \end{cases} \\
 \hat{S}(t) &= S(t-1) + \hat{p}_1(t) \\
 \hat{S}_{max}(t) &= \hat{S}(t) + \hat{p}_2(t) \\
 \hat{S}_{min}(t) &= \hat{S}(t) - \hat{p}_2(t)
 \end{aligned}$$

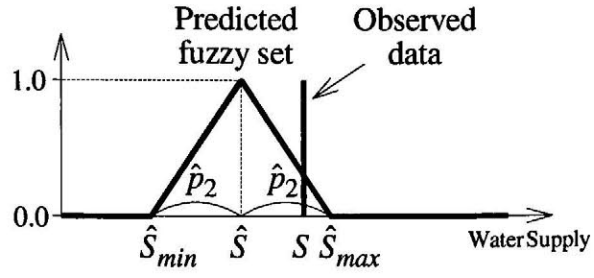
である.

$\hat{p}_1(t)$  と  $\hat{p}_2(t)$  が, モデル出力のファジィ集合  $\Delta\hat{S}(t)$  を表す. この評価関数  $Eval_2$  は, 配水量の予測値を表すメンバーシップ関数の拡がり进行评估するものであり, 観測値がそのメンバーシップ関数のサポート区間に含まれているかどうかを表す指標となる (図 4.5). 評価関数  $Eval_2$  は, 値が小さいほど評価は良いことを意味する.  $N_{out}$  は, 観測値がサポート区間  $[\hat{S}_{min}(t), \hat{S}_{max}(t)]$  の外にあるデータの個数を表す. 観測値が予測値を表すメンバーシップ関数のサポート区間の外にあるとき, ペナルティが評価関数  $Eval_2$  に加えられる.  $\beta$  はペナルティに加える重み係数であり,  $\beta = 1000$  とした.

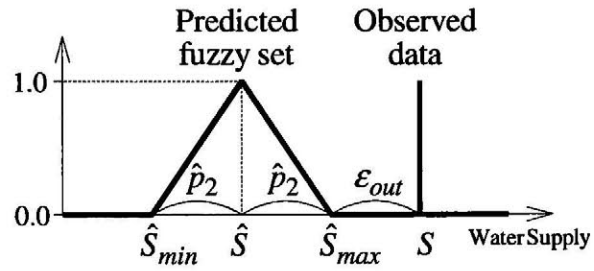
#### 4.4.3 モデル3

モデル3は, 線形式によって拡張した補間型ファジィ推論法を用いたファジィ予測モデルである. モデル2と異なり, 後件部ファジィ集合を定義するパラメータの1つに線形式を用いる. このファジィ予測モデルのファジィルールは, (4.9) 式に示したファジィルールと同じ形式であり, 後件部がファジィ集合である. その後件部ファジィ集合のメンバーシップ関数を定義するパラメータの1つ  $p_{i1}$  が次の線形式によって表される.

$$p_{i1}(\mathbf{x}) = a_{i0} + \sum_{j=1}^{11} a_{ij}x_j \quad (4.12)$$



(a) 観測値がサポート区間内に含まれる場合



(b) 観測値がサポート区間の外にある場合

図 4.5 予測値を表すメンバーシップ関数の拡がりの評価

ここで、 $a_{i*}$  は係数であり、 $x_j$  は以下のように定義された説明変数である。

$$x_1 = D(t) \quad (1: \text{平日}, 0: \text{休日})$$

$$x_2 = 1 - D(t) \quad (0: \text{平日}, 1: \text{休日})$$

$$x_3 = \Delta D(t) = D(t) - D(t-1)$$

$$x_4 = \begin{cases} 1 & W(t) = 2 \text{ ; 晴} \\ 0 & W(t) \neq 2 \end{cases}$$

$$x_5 = \begin{cases} 1 & W(t) = 1 \text{ ; 曇} \\ 0 & W(t) \neq 1 \end{cases}$$

$$x_6 = \begin{cases} 1 & W(t) = 0 \text{ ; 雨} \\ 0 & W(t) \neq 0 \end{cases}$$

$$x_7 = W(t)$$

$$x_8 = \Delta W(t) = W(t) - W(t-1)$$

$$x_9 = T(t)$$

$$x_{10} = \Delta T(t) = T(t) - T(t-1)$$

$$x_{11} = S(t-1)$$



前件部のパラメータ  $p_*$ ,  $q_*$ ,  $r_*$  は、モデル1の場合と同じ方法によって求められる。後件部のパラメータ  $p_{i1}$  を表す線形式  $p_{i1}(x)$  の係数  $a_{ij}$  ( $i = 1, \dots, 27$ ,  $j = 0, \dots, 11$ ) は、重み付き最小二乗法によって求められる。これらのパラメータが確定した後、後件部ファジィ集合  $B_i$  のメンバーシップ関数の拡がりを表すパラメータ  $p_{i2}$  を、GA を用いて求める。その手順は、モデル2の場合と同じである。

## 4.5 ファジィモデリングと結果

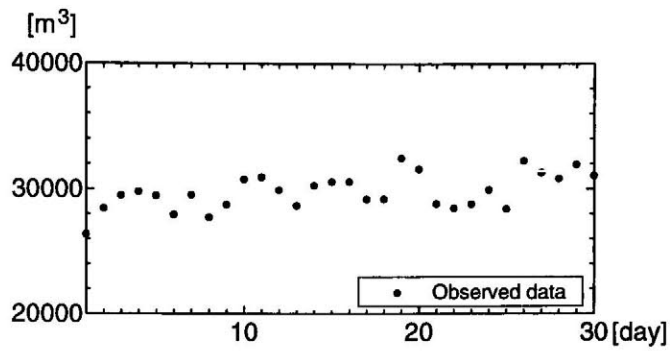
### 4.5.1 ファジィ予測モデルによる需要量予測

最初に、6ヶ所ある配水池の中から日峰配水池を選択し、ファジィモデリングを行った。図4.6は、日峰配水池における1998年4月の予測結果を示している。同図(a)は、実際の観測データである。同図(b), (c), (d)が、モデル1、モデル2、モデル3のファジィ予測モデルによる予測結果をそれぞれ表している。モデル1による予測値は、観測データの傾向を上手く表している。しかし、ある程度の誤差を含んでいる。モデル2による予測値は、ファジィ集合のサポート区間によってその誤差の範囲を表していることが分かる。モデル3による予測値は、線形式を用いた効果により、観測データをより正確に表すことができている。さらに、ファジィ集合のサポート区間が狭くなっており、予測値が絞り込まれていることが分かる。

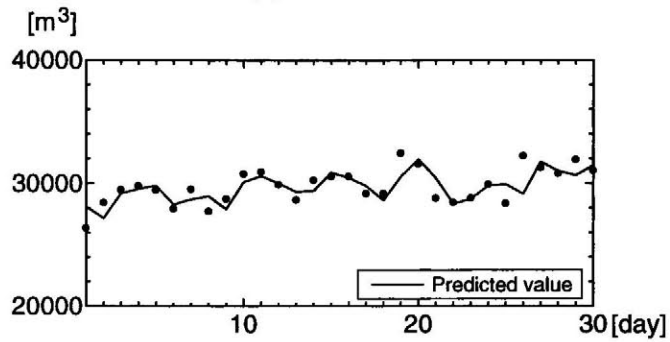
図4.7は、図4.6に示した日峰配水池の予測結果において、4月7日に予測された予測値のメンバーシップ関数を示している。同図(a)と(b)は、モデル2とモデル3のファジィ予測モデルによる結果をそれぞれ示している。このようなファジィ集合で提示される予測値は、そのメンバーシップ関数の形状が複雑でないことにより、上水道システムのオペレータにとって視覚的にも容易に理解されやすくなる。

### 4.5.2 ファジィモデリングの評価値

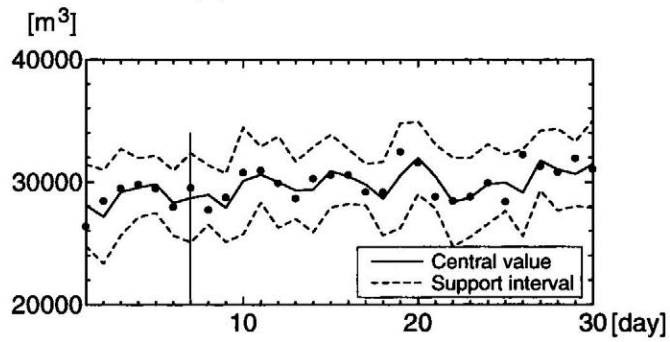
モデリングの評価として、(4.8)式と(4.11)に示した評価値  $Eval_1$  と  $Eval_2$  を用いる。表4.3は、モデル構築用データとモデル検証用データについて、各配水池におけるファジィ予測モデルの評価値  $Eval_1$  を示している。評価値  $Eval_1$  はデータに対するモデリング誤差を表す指標であり、少ないほど評価が良い。モデル構築用データについて見ると、全ての配水池に



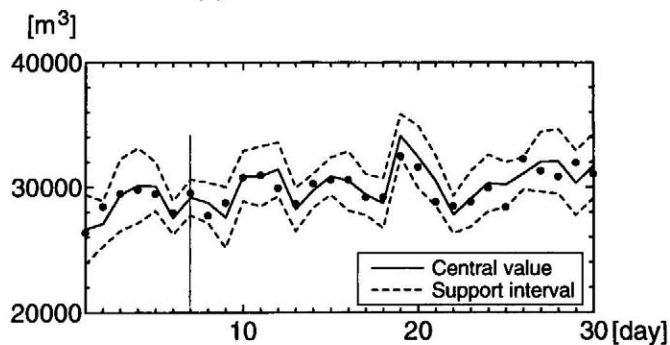
(a) 観測データ



(b) モデル 1 による予測

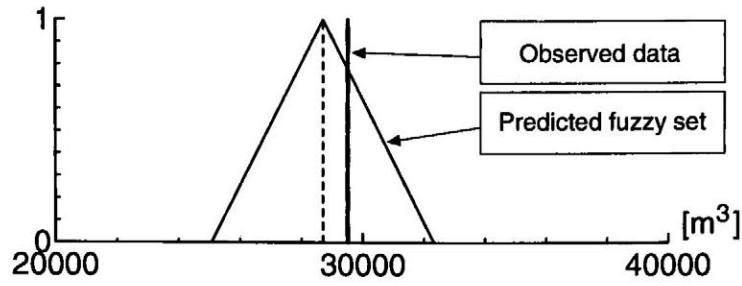


(c) モデル 2 による予測

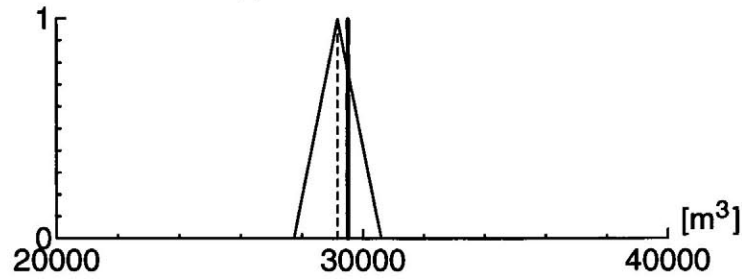


(d) モデル 3 による予測

図 4.6 ファジィ予測モデルによる予測結果（日峰配水池，1998 年 4 月）



(a) モデル 2 による予測



(b) モデル 3 による予測

図 4.7 予測されたファジィ集合（日峰配水池，1998 年 4 月 7 日）

においてモデル 3 の評価値の方が，モデル 1，モデル 2 よりも良くなっている．また，モデル検証用データについては，二島配水池を除く全ての配水池においてモデル 3 の評価値の方が，モデル 1，モデル 2 よりも良くなっている．この結果から，線形式を用いた補間型ファジィ推論法によるファジィ予測モデルが，他のモデルと比較して，より正確に需要量を予測していることが分かる．

表 4.4 は，モデル構築用データについて，(4.11) 式に示した評価値  $Eval_2$  に関する評価項目  $\varepsilon_{width}$ ,  $\varepsilon_{penalty}$ ,  $\varepsilon_{percent}$ ,  $\bar{N}_{out}$  を示している．同様に，表 4.5 は，モデル検証用データについて示している． $\varepsilon_{width}$  は，需要量の予測値であるメンバーシップ関数の拡がりを表している． $\varepsilon_{penalty}$  は，実際の観測データが予測値のメンバーシップ関数のサポート区間の外にあるときに加えるペナルティである． $\varepsilon_{percent}$  は，需要量の平均値に対する  $\varepsilon_{penalty}$  の割合である． $\bar{N}_{out}$  は，予測値のメンバーシップ関数のサポート区間の外にある観測データの数の月平均値である．これらの評価項目は，いずれも値が小さいほど評価が良い．

全ての配水池において，評価値  $\varepsilon_{width}$  は，モデル 2 よりもモデル 3 の方が値が小さく，評価が良い．すなわち，モデル 3 の方が，予測値のメンバーシップ関数のサポート区間が狭くなっており，予測値を絞り込んでいることが分かる．モデル検証用データの中には，サポー

表 4.3 ファジィ予測モデルの評価値  $Eval_1$  [%]

	モデル構築用データ		モデル検証用データ	
	モデル 1 モデル 2	モデル 3	モデル 1 モデル 2	モデル 3
日 峰	2.58	2.08	2.69	2.63
二 島	2.72	2.29	2.71	3.23
藤ノ木	5.55	2.77	5.36	3.21
石 峰	4.70	3.12	4.68	3.82
高 塔	4.23	2.53	4.93	3.48
修多羅	4.02	2.43	4.36	3.04

ト区間の外にあるデータが1～2個ほどある。しかし、 $\epsilon_{penalty}$  の値が極めて小さいことから、そのデータはサポート区間のエッジにあるものと判断できる。一方、モデル検証用データの中には、サポート区間の外にあるデータが月平均で1個ほどあり、 $\epsilon_{percent}$  の値から、サポート区間から外れている程度が分かる。日峰、高塔、修多羅の3つの配水池では、モデル2よりもモデル3の方が $\epsilon_{percent}$  の値が小さくなっているが、残りの二島、藤ノ木、石峰の配水地では、逆に大きくなっている。この結果は、サポート区間が狭くなったことによる影響が強くてたものと考えることができる。

#### 4.5.3 ファジィ数を入力とした場合

4.5.1 節に示した予測結果を求める際、予測日当日の天候と気温が既知であると仮定していた。しかし、予測日当日の天候と気温は未知であるため、この仮定は現実的ではない。天候と気温については、予測値が入力として用いられるべきである。また、これらの値は不確実な値なので、ファジィ数で表すこととする。

提案した補間型ファジィ推論法は、入力としてファジィ数が与えられた場合においても、適切な推論結果を求めることができる。つまり、入力値が曖昧になった場合、推論結果もまた曖昧になる。したがって、この補間型ファジィ推論法を用いたファジィ予測モデル（モデル2、モデル3）は、天候と気温についてファジィ数が与えられた場合においても、適切な

表 4.4 評価値  $Eval_2$  に関する評価項目 (モデル構築用データ)

配水池	モデル	$\varepsilon_{width}[m^3]$	$\varepsilon_{penalty}[m^3]$	$\varepsilon_{percent}[\%]$	$\bar{N}_{out}$
日 峰	2	3135.61	0.00	< 0.01	0.03
	3	2663.57	0.11	< 0.01	0.03
二 島	2	1565.91	0.01	< 0.01	0.03
	3	1344.41	0.01	< 0.01	0.07
藤ノ木	2	2397.13	0.01	< 0.01	0.03
	3	1076.68	0.02	< 0.01	0.03
石 峰	2	137.53	0.00	< 0.01	0.03
	3	106.64	0.01	< 0.01	0.03
高 塔	2	1050.36	0.00	< 0.01	0.03
	3	741.79	0.00	< 0.01	0.03
修多羅	2	324.65	0.00	< 0.01	0.03
	3	245.05	0.04	< 0.01	0.03

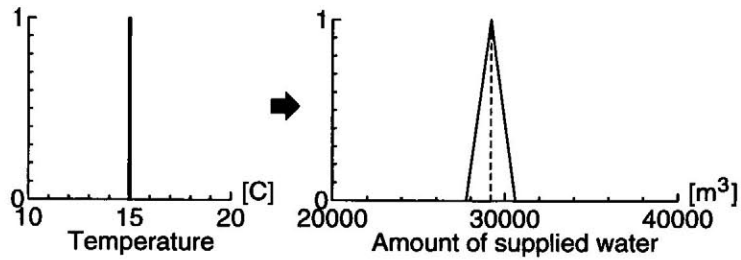
("< 0.01" means less than 0.01)

表 4.5 評価値  $Eval_2$  に関する評価項目 (モデル検証用データ)

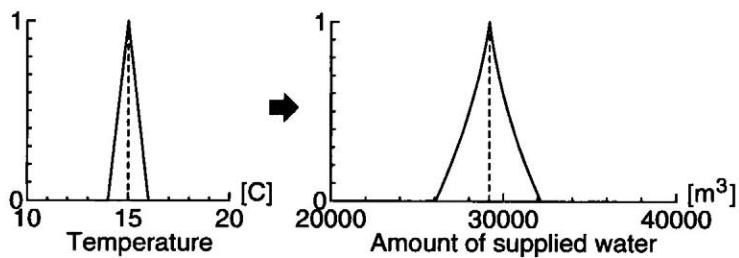
配水池	モデル	$\varepsilon_{width}[m^3]$	$\varepsilon_{penalty}[m^3]$	$\varepsilon_{percent}[\%]$	$\bar{N}_{out}$
日 峰	2	3159.92	375.01	1.32	0.33
	3	2384.33	363.07	1.29	1.17
二 島	2	1535.31	62.48	0.50	0.17
	3	1370.16	317.65	2.78	0.50
藤ノ木	2	2276.10	0.00	0.00	0.00
	3	1087.59	214.74	2.19	1.17
石 峰	2	129.44	0.00	0.00	0.00
	3	96.46	36.88	4.66	0.83
高 塔	2	1001.96	295.44	4.61	1.17
	3	705.12	201.28	3.15	1.50
修多羅	2	298.87	39.25	1.64	0.17
	3	207.95	27.03	1.30	1.67

予測結果を得ることができる。

図 4.8 は、モデル 3 の気温の入力として、実数値 ( $T(t) = 15$ ) を与えた場合とファジィ数 ( $T(t)$  is “about 15”) を与えた場合との比較を示している。この結果から、ファジィ数が与えられた場合に得られた予測値のメンバーシップ関数は、実数値が入力された場合よりも広がっていることが分かる。このことは、入力の曖昧さの増加に伴い、予測値の曖昧さも増加したことを意味している。しかし、メンバーシップ関数の形状は複雑になっていない。



(a) 気温として実数値 ( $T(t) = 15$ ) が入力された場合



(b) 気温としてファジィ数 ( $T(t)$  is “about 15”) が入力された場合

図 4.8 入力として実数値とファジィ数が与えられた場合の比較

(モデル 3, 日峰配水池, 1998 年 4 月 7 日)

## 4.6 結言

本章では、第2章で提案した補間型ファジィ推論法を、上水道システムにおける需要量予測のためのファジィ予測モデルに適用した。このファジィ推論法の第一の特徴は、推論結果がシンプルな形状のメンバーシップ関数によって得られる、ということである。このような特徴をもつファジィ予測モデルは、上水道システムのオペレータが需要量の予測結果を表すメンバーシップ関数を視覚的に簡単に理解することができ、より安定したシステム運用のための意思決定の手助けとして有用である。

総合的に判断して、全ての配水池において、モデル2よりもモデル3の方が良い評価値を得ていた。モデル3は、観測データをより正確に予測することができ、それに伴って、そのファジィ集合のサポート区間も狭くすることができ、予測値を絞り込むことができた。加えて、入力が曖昧になれば推論結果も曖昧になる、という第二の特徴の効果により、入力としてファジィ数が与えられた場合においても適切な予測値を得ることができた。

これらの結果から、提案した補間型ファジィ推論法とそれを適用したファジィ予測モデルの有用性を明らかにすることができた。今後の課題として、このファジィ予測モデルを実際の上水道システムに導入し、オペレータにとって効果的に機能するかどうかを評価する必要がある。

# 第5章 自律型移動ロボットのファジィ予見学習制御

## 5.1 緒言

工場やプラントなどに見られる従来のロボットは、一旦教え込まれた行動パターンを単調に繰り返すものがその主流を占めていた。しかし、最近では、このような単調ロボットに対して、周囲の環境を認識し、それに適応して行動する知能ロボットの研究が進められている。ロボットの知能化を考える場合、人間がそのモデルになることが多い。それは、人間に限られた時間内に、あいまいで確実性や完全性を欠いているさまざまな情報をもとに思考を進め、適切な判断や行動をとることができるからであろう。ファジィ理論は、人間の柔軟であいまいな知的活動をモデル化することができ、その構造を比較的容易に理解できることから、ロボット制御の分野でも応用されている [29, 38, 50]。

知能ロボットのの一つとして自律型移動ロボットがある。これまで、自律型移動ロボットの走行制御は、ルールベースやPID制御が多かった [34, 41]。また、ロボットを駆動する左右のモータの回転制御にファジィ制御を応用した方式 [42] も提案されている。この方式では、モータの速度はPID制御装置で制御し、このPID制御装置へのモータ回転速度指令をファジィ言語ルールを用いて決定している。その他に、ニューラルネットを用いた移動ロボットの走行制御の研究 [47] も行われている。移動ロボットではないが、ファジィ操舵制御ルールによる模型自動車の駐車制御 [22] も行われている。さらにこれと同種の研究として、自動車の速度と操舵のファジィ制御 [52] も行われている。

本章では、ファジィ理論を用いた自律型移動ロボットの走行制御システムを構築する。この走行制御システムは、自律型移動ロボットが周囲の環境を認識し、障害物を回避しながら、直進路、左折路、右折路を自律的に走行することを目指す。ロボットの進むべき方向は、ロボットの状態やロボットを取り巻く周囲の壁や障害物などの状況によって多様に変化するもので、それらに応じるための走行制御ルールは膨大な数となり、その全てを前もって定義する



ことは困難である。たとえ定義できたとしても、それが最適なルールであるかを判断することはできない。

そこで、走行制御ルールを用いてファジィ推論により求められた操作量が「ロボットが壁や障害物に衝突することなく走行できる」という評価基準を満足するかどうかをファジィ評価する「ファジィ予見」を適用する。操作量が評価基準を満足していると評価されればその操作量を採用し、もし満足していなければ満足するような操作量に変更する。この方式により、ロボットは壁や障害物との衝突を未然に回避しながら走行することができる。

さらに、ファジィ予見の結果をもとに制御ルールを修正する学習機能を付加したファジィ予見学習制御を用いた新しい方式を提案する [8, 9, 53]。この方式では、ロボットの周囲の状況を予めいくつかの代表的なパターンに分類しておき、それぞれの代表パターンに走行制御ルールを用意する。そして、ロボットの置かれている状況を、その代表パターンを用いて近似的に補間し、そのときの重みを用いて走行制御ルールを選択する。この走行制御ルールに対して、ファジィ予見の結果をもとに修正を行う。この方式の特徴は、ロボットが走行しながら学習を繰り返すことによって、代表的なパターンごとに用意された走行制御ルールが次第に特徴付けられ、ロボットの周囲の状況に適応できるようになることである。

走行制御ルールから操作量を求める際に用いるファジィ推論法は簡略型ファジィ推論法 [51] である。第 2 章で提案した補間型ファジィ推論法において、後件部メンバーシップ関数をシングルトン型で定義し、入力として実数値を与えた場合、推論結果はシングルトン型のメンバーシップ関数となる。この場合の補間型ファジィ推論法は、簡略型ファジィ推論法と同等である。

本章では、自律型移動ロボットの実機を用いた走行実験を行い、提案するファジィ予見学習制御方式の有効性を示すことを目的とする。

## 5.2 移動ロボット制御システム

### 5.2.1 制御システムの概要

図 5.1 に、移動ロボット制御システムの概要を示す。使用するロボットは米国 Heathkit 社の HERO2000 である。ロボットにもコンピュータが内蔵されているが性能が十分ではないので、制御システムの主要な処理を行うためのパソコンと画像処理装置を別途に設ける。ロ

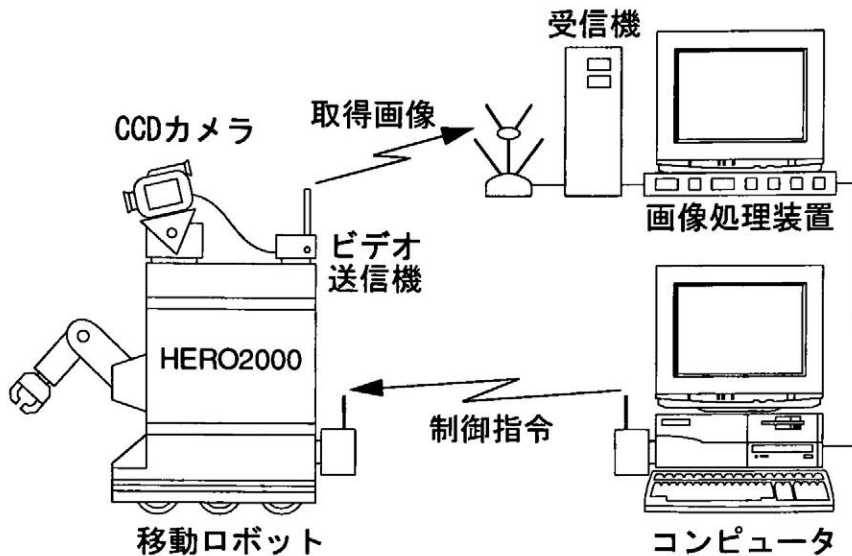


図 5.1 移動ロボット制御システムの概要

ロボットの頭部には CCD カメラが設置されており、前方の道路状況を撮影する。カメラの画像は、ビデオ送信機により無線で画像処理装置に送られる。この装置で、画像信号をデジタル化し、濃淡 256 階調、256×256 画素の画像情報として取り込む。

制御システムは、パソコン上において画像処理を行い、周囲の環境を認識する。次に、オペレータからの指令に従って動作を計画し、進行方向と移動距離を制御指令として決定する。これらの制御指令は、無線によりロボットに送信される。ロボットは、通信や画像入力のために、走行動作の度に一時停止する。

ロボットの駆動系は左右の二輪をモータで独立に駆動する PWS (Power Wheeled Steering) 方式であり、前進、後退、回転、旋廻などが可能である。ロボット本体では、制御システムが決定した制御指令に従って、上記の方法でモータを動かす。

### 5.2.2 制御システムの処理の流れ

図 5.2 は、移動ロボット制御システムの処理の流れを示している。ここでは、処理の流れに従って、それぞれの内容について説明する。

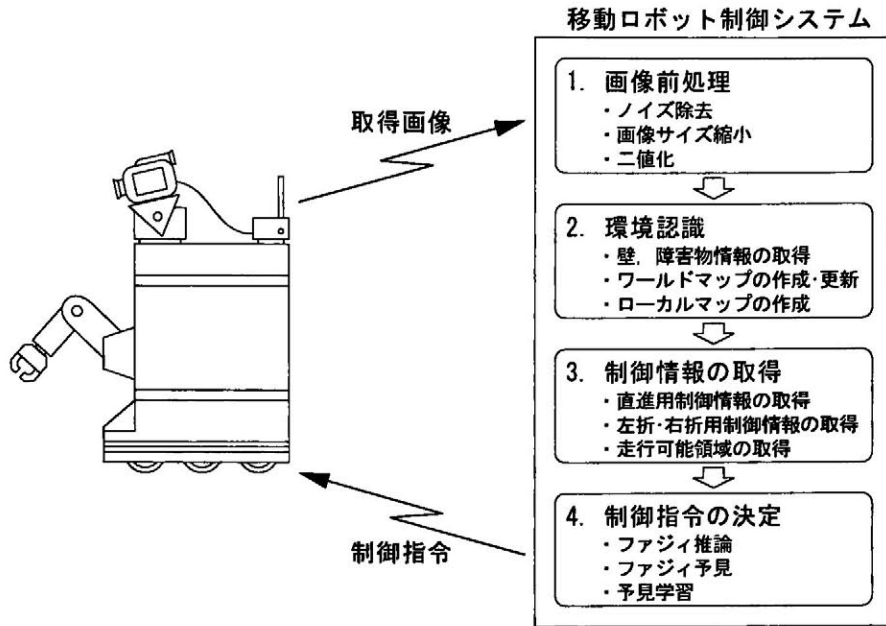


図 5.2 制御システムの処理の流れ

## 1. 画像前処理

### (1) ノイズ除去

ロボット頭部に設置されている CCD カメラで取得された画像はビデオ送信機により無線で画像処理装置に送られる。その際に周辺機器の影響によるノイズが含まれることがあるので、そのノイズの除去を行う。

### (2) 画像サイズ縮小

画像処理装置に取り込まれる画像は  $256 \times 256$  画素であるが、処理時間短縮のために  $128 \times 128$  画素に縮小する。

### (3) 二値化

物体認識を容易に行うために、画像中の壁と障害物を黒色、道路面を白色であると仮定し、光の反射や影による影響が少ないレベルで二値画像に変換する。

## 2. 環境認識

### (1) 壁、障害物情報の取得

前処理が施された画像から壁、障害物、道路面の特徴を抽出し、壁や障害物の位置情報

を取得する。使用するカメラは1台であるが、画像中の画素とそれに対応する道路面までの距離の対応がつくので、画像データをもとに壁や障害物までの距離を調べることができる。

## (2) ワールドマップの作成・更新

カメラの視野が狭いために、一度の画像サンプリングで周囲の環境全体を把握することは難しい。そこで、ロボットの移動開始点を原点とした地図データ（ワールドマップ）を作成する。画像サンプリングごとに壁や障害物などの認識を行い、ワールドマップ上にある既に取得済みの物体情報との比較を行い、周囲の環境の認識範囲を少しずつ広げる。

## (3) ローカルマップの作成

ワールドマップの中から、ロボットを基準に一定範囲内の物体情報を選択し、ロボットを中心としたローカルマップを作成する。このローカルマップをもとにして、ロボットを走行制御するために必要となる情報を得る。

図 5.3 に、ワールドマップとローカルマップの取得手順を示す。取得済みのワールドマップ（同図 (a)）に加え、新たに取得した情報（同図 (b)）を追加する。その際、位置ずれなどを補正し、ワールドマップを更新する（同図 (c)）。その後、ロボット位置を原点とするローカルマップ（同図 (d)）を作成する。

## 3. 制御情報の取得

ロボットが走行制御するために必要となる制御情報は、ロボットの動作に応じて、直進用道路情報、左折・右折用道路情報、走行可能領域に関する情報、の3種類に分けられる。

### (1) 直進用制御情報の取得

直進用制御情報は、道路に対して平行に走行するための道路中央線に対する傾きと、道路の中央付近を走行するための中央位置からの偏差の2種類である（図 5.4）。

#### (a) 道路中央線に対する傾き $\theta$

左右の壁の情報をもとに道路中央線を求める。その道路中央線に対するロボットの進行方向の傾きを  $\theta$  とする。 $\theta$  の値は、左に傾いている場合を負、右に傾いている場合を正とする。

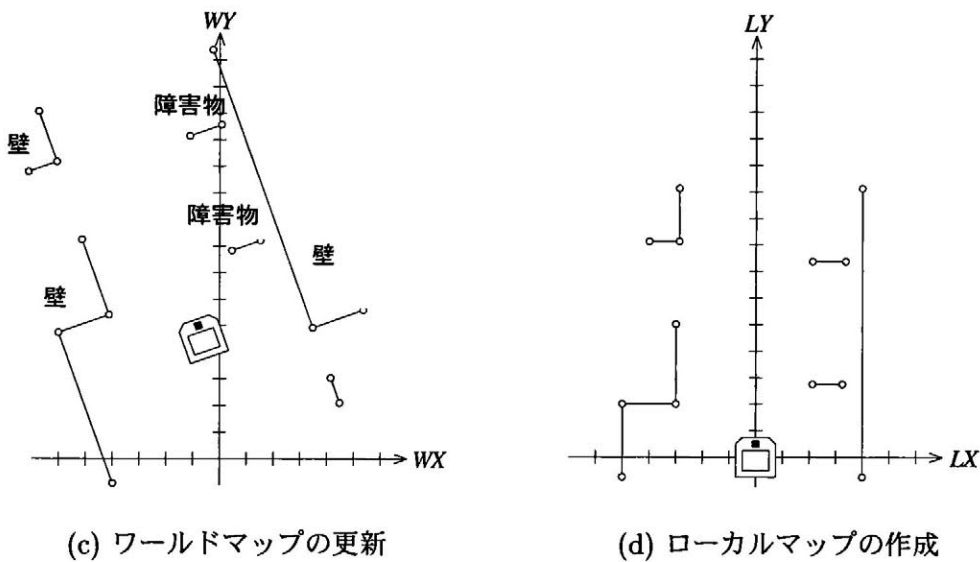
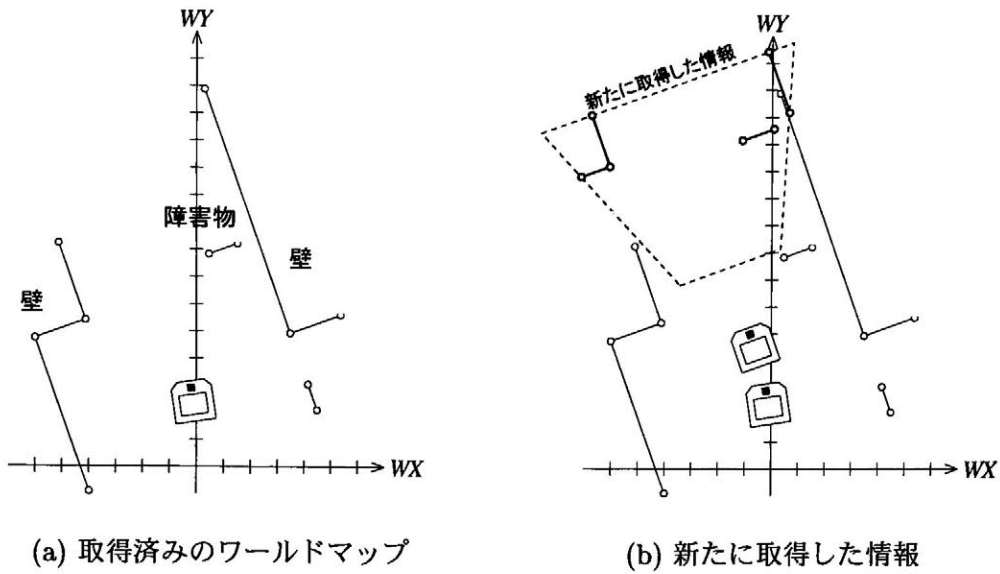


図 5.3 ワールドマップとローカルマップの取得

(b) 道路中央位置からの偏差  $p$

ロボットから左右の壁までの最短距離  $d_L$ ,  $d_R$  を求め、(5.1) 式で計算される値を道路中央線からの偏差  $p$  とする。  $p$  は、ロボットの位置が最も左壁に寄っていれば  $-1$ 、中央ならば  $0$ 、最も右壁に寄っていれば  $+1$  の値をとる。

$$p = \frac{d_L}{d_L + d_R} \times 2 - 1 \quad (5.1)$$

(2) 左折・右折用制御情報の取得

左折・右折用情報は、図 5.5 に示すように、分岐点におけるコーナーと前壁に関する情報である。ここでは左折用の制御情報について説明する。右折用の場合は、角度の正負

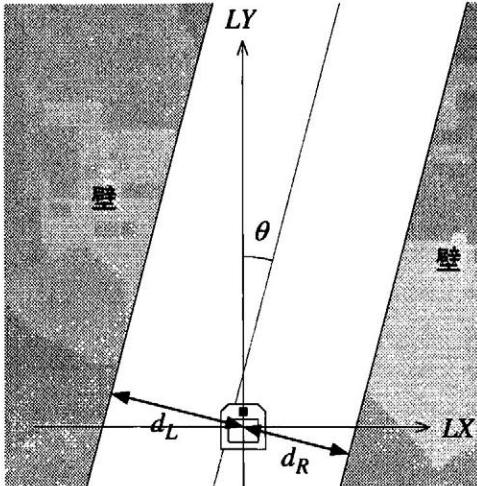


図 5.4 直進用制御情報

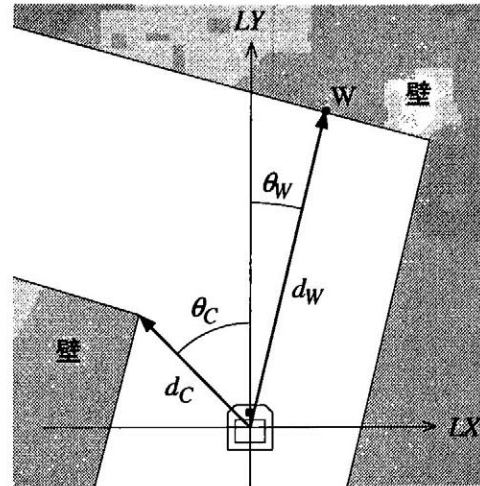


図 5.5 左折・右折用制御情報

が反転する。

**(a) コーナーの情報**

コーナーまでの距離を  $d_C$ 、その方向を  $\theta_C$  とする。  $\theta_C$  は、コーナーがロボットの進行方向より左側であれば負、右側であれば正の値をとる。

**(b) 前壁の情報**

ロボットに最も近い前壁の位置を  $W$  とするとき、ロボットから点  $W$  までの距離を  $d_W$ 、ロボットの進行方向に対する点  $W$  の方向を  $\theta_W$  とする。  $\theta_W$  は、点  $W$  が進行方向より左側であれば負、右側であれば正の値をとる。

**(3) 走行可能領域の取得**

ローカルマップ上のロボットを中心とした一定範囲内（左右 150cm、前方 300cm）にある壁や障害物の位置から、ロボットの走行可能な領域を求める。図 5.6 に示すように、ローカルマップ上に障害物が存在する場合は、壁との間の距離を求め、ロボットの幅を考慮して走行不可能であれば走行可能領域から除外する。また、現段階では走行可能でも、後の段階で明らかに壁または障害物に衝突することが予想され、身動きが取れなくなる領域（障害物の手前など）も除外する。この走行可能領域は、ファジィ予見を行うときに利用する。

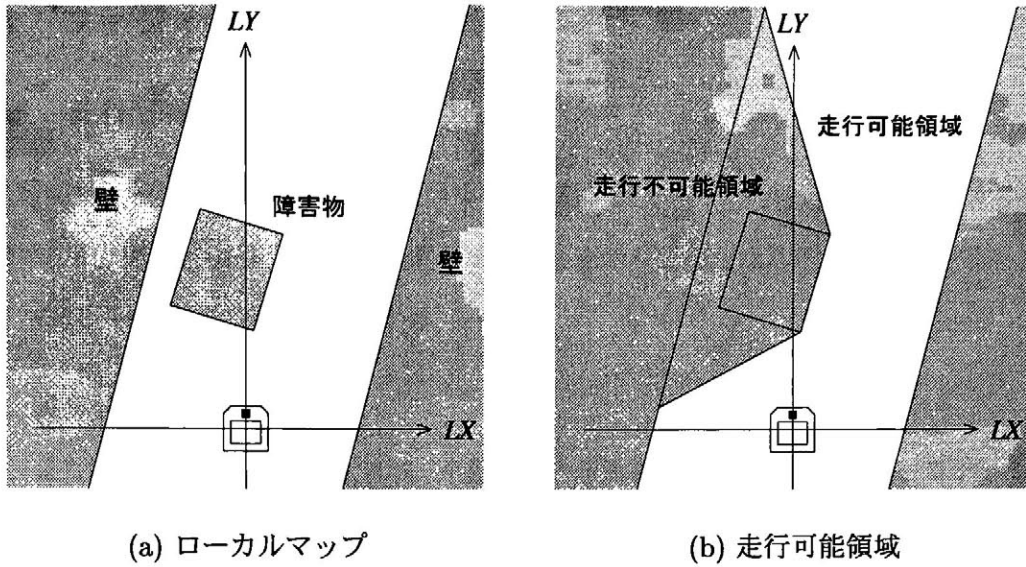


図 5.6 走行可能領域の取得

#### 4. 制御指令の決定

##### (1) ファジィ推論

制御情報の取得により、直進または左折、右折のための制御情報を得ることができる。これらの制御情報を用いてファジィ推論により制御指令を決定する。ファジィ推論に用いる走行制御ルールは 5.3.1 節で説明する。

##### (2) ファジィ予見

ファジィ推論によって決定した制御指令を採用したとき、ロボットが壁や障害物に衝突することなく安全に走行できるかどうかをファジィ評価する。そして、最も安全な制御指令を選択する。ファジィ予見については 5.3.2 節で説明する。

##### (3) 予見学習

ファジィ予見の結果を踏まえ、ファジィ推論によってより安全な制御指令が得られるように走行制御ルールの修正を行う。予見学習については 5.4 節で説明する。

## 5.3 ファジィ予見による走行制御

### 5.3.1 走行制御ルール

走行制御ルールは、基本的に、直進用ルール、左折用ルール、右折用ルールに分けられる。通常は、直進用ルールを用いて走行するが、分岐点で左折または右折の必要が生じたとき、走行制御ルールを切り替えて使用する。

#### 1. 操作量

走行制御ルールの前件部変数は、直進用ルールと左折用・右折用ルールとで異なる。後件部変数は移動ロボットに与える操作量であり、図 5.7 に示すように、内輪回転半径と走行距離を意味する。

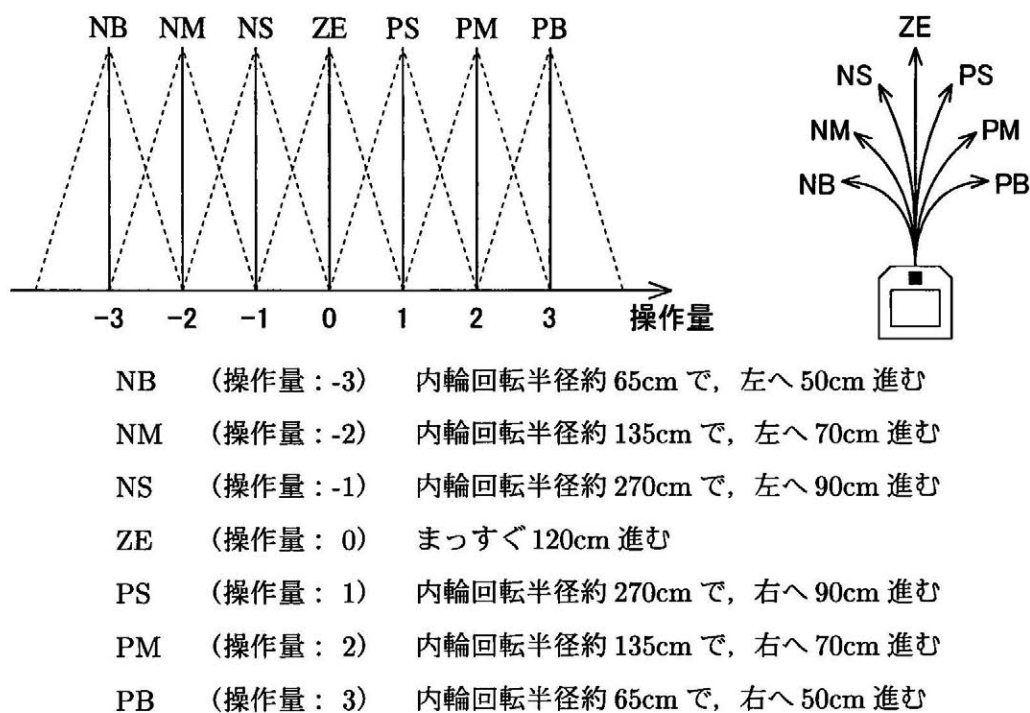


図 5.7 走行制御ルール後件部のメンバーシップ関数

#### 2. 直進用走行制御ルール

直進する場合の制御目的は以下の2つである。

- 左右の壁に沿って、壁と平行して走行する。
- 道路の中央を走行する。



制御情報は、道路中央線と進行方向とのなす角度  $\theta$ 、 $\theta$  の一階差分  $\Delta\theta$ 、道路の中央位置からの偏差  $p$ 、 $p$  の一階差分  $\Delta p$  で、各々の制御目的のための制御ルールを表 5.1 に示す。表中の N, Z, P は、図 5.8 に示すような 3 分割のメンバーシップ関数で表されるファジィ集合であり、前件部変数  $\theta$ 、 $\Delta\theta$ 、 $p$ 、 $\Delta p$  それぞれに定義されている。

### 3. 左折用走行制御ルール

左折する場合の制御目的は以下の 2 つである。

- (a) コーナーの近くを、衝突しないように曲がる。
- (b) 前壁を右側に見ながら、前壁に近づきすぎないように曲がる。

制御情報は、コーナーの方向  $\theta_C$ 、コーナーまでの距離  $d_C$ 、前壁に対する傾き  $\theta_W$ 、前壁までの距離  $d_W$  で、各々の制御目的のための制御ルールを表 5.2 に示す。表中の N, Z, P は、図 5.9 に示すような 3 分割のメンバーシップ関数で表されるファジィ集合であり、前件部変数  $\theta_C$ 、 $\theta_W$  それぞれに定義されている。また、S, M, B は、前件部変数  $d_C$ 、 $d_W$  に対するファジィ集合である。

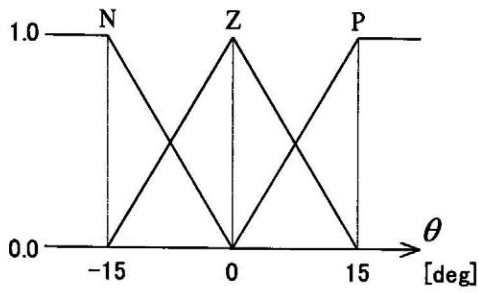
### 4. 右折用走行制御ルール

右折のための走行制御ルールは、左折用ルールと同様に考えることができる。左右対称となるので、角度に関する制御情報の正負が反対になる。

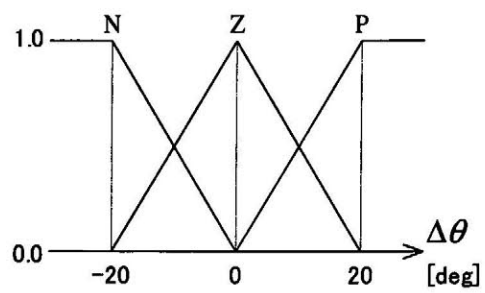
表 5.1 直進用走行制御ルール

		$\theta$		
		N	Z	P
$\Delta\theta$	N	PB	PS	NS
	Z	PM	ZE	NM
	P	PS	NS	NB

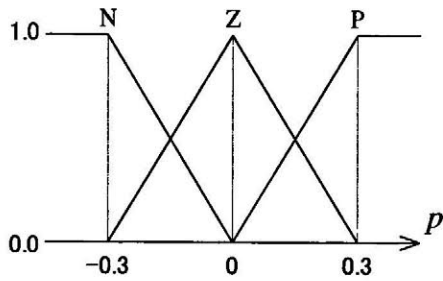
		$p$		
		N	Z	P
$\Delta p$	N	PB	PS	ZE
	Z	PS	ZE	NS
	P	ZE	NS	NB



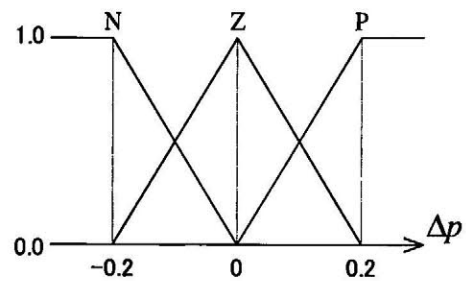
(a)  $\theta$  のメンバーシップ関数



(b)  $\Delta\theta$  のメンバーシップ関数



(c)  $p$  のメンバーシップ関数



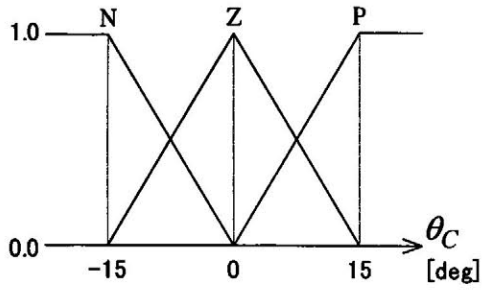
(d)  $\Delta p$  のメンバーシップ関数

図 5.8 直進用走行制御ルール前件部のメンバーシップ関数

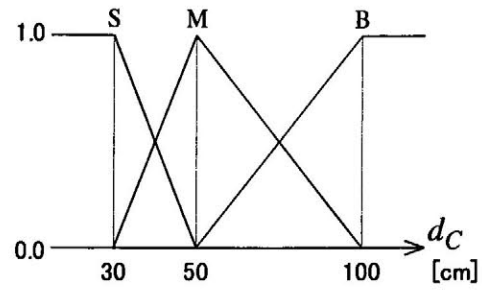
表 5.2 左折用走行制御ルール

		$\theta_C$		
		N	Z	P
$d_C$	S	NB	PM	PB
	M	NM	PS	PM
	B	NS	ZE	PS

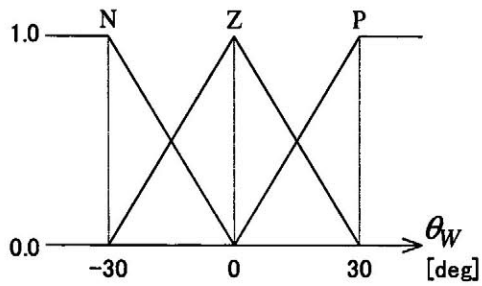
		$\theta_W$		
		N	Z	P
$d_W$	S	NM	NB	NB
	M	NS	NM	NB
	B	ZE	NS	NM



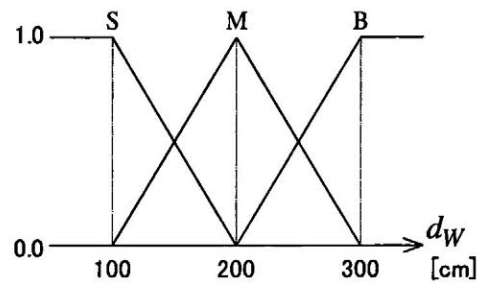
(a)  $\theta_C$  のメンバーシップ関数



(b)  $d_C$  のメンバーシップ関数



(c)  $\theta_W$  のメンバーシップ関数



(d)  $d_W$  のメンバーシップ関数

図 5.9 左折用走行制御ルール前件部のメンバーシップ関数

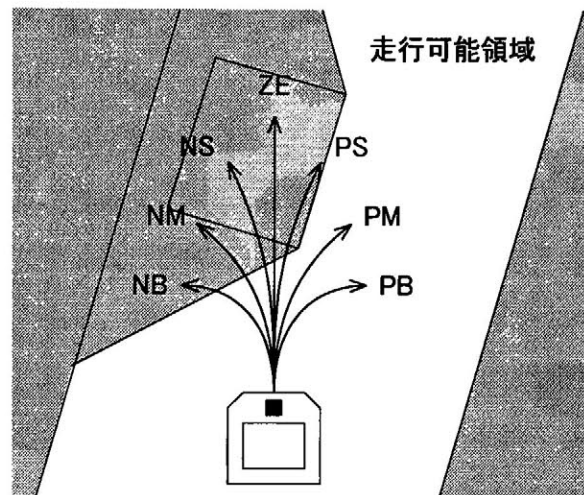
### 5.3.2 ファジィ予見制御

ロボットの走行を制御する操作量(進路)は、走行制御ルールをもとにファジィ推論によって求められる。しかし、もし走行制御ルールがロボットを取り巻く周囲の環境に対応できるように適切に設定されていないならば、ファジィ推論によって求められた操作量を実際に採用したときに、ロボットは壁や障害物に衝突する危険がある。そこで、求められた操作量が「ロボットが壁や障害物に衝突することなく走行できる」という評価基準を満足するかどうかをファジィ評価するファジィ予見を行う。操作量が評価基準を満足していると評価されればその操作量を採用し、もし満足していなければ満足するような操作量に変更する。つまり、このファジィ予見は、ロボットが壁や障害物に衝突しないための安全装置の役割を果たす。ファジィ予見の手順を以下に示す。

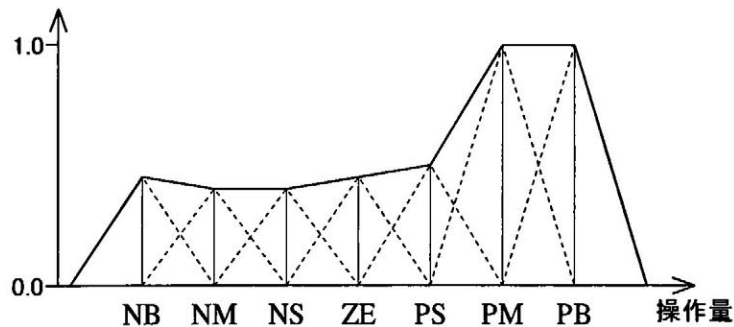
#### 1. 走行可能範囲

図 5.10(a) に示すように、画像情報の抽出により求めた走行可能領域において、ロボットが制御指令によって取り得る進路の軌跡を、予め決められた 1 回の走行距離の 2 倍までシミュレーションを行う。例えば制御指令が少し右 (PS) のとき、内輪半径約 270cm

で約 90cm 進むので、その走行距離の 2 倍に相当する 180cm までシミュレーションする。もし、走行軌跡が走行可能でない領域に入った場合はその進路は走行できないとし、領域内であれば走行可能とする。走行可能な程度を、0 から 1 までの値で表す。シミュレーションする走行距離を走行することができれば 1、半分の距離で走行不可能になれば 0.5 とする。シミュレーションを行う進路として、走行制御ルールの後件部に定義した 7 つの操作量を用いる。各操作量に対して、どのくらい走行可能であるかを図 5.10(b) に示すようなメンバーシップ関数で表し、これを走行可能範囲と呼ぶ。



(a) 走行可能領域上のシミュレーション



(b) 走行可能範囲を表すメンバーシップ関数

図 5.10 走行可能範囲の取得

## 2. ファジィ予見

次に、この走行可能範囲に対して、走行制御ルールからファジィ推論によって得られた進路の適合度を求める。適合度とは、「ロボットが壁や障害物などに衝突することな

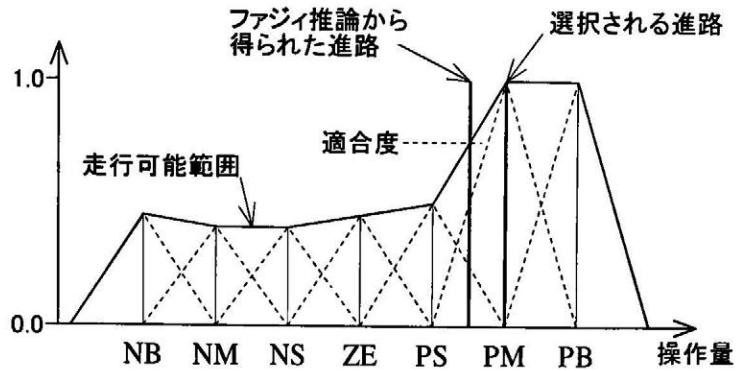


図 5.11 ファジィ予見による進路の選択

「安全に走行する」という評価基準に対するファジィ評価値であり、図 5.11 に示すように、ファジィ推論によって得られた進路が走行可能範囲を表すメンバーシップ関数にどのくらい属しているかを表す。適合度が 1.0 であればその進路を操作量としてそのまま採用する。もし、適合度が 1.0 未満であれば、適合度が 1.0 となるような進路の中でファジィ推論によって得られた進路に最も近い進路を選択する。走行可能範囲を表すメンバーシップ関数の最大値が 1.0 に満たない場合、最大の適合度を取る進路を選択する。

## 5.4 ファジィ予見学習制御

### 5.4.1 学習機能の付加

ファジィ予見を行うときに用いた走行可能範囲は、移動ロボットが取り得る進路の安全の度合いをメンバーシップ関数で表したものである。ファジィ予見制御では、走行可能範囲の中で最も安全に走行できる進路の中から、ファジィ推論によって求められた進路に最も近い進路を選択する。この方法により、安全な走行ができるように走行制御ルールが適切に設定されていないとしても、壁や障害物に衝突することなく、ファジィ予見制御によって安全な走行制御が可能となる。

ファジィ予見制御において求められた走行可能範囲は、安全性を考慮した教師的な進路とみなすことができる。そこで、走行可能範囲の中で最も安全に走行できる進路を目標値として、ファジィ推論によって求められる進路がその目標値に近づくように、走行制御ルールの修正を行う方法が考えられる。しかし、走行制御ルールは、直進や左折・右折それぞれの制

御目的を達成するように設定されたものであり、障害物の位置などによって多様に変化する周囲の道路状況に対応できるものではない。図 5.12 に示すように、ロボットが直進路上の同じ位置にいたとしても、障害物の有無や、障害物の位置によって走行可能範囲は大きく異なる。同図 (b1) が示す道路状況 B の場合、ロボットは PM または PB の進路を選択すべきであるが、同図 (c1) が示すようにロボットの右側に障害物がある場合には、PM や PB の進路を選択するべきではない。つまり、ある道路状況において適切な進路選択ができるように走行制御ルールの修正が行われたとしても、ロボットが移動して道路状況が変われば、その走行制御ルールによって得られる進路がその道路状況においても適しているとは限らない。したがって、この問題に対処するためには、道路状況ごとに走行制御ルールを準備しておき、それぞれの道路状況に合わせて走行制御ルールを修正する必要がある。

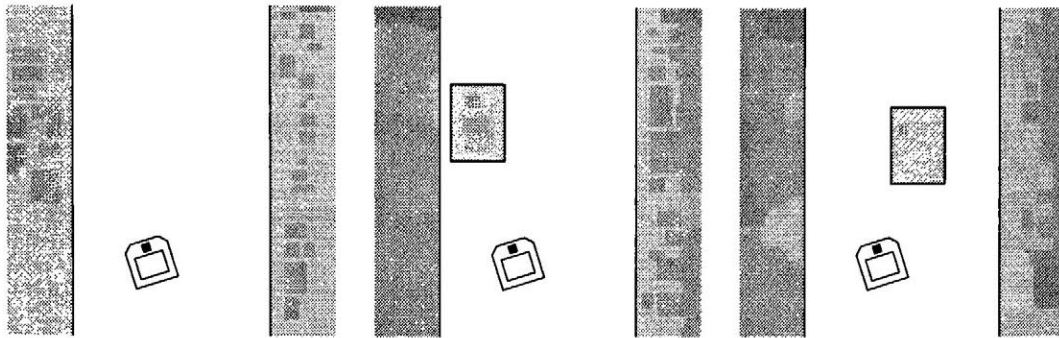
しかしながら、多様に変化する道路状況全てに走行制御ルールを準備することは不可能である。そこで、道路の状況をいくつかの代表的なパターンに分類し、それぞれのパターンごとに走行制御ルールを用意する。そして、実際の道路状況に合わせて、それらの走行制御ルールを統合的に選択する。さらに、走行制御ルールの修正を道路状況を表すパターンごとに走行制御ルールに反映させることにより、それぞれのパターンが表す道路状況に適応できる走行制御ルールを学習することができる。このような学習機能をファジィ予見制御に付加し、それを「ファジィ予見学習制御」と呼ぶ。

#### 5.4.2 学習アルゴリズム

ファジィ予見学習制御の学習アルゴリズムを以下の (1)~(4) に示す。

##### (1) 準備

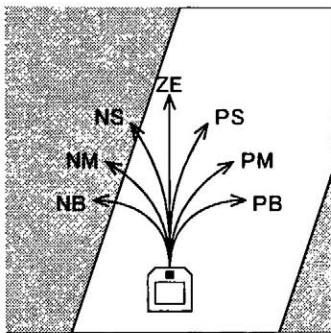
走行可能範囲をいくつかの代表的なパターンに分割する。図 5.13(a) は、走行可能範囲を ①左寄り、②中央寄り、③右寄りの 3 つに分割した例である。そして、それぞれの代表パターンごとに基本となる走行制御ルールを用意する。



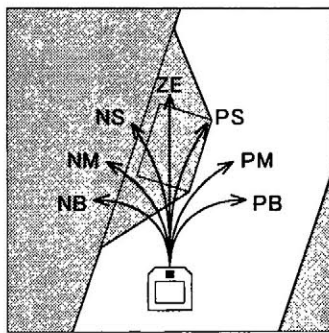
(a1) 道路状況A

(b1) 道路状況B

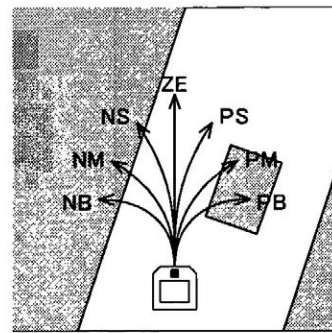
(c1) 道路状況C



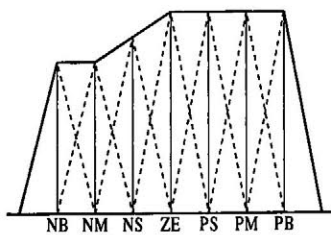
(a2) 走行可能領域A



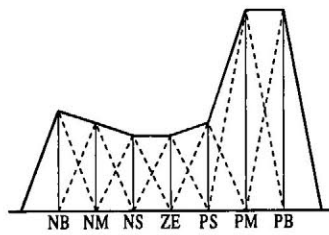
(b2) 走行可能領域B



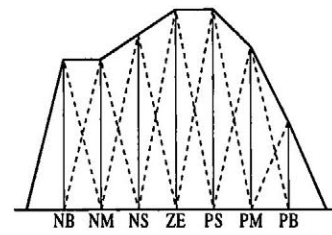
(c2) 走行可能領域C



(a3) 走行可能範囲A



(b3) 走行可能範囲B



(c3) 走行可能範囲C

図 5.12 走行可能範囲のパターンの例

## (2) 走行制御ルールを選択

ロボットが予見を行い、実際の走行可能範囲（図 5.13(b)）を得る。代表パターンごとに走行可能範囲との共通集合から、適合度  $\omega_i$  を求める（図 5.13(c)）。この適合度  $\omega_i$  は、ロボットが直面している道路状況が3つに分割された代表パターンに対してどの程度一致しているかを表している。そして、この適合度  $\omega_i$  を重みとして、各代表パターンに用意された走行制御ルールを統合的に選択する（図 5.13(d)）。

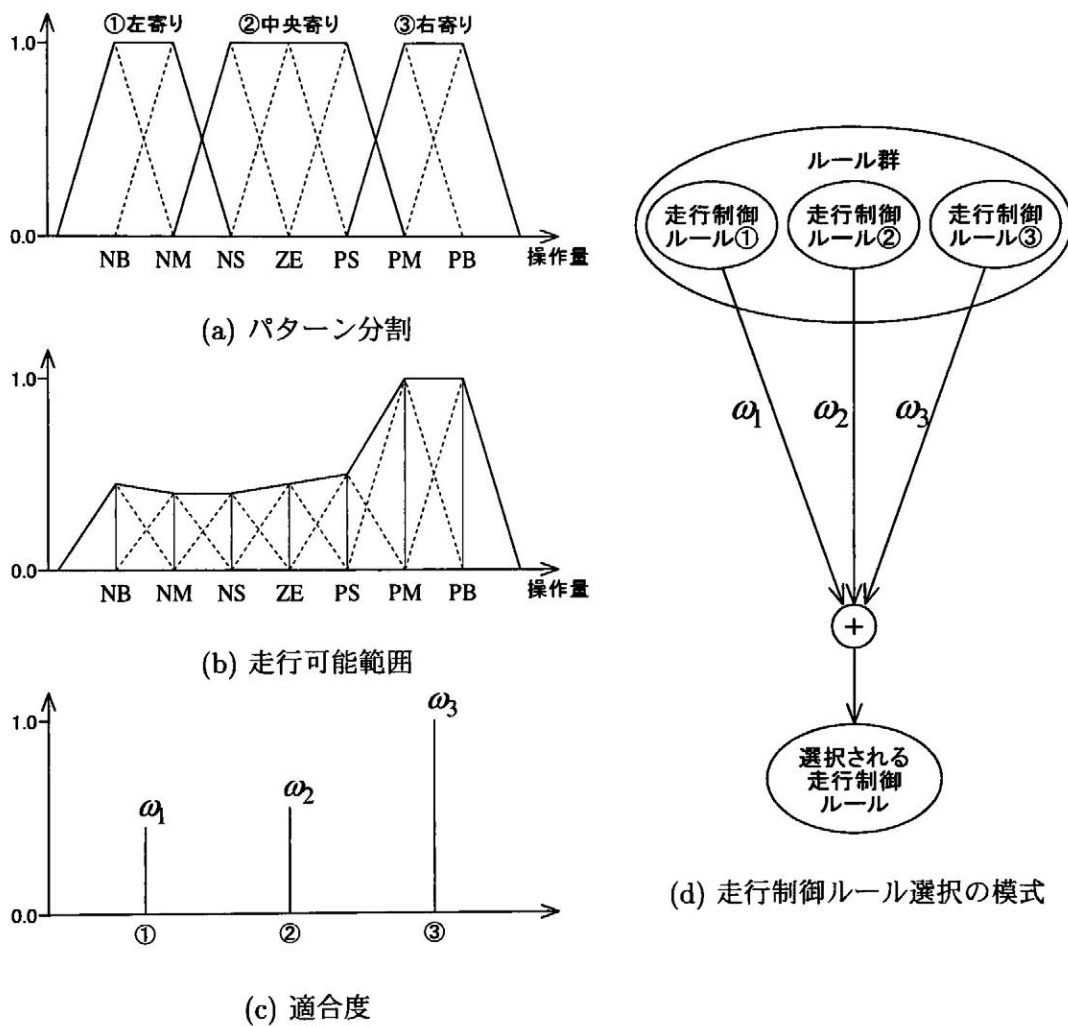


図 5.13 走行制御ルールを選択

## (3) 走行制御ルールの修正

走行可能範囲は、各操作量の表す進路に対してどのくらい安全に走行できるかをメンバーシップ関数で表している。このメンバーシップ関数を  $\mu_F(z)$  とする。次式で与えられるメン



メンバーシップ関数  $\mu_{F_{\max}}(z)$  は、走行可能範囲の中で最も長い距離を走行できる操作量の範囲を表している (図 5.14(a)) .

$$\mu_{F_{\max}}(z) = \begin{cases} \mu_F(z) & \mu_F(z) \geq \mu_F(z'), \forall z' \in Z \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.2)$$

このメンバーシップ関数  $\mu_{F_{\max}}(z)$  が表す操作量の範囲のちょうど中央の値を修正目標操作量  $z_t$  とする. この修正目標操作量  $z_t$  は,

$$z_t = \frac{\int z \cdot \mu_{F_{\max}}(z) dz}{\int \mu_{F_{\max}}(z) dz} \quad (5.3)$$

で与えられる. 統合的に選択された走行制御ルールから得られた操作量を  $z_{before}^*$  とするとき, 修正目標操作量  $z_t$  との差

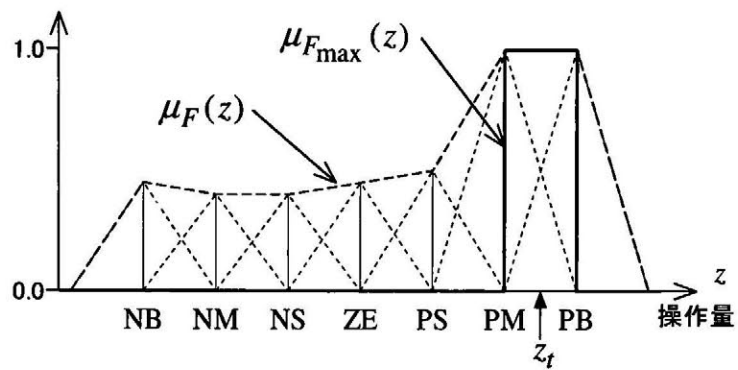
$$\Delta z = \alpha(z_t - z_{before}^*) \quad (5.4)$$

が走行制御ルールに対する修正量となる. ここで  $\alpha$  は走行制御ルールの修正度であり,  $\alpha$  が 0 であれば全く修正されず,  $\alpha$  が 1 であれば走行制御ルール修正後の操作量が修正目標操作量  $z_t$  となるように修正される. この修正量  $\Delta z$  は, 走行制御ルールを統合的に選択する際に利用した適合度  $\omega_i$  を重みとして, 代表パターンごとに用意された走行制御ルールに対する修正量として反映される. さらにこの修正量は, 走行制御ルールを構成する IF-THEN 形式の各ファジィルールの後件部に対する修正に, 各ファジィルールの発火度を重みとして反映される.

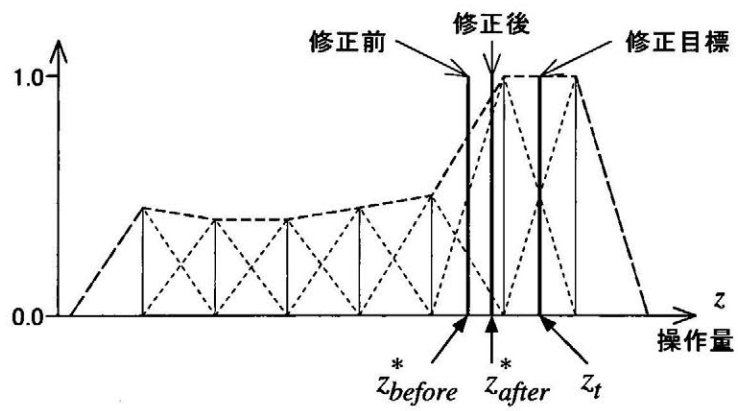
#### (4) 操作量の計算

周囲の道路状況に応じて修正された走行制御ルールを用いてファジィ推論を行い, 操作量  $z_{after}^*$  を得る. この操作量を採用して実際に走行制御を行う前に, この操作量で安全に走行できるかどうかを確認するために, 再度ファジィ予見を行う. こうして, 安全性を確認した操作量を用いて実際に走行制御を行う.

以後, (2)~(4) の過程を繰り返し, 走行しながら走行制御ルールの修正を進める.



(a) 修正目標操作量  $z_t$  の設定



(b) 制御ルール修正による操作量の変化

図 5.14 走行制御ルールの修正

## 5.5 実験と結果

### 5.5.1 実験環境

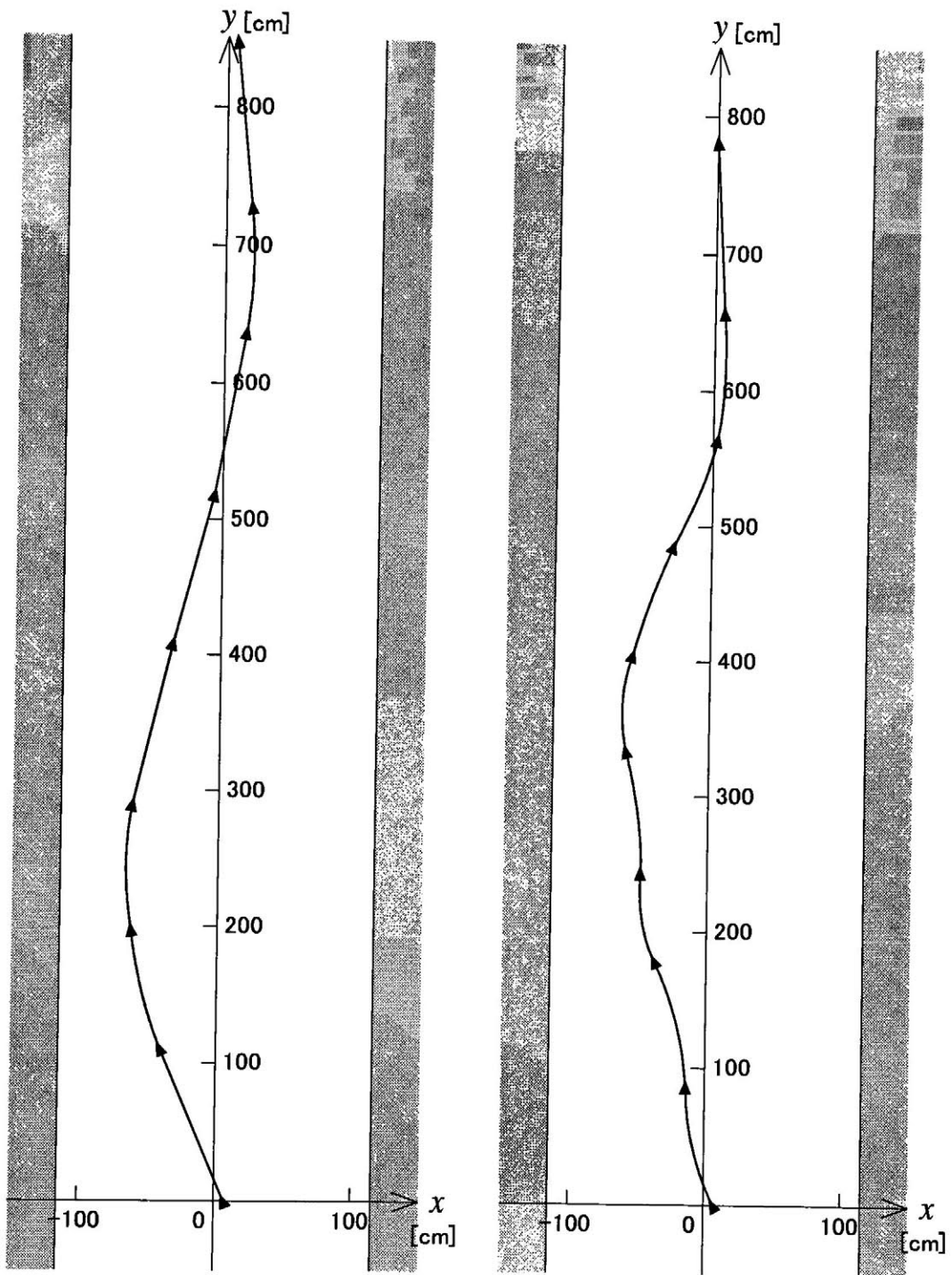
ファジィ予見制御およびファジィ予見学習制御の方法を用いて、自律型移動ロボットの走行制御実験を行った。使用した道路は、建物の廊下で、幅が約 230cm の直進路である。画像処理を簡単化するために道路面を白色、壁や障害物を黒色と仮定している。そのため、実際に実験を行った通路においても、壁と障害物を黒色にした。移動ロボットを直進路のほぼ中央の位置に置き、道路の中央線に対して左へ約 25 度向いた状態を初期状態とした。

ファジィ推論の方法として、簡略型ファジィ推論法を用いる。ファジィ予見学習制御において必要となる道路状況を表す走行可能範囲のパターン分割は、図 5.13(a) に示したように、①左寄り、②中央寄り、③右寄りの 3 パターンとする。従って、表 5.1 に示した直進用走行制御ルールが、それぞれのパターンごとに用意される。制御ルールの修正度  $\alpha$  を 0.5 とする。 $\alpha$  が学習に及ぼす影響としては、 $\alpha$  を大きくすると一気に修正目標操作量に達するが不安定であり、逆に  $\alpha$  を小さくすると周囲の状況に適応するまでに時間がかかるが比較的安定することが予想される。また  $\alpha$  は、制御ルールから得られる結果とファジィ予見の結果のどちらを重視するかという重みとして考えることもできる。すなわち、 $\alpha$  が 0 に近ければ制御ルールを重視することになり、逆に  $\alpha$  が 1 に近ければファジィ予見の結果を重視することになる。ここで  $\alpha$  を 0.5 とした理由は、両者を同等に取り扱うことにある。

走行実験は、障害物のない場合 (実験 1) と、障害物のある場合 (実験 2) で行った。

### 5.5.2 実験 1 (障害物なし)

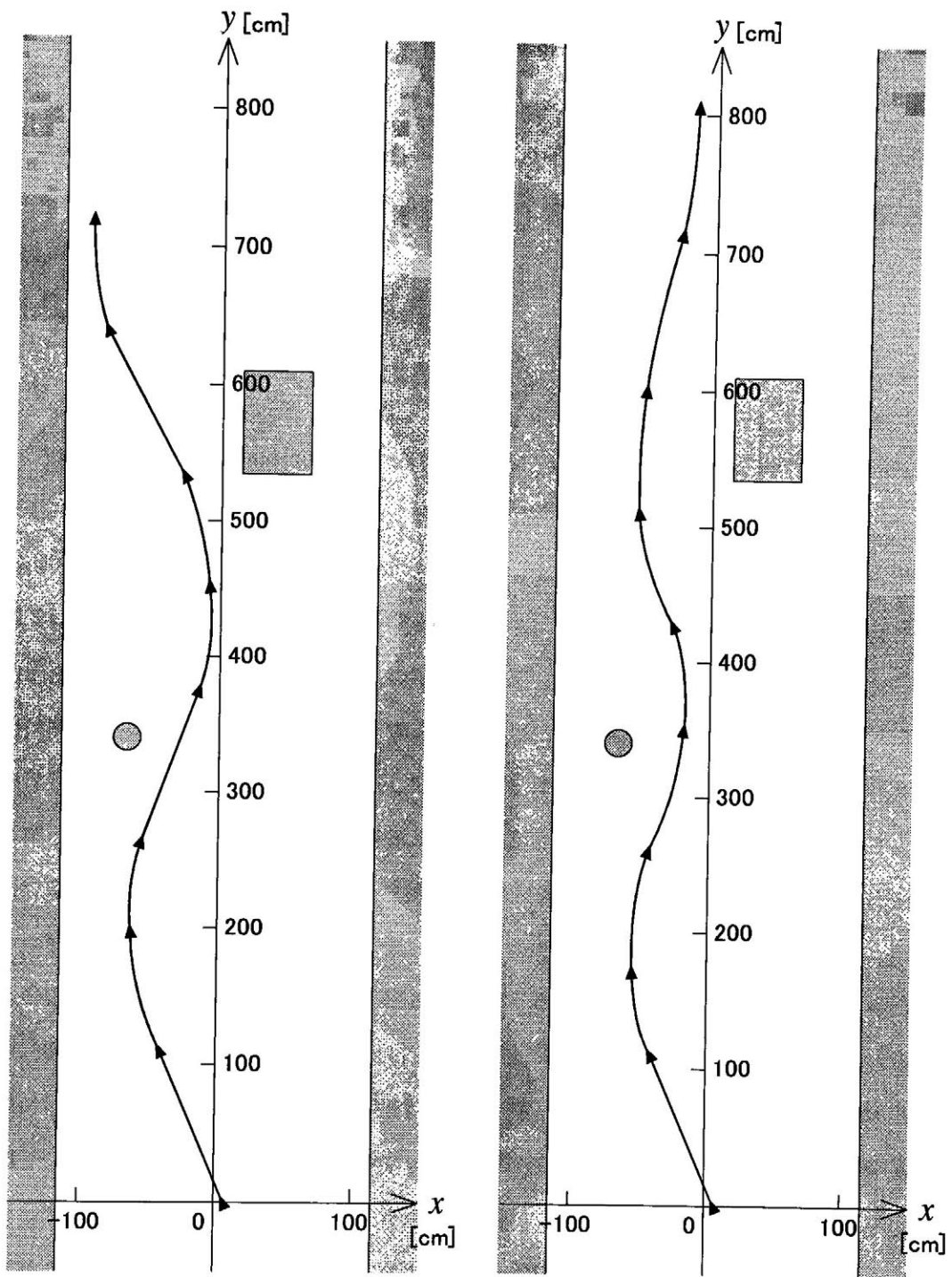
障害物のない直進路で行った走行実験の結果を図 5.15 に示す。同図 (a) が示すファジィ予見制御の結果は、左壁に近づいてはいるが、大きく曲がりながら進路を修正し、道路の中央近くを走行している。一方、同図 (b) が示すファジィ予見学習制御の結果は、スタートしてしばらくの間、蛇行しながら走行しているが、その後は安定して、ファジィ予見制御よりも早く道路の中央線に寄っている。蛇行した原因としては、左壁との衝突を避けるような走行制御ルールの修正が過剰に行われたためであると考えられる。



(a) ファジィ予見制御

(b) ファジィ予見学習制御

図 5.15 直進路における実験結果 (障害物なし)



(a) ファジィ予見制御

(b) ファジィ予見学習制御

図 5.16 直進路における実験結果 (障害物あり)

### 5.5.3 実験2 (障害物あり)

2つの障害物を置いた直進路で行った走行実験の結果を図 5.16 に示す。実験の結果を比較すると、同図 (a) が示すファジィ予見制御の結果は、手前の障害物の近くをすれすれで通過し、奥の障害物を通過した後、左壁に寄っている。一方、同図 (b) が示すファジィ予見学習制御の結果は、障害物を比較的安全に通過し、中央線に寄っている。この結果から、ファジィ予見学習制御の方が、ファジィ予見制御と比較して、より安全に走行し、制御目的を達成していると考えられる。

## 5.6 結言

ファジィ予見は、制御対象に与える操作量によって影響を受ける将来の状況をファジィ評価し、評価基準を満足する場合にその操作量を採用する。そのため、適切な制御ルールを前もって定義することが困難であるようなシステムにおいて、ファジィ予見は有効である。本章では、自律型移動ロボットの走行制御に対して、ファジィ予見を用いたファジィ予見制御を適用した。さらに、ファジィ予見の結果を利用して制御ルールの学習を行うファジィ予見学習制御を提案した。この方法は、過去の経験による学習ではなく、将来の予見の結果を用いた学習方法である。学習は、しばしば、適応と比較される。提案した方法は、現在の移動ロボットの周囲の状況に対応する制御ルールを即座に選択して利用することができる。このような点から見て、ファジィ予見学習制御の学習機能は、適応ではなく学習といえる。

本研究では、この方法を自律型移動ロボットの走行制御に適用することにより、制御ルールを自動的に自らが修正し、周囲の状況に順応できる自律型移動ロボットの走行制御システムを開発することを試みた。移動ロボットのモデルを用いたシミュレーションではなく、実際の移動ロボットを用いて走行実験を行い、その結果からこの方法の有用性を確かめることができた。しかし、この方法の持つ学習機能の特性などについて十分な考察を得るまでには至っていない。そこで、左折路や右折路、T字路、十字路など、直進路以外の経路でも走行実験を行い、提案した方法について更に詳しい考察を得る必要がある。

## 第6章 結論

本論文は、ファジィ予測モデリングおよびファジィ予見制御に関する研究を行い、その成果をまとめたものである。まず初めに、ファジィ関係補間型ファジィ推論法を提案し、そのファジィ推論法を活性汚泥処理プロセスにおけるBOD値ファジィ予測モデルと上水道システムにおける需要量ファジィ予測モデルに適用した。さらに、ファジィ予見に学習機能を付加したファジィ予見学習制御を提案し、自律型移動ロボットの走行制御に適用した。本章では、本研究で得られた結果を要約して結論とする。

第2章では、ファジィ関係補間型ファジィ推論法を提案した。2.4節に示した2つのファジィルールによる例題と、2.5節に示した分散データのファジィモデリングの結果より、このファジィ推論法が、

1. 推論結果はファジィ集合であり、そのメンバーシップ関数の形状は複雑になりにくく、意味の解釈が容易である。
2. 与えられる入力が曖昧になれば、それによって得られる推論結果も曖昧になる。

という特徴を持つことを明らかにした。

曖昧な要素が含まれるシステムのモデル化を考えた場合、モデルの出力を実数値で表すのではなく、ファジィ集合によって表す方法が考えられる。特に、そのモデルの出力を人間が解釈・判断して何らかの意思決定を行う必要があるような、人間の介在するシステムであれば、その利点は大きい。ただし、その場合、モデルの出力であるファジィ集合の解釈が容易であるかがポイントとなる。本章で提案したファジィ推論法は、このポイントを押さえており、有効な方法の一つとなり得る。

第3章では、ファジィ関係補間型ファジィ推論法を活性汚泥処理プロセスにおけるBOD値を予測するファジィ予測モデルに適用した。構築したファジィ予測モデルは次の2種類である。

モデル1 簡略型ファジィ推論法を用いたファジィ予測モデル

モデル2 補間型ファジィ推論法を用いたファジィ予測モデル

モデル1の場合、モデル構築用データに対してはBOD値を上手く表すことができている。しかし、モデル検証用データに対してはBOD値の傾向をある程度表現することができはいるが、誤差が目立つ結果となった。予測値をファジィ集合で表すモデル2の場合、モデル構築用データのほとんどをサポート区間内に含むことができている。また、モデル検証用データに対しては、一部のデータを除き、サポート区間内に含むことができている。これらの結果は、モデリングに使用できるデータ数が少なかったことを考慮すれば、良好な結果を示している。さらに、モデル2のファジィルールを構成するファジィ集合のグループ分けを行い、それぞれのファジィ集合に言語的なラベルを付けた。このことにより、ファジィルールを

*IF AR is Medium, RSR is Small, THEN y is Small with Tight width*

というように言語的に記述することができる。ファジィルールの前件部および後件部も、言語的なラベルが付けられたファジィ集合で構成されており、ファジィ予測モデルの表す入出力関係を理解することを容易にしている。

第4章では、まず最初に、ファジィ関係補間型ファジィ推論法の拡張を行った。この拡張は、ファジィルールの後件部メンバーシップ関数の定数パラメータを線形式によって置き換えるものである。ファジィルールの後件部に線形式を用いる方法は、高木・菅野による関数型ファジィ推論法概念である。この拡張によって関数近似性能が向上することが期待できる。提案したファジィ関係補間型ファジィ推論法を上水道システムにおける需要量を予測するファジィ予測モデルに適用した。構築したファジィ予測モデルは次の3種類である。

モデル1 簡略型ファジィ推論法を用いたファジィ予測モデル

モデル2 補間型ファジィ推論法を用いたファジィ予測モデル

モデル3 線形式で拡張した補間型ファジィ推論法を用いたファジィ予測モデル

モデル1による予測値は、観測データの傾向を上手く表しているが、平均誤差を表す評価値  $Eval_1$  は2.5%から5.5%程度の値になっており、精度が良いとはいえない。モデル2による予測値は、予測値を表すファジィ集合のサポート区間によってその誤差の範囲を表していることが分かる。しかも、そのファジィ集合のメンバーシップ関数は三角型であり、形状が複雑でないことから解釈が容易である。モデル3による予測値は、線形式を用いた効果により、



観測データをより正確に予測することができている。評価値  $Eval_1$  の値も 2.0% から 3.8% 程度に改善されている。それに伴って、そのファジィ集合のサポート区間も狭くすることができ、予測値を絞り込むことができた。加えて、「入力が曖昧になれば推論結果も曖昧になる」という特徴により、入力としてファジィ数が与えられた場合においても適切な予測値を得ることができた。

以上、活性汚泥処理プロセスと上水道システムにおけるファジィ予測モデルモデリングの結果から、提案したファジィ関係補間型ファジィ推論法の特徴を明らかにすることができ、ファジィ予測モデルとしての有効性を示すことができた。今後は、構築したファジィ予測モデルを実システムに組み込み、実際にシステムの運用に携わっているオペレータによる評価を受けて、実用性についての検証が必要がある。

最後に、第 5 章では、移動ロボットの自律走行のための制御方式として、ファジィ予見を用いたファジィ予見制御を適用した。移動ロボットが走行する将来の進路を予測し、ファジィ予見により壁や障害物などに衝突することなく安全に走行できる進路を選択することが可能となった。さらに、ファジィ予見の結果を利用して走行制御ルールの学習を行うファジィ予見学習制御を提案した。この方法は、過去の経験による学習ではなく、将来の予見の結果を用いた学習方法である。周囲の道路状況をいくつかの代表パターンに分類し、それぞれの代表パターンが表す道路状況ごとに走行制御ルールを自動的に自らが修正し、周囲の状況に順応できる自律型移動ロボットの走行制御システムを開発することができた。

実際の移動ロボットを用いて走行実験を行うことにより、その結果から提案方法の有用性を確かめることができた。今回の実験では直進路における走行実験しか行っていない。左折路、右折路、十字路、T字路など、さまざまな道路状況についても実験を行い、直進路と同様に良好な結果が得られるかを調べる必要がある。また今回の実験では道路面が白色、壁と障害物が黒色と仮定していた。今後は、病院などの実際の建物内通路を想定して、道路状況の認識を行うことができるように画像認識部の改善が必要である。また、歩行者などの動的な障害物に対応できるようにすることも課題である。

## 謝辞

本研究を行うに当たり、多大なる御指導と御鞭撻を賜りました九州工業大学村上周太教授に深甚なる感謝の意を表します。村上教授におかれましては、卒業研究以来、今日に至るまでの永きに亘り終始暖かい懇切なる御指導を頂き、またファジィ理論に関する研究への道を開いて頂きましたことに重ねて感謝の意を表します。そして、本研究の当初から熱心な御討論、御助言を頂きました九州工業大学前田幹夫助教授に衷心より感謝いたします

また、本論文を審査して頂きました九州工業大学前田博教授、同大学重松保弘教授、並びに同大学小林敏弘教授に深く感謝いたします。

さらに、本研究を遂行する際して、協力して頂いた九州工業大学システム工学研究室卒業の森正徳君、Zairulazha Zainal 君、石井省爾君、稲本浩介君、小川一泰君、走行実験を行うために移動ロボットを提供して頂いた弓削商船高等専門学校勘久保広一教授、助言を頂いた広島県立大学韓虎剛助教授、安川電機(株) Jesus Fernandez 氏、支援して頂いたシステム工学研究室技官宮内晃氏に、感謝いたします。

最後に、心身面でいつも献身的に支援してくれた筆者の妻チアキに謝意を表します。

## 参考文献

- [1] Cressie, N., Fitting variogram models by weighted least squares, *Journal of the International Association for Mathematical Geology*, Vol.17, No.5, pp.563–586 (1985)
- [2] Fukami, S., Mizumoto, M. and Tanaka, K., Some considerations on fuzzy conditional inferences, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.4, pp.243–273 (1980)
- [3] Gill, P. E., Murray, G., Wright, M. H., *Practical Optimization*, Academic Press (1981)
- [4] Holmblad, L.P., and Østergaard, J.-J., Control of a Cement Kiln by Fuzzy Logic, In *Fuzzy Information and Decision Processes* (M.M.Gupta and E. Sanchez eds.), North-Holland, pp.389–399 (1982)
- [5] Kóczy, L. T., Hirota, K., Interpolative reasoning with insufficient evidence in sparse fuzzy rule bases, *Information Sciences*, Vol.71, No.1, pp.169–201 (1993)
- [6] Kóczy, L. T., Hirota, K., Approximate Reasoning by Linear Rule Interpolation and General Approximation, *International Journal of Approximate Reasoning*, Vol.9, No.3, pp.197–225 (1993)
- [7] Kóczy, L. T., Kavács, S., Linearity and the cnf property in linear fuzzy rule interpolation, *Proceedings of the 3rd IEEE international Conference on Fuzzy System*, pp.870–875 (1994)
- [8] Maeda, M., Shimakawa, M., Murakami, S., Forecast learning fuzzy control of an autonomous mobile robot, *Proc. of the 2nd International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks (IIZUKA'92)*, Vol.1, pp.437–440 (1992)
- [9] Maeda, M., Shimakawa, M., Murakami, S., Predictive fuzzy control of an autonomous mobile robot with forecast learning function, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.72, No.1, pp.51–60 (1995)

- [10] Mamdani, E. H., Applications of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant, Proc. IEE, Vol.121, No.12, pp.1585–1588 (1974)
- [11] Mamdani, E. H., Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis, IEEE Trans. on Computers, Vol.26, No.12, pp.1182–1191 (1977)
- [12] Mizumoto, M., Fukami, S., and Tanaka, K., Some methods of fuzzy reasoning, In: Advances in Fuzzy Set Theory and Applications, M. M. Gupta, R. K. Ragade and R. R. Yager (Eds.), North-Holland, Amsterdam, pp.117–136 (1979)
- [13] Mizumoto, M., Zimmermann, H.-J., Comparison of fuzzy reasoning methods, Fuzzy Sets and Systems, Vol.8, pp.253–283 (1980)
- [14] Nedler, J. A., Mead, R., A Simplex Method for Function Minimization, Computer Journal, Vol.7, pp.308–312 (1965)
- [15] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Wilhoams, R.J., Learning internal representations by error propagation, Parallel distributed processing, pp.318–362 (1986)
- [16] Shi, Y., Mizumoto, M., Some consideration on Kóczy's linear interpolative reasoning method, Proceedings of 4th IEEE International Conference on Fuzzy System, pp.2117–2122 (1995)
- [17] Shimakawa, M., Murakami, S., Proposal of a new fuzzy inference method, The 7th IFSA World Congress (IFSA'97), Vol.1, pp.101–106 (1997)
- [18] Shimakawa, M., Murakami, S., An interpolative fuzzy inference method and its application, The 3rd Asian Fuzzy Systems Symposium (AFSS'98), pp.556–561 (1998)
- [19] Shimakawa, M., Murakami, S., Mori, M., Fuzzy Modeling of an activated sludge process, 1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (IEEE SMC'99), Vol.2, pp.558–563 (1999)
- [20] Shimakawa, M., Murakami, S., Proposal of an interpolative fuzzy inference method, International Journal of General Systems, Vol.29, No.4, pp.585–604 (2000)

- [21] Shimakawa, M., Murakami, S., Fuzzy prediction model for water demand prediction using an interpolative fuzzy reasoning method, *International Journal of Systems Science*, Vol.34, No.14–15, pp.775–785 (2003)
- [22] Sugeno, M., Murakami, K., An Experimental Study on Fuzzy Parking Control Using a Model Car, *Industrial Applications of Fuzzy Control*, M. Sugeno (Ed.), North-Holland, Amsterdam, pp.125–138 (1985)
- [23] Sugeno, M., Kang, G. T., Fuzzy Modeling and Control of Multilayer Incinerator, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.18, No.3, pp.329–345 (1986)
- [24] Sugeno, M., Tanaka, K., Successive identification of a fuzzy model and its applications to prediction of a complex system, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.42, No.3, pp.315–334 (1991)
- [25] Takagi, T., Sugeno, M., Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control, *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.SMC-15, No.1, pp.116–283 (1985)
- [26] Tanaka, H., Uejima, S., Asai, K., Linear Regression Analysis with Fuzzy Model, *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.SMC-12, No.6, pp.903–907 (1982)
- [27] Zadeh, L. A., *Fuzzy Sets, Information and Control*, Vol.8, pp.338–353 (1965)
- [28] Zadeh, L. A., Calculus of fuzzy restriction, In: *Fuzzy Sets and Their Applications to Cognitive and Decision Processes*, L. A. Zadeh *et al.* (Eds.), Academic Press, New York, pp.1–39
- [29] 浅居 喜代治, ファジィ理論の実用化研究の現状とファジィロボット, *日本ロボット学会誌*, Vol.6, No.6, pp.55–59 (1988)
- [30] 市橋 秀友, 渡辺 俊彦, 簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御, *日本ファジィ学会誌*, Vol.2, No.3, pp.429–437 (1990)
- [31] 五百旗頭 正, 木村 孝, 合原 一幸, 決定論的非線形短期予測手法の上水道需要量データへの応用, *電気学会論文集D*, Vol.114–D, No.4, pp.409–414 (1994)

- [32] 大島 信夫, 小須田 徹夫, カオス需要予測を用いた配水池運用 (耐事故性と省エネルギーの両立), 環境システム計測制御学会誌, Vol.1, No.1, pp.82-85 (1996)
- [33] 大島 信夫, 小須田 徹夫, カオス需要予測を用いた配水池運用 (高貯水率と省エネルギーの両立), 環境システム計測制御学会誌, Vol.1, No.3, pp.19-26 (1997)
- [34] 金出 武雄, 米国における自律型移動ロボットの研究の動向, 日本ロボット学会誌, Vol.5, No.5, pp.44-51 (1987)
- [35] 城所 直弥, 加藤 忠広, 今飯田 毅, ファジィ制御インバータエアコン, 日本ファジィ学会誌, Vol.2, No.4, pp.503-507 (1990)
- [36] 桑原 洋, 原田 光男, シールドトンネル切削機械へのファジィ理論の適用, 計測と制御, Vol.27, No.11, pp.1030-1037 (1998)
- [37] 小山 宏, 前田 陽一郎, 他, ファジィプロダクションシステムによる移動ロボットの障害物回避問題の検討, 日本ロボット学会誌, Vol.9, No.1, pp.75-78 (1991)
- [38] 柴田 崇徳, 福田 敏男, ファジィロボット—インテリジェントシステムのためのソフトコンピューティング, 日本ファジィ学会編, ソフトコンピューティングシリーズ8, 朝倉書店 (1997)
- [39] 島川 学, 村上周太, ファジィ推論法の一提案とファジィモデリングへの応用, 第15回計測自動制御学会九州支部学術講演会予稿集, pp.319-322 (1996)
- [40] 島川 学, 村上周太, 推論結果が複雑にならないファジィ推論法とそのファジィモデリングへの応用, 第13回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.443-446 (1997)
- [41] 竹内 倶佳, 自律型ファジィ移動ロボット, 日本ロボット学会誌, Vol.6, No.6, pp.81-88 (1988)
- [42] 竹内 倶佳, 永井 豊, 登 一生, 榎本 穰, 自律移動ロボットのファジィ誘導制御, 日本ファジィ学会誌, Vol.2, No.1, pp.85-94 (1990)
- [43] 田中 一男, 伏木 純之, 他, 廃液中和のためのファジィ制御系の設計, 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.6, pp.893-899 (1992)

- [44] 田中ほか, ファジィ同定アルゴリズムの簡略化法と都市ゴミ焼却炉のモデリング, 計測自動制御学会論文集, Vol.28, No.11, pp.1355-1363 (1992)
- [45] 田中 一男, 柏木 法仁, 中島 博, ファジィモデリングによる体動感知型心拍応答ペースメーカーのための心拍数予測モデルの同定, 日本ファジィ学会誌, Vol.6, No.4, pp.756-754 (1994)
- [46] 土谷 武士, 江上 正, デジタル予見制御, 産業図書 (1992)
- [47] 野村 博義, 林 勲, 若見 昇, デルタルールによるファジィ推論の自動チューニングと障害物回避への応用, 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.2, pp.379-388 (1992)
- [48] 春木 俊宣, 菊地 健一, ファジィ理論を応用したビデオカメラジェーマー, 日本ファジィ学会誌, Vol.2, No.4, pp.498-502 (1990)
- [49] 匹田 志郎, 駒谷 喜代俊, ファジィ・ルールベースを利用した新しいエレベータ群管理システム, 計測自動制御学会論文集, Vol.25, No.1, pp.99-104 (1989)
- [50] 廣田 薫, あいまい制御知能ロボット, マグロウヒル (1985)
- [51] 前田 幹夫, 村上 周太, 自己調整ファジィコントローラ, 計測自動制御学会論文集, Vol.24, No.2, pp.191-197 (1991)
- [52] 前田 幹夫, 高田 雄二, 村上 周太, 自動車のファジィ走行エキスパートシステム, 第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.663-666 (1991)
- [53] 前田 幹夫, 島川 学, 村上 周太, 自律型移動ロボットの予見学習ファジィ制御, 日本機械学会論文集 (C編), Vol.58, No.550, pp.1798-1803 (1992)
- [54] 前田 陽一郎, 竹垣 盛一, ファジィ推論を用いた移動ロボットの動的障害物回避制御, 日本ロボット学会誌, Vol.6, No.6, pp.50-54 (1988)
- [55] 松本 邦頭, 鹿森 保, ファジィ全自動洗濯機, 日本ファジィ学会誌, Vol.2, No.4, pp.492-497 (1990)
- [56] 村上 周太, 前田 幹夫, 上水道システムにおける一日配水量推定, 九州工業大学研究報告 (工学), No.30, pp.65-70 (1975)

- [57] 村上 周太, 朴 鐘浩, 那 慶昱, 黒須 顕二, 北九州市の上水道系の水需要予測, 九州工業大学研究報告(工学), No.47, pp.49-59 (1983)
- [58] 安信 誠二, 宮本 捷二, 伊原 廣一, Fuzzy 制御による列車定位置停止制御, 計測自動制御学会論文集, Vol.19, No.11, pp.873-880 (1983)
- [59] 安信 誠二, 宮本 捷二, 伊原 廣一, 予見 Fuzzy 制御方式による列車自動運転, システムと制御, Vol.28, No.10, pp.605-613 (1984)
- [60] 安信 誠二, 予見 Fuzzy 制御によるコンテナ・クレーン自動運転方式の開発, 計測自動制御学会論文集, Vol.22, No.10, pp.1066-1073 (1986)
- [61] 安信 誠二, 予見 Fuzzy 制御によるエレベータ群管理方式の提案, 第 26 回計測自動制御学会予稿集, pp.443-444 (1987)
- [62] 安信 誠二, ファジィ理論の実システムへの応用 —仙台市地下鉄列車自動運転—, 日本機械学会誌, Vol.91, No.836, pp.639-644 (1988)
- [63] 柳下 修, 伊藤 修, 菅野道夫, ファジィ理論の浄水場薬品注入制御への応用, システムと制御, Vol.28, No.10, pp.567-604 (1984)
- [64] 王 碩玉, 土谷 武士, 水本 雅晴, 距離型ファジィ推論法, バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌, Vo.1, No.1, pp.61-78 (1999)