

JAERI - M  
89-191

適応ファジィ制御の移動ロボットへの応用

1989年11月

塚田 亮・鈴木 勝男・藤井 義雄・篠原 慶邦

JAERI-M レポートは、日本原子力研究所が不定期に公刊している研究報告書です。  
入手の間合わせは、日本原子力研究所技術情報部情報資料課（〒319-11 茨城県那珂郡東海村）  
あて、お申しこしてください。なお、このほかに財団法人原子力弘済会資料センター（〒319-11 茨城  
県那珂郡東海村日本原子力研究所内）で複写による実費頒布をおこなっております。

JAERI-M reports are issued irregularly.

Inquiries about availability of the reports should be addressed to Information Division, Department  
of Technical Information, Japan Atomic Energy Research Institute, Tokai-mura, Naka-gun,  
Ibaraki-ken 319-11, Japan.

© Japan Atomic Energy Research Institute, 1989

---

編集兼発行 日本原子力研究所  
印刷 山田軽印刷所

適応ファジィ制御の移動ロボットへの応用

日本原子力研究所東海研究所原子炉工学部

塚田 亮・鈴木 勝男・藤井 義雄・篠原 慶邦

(1989年10月21日受理)

本研究では、制御目標として指定した走行曲線に沿って自律的に移動ロボットを走行させる制御問題を設定し、その制御に必要なファジィ制御則を適応学習機能により自動的に学習生成する制御器を設計した。

さらに、この適応学習ファジィ制御器の制御特性を移動ロボットを用いた走行実験により明らかにし、良好な制御結果を得ることができた。

Adaptive Learning Fuzzy Control of a Mobile Robot

Akira TSUKADA, Katsuo SUZUKI, Yoshio FUJII and Yoshikuni SHINOHARA

Department of Reactor Engineering  
Tokai Research Establishment  
Japan Atomic Energy Research Institute  
Tokai-mura, Naka-gun, Ibaraki-ken

(Received October 21, 1989)

In this report a problem is studied to construct a fuzzy controller for a mobile robot to move autonomously along a given reference direction curve, for which control rules are generated and acquired through an adaptive learning process. An adaptive learning fuzzy controller has been developed for a mobile robot.

Good properties of the controller are shown through the travelling experiments of the mobile robot.

Keywords: Adaptive Learning, Fuzzy Controller, Mobile Robot,  
Self-Organization

## 目 次

1. はじめに	1
2. 自動学習ファジィ制御器	4
2.1 自動学習ファジィ制御器の概要	4
2.1.1 評価関数	4
2.1.2 制御則の学習過程	4
2.1.3 規格化定数	5
2.2 自動学習ファジィ制御器を用いた予備走行実験	5
3. 適応学習ファジィ制御器の設計	8
3.1 制御目標曲線	8
3.2 評価関数	9
3.3 ファジィ推論法	9
3.4 学習制御則の適応方法	11
4. 走行実験	14
4.1 移動ロボット	14
4.2 実験方法	14
4.3 走行実験結果	15
4.3.1 学習走行実験	15
4.3.2 学習ファジィ制御則を用いた走行実験	16
5. おわりに	24
謝 辞	24
参考文献	25

## Contents

1. Introduction .....	1
2. A brief review of self-organizing fuzzy controller .....	4
2.1 Construction of self-organizing fuzzy controller .....	4
2.1.1 Performance evaluation function .....	4
2.1.2 Acquisition of control rules .....	4
2.1.3 Scaling factors .....	5
2.2 Preliminary experiment of self-organizing fuzzy controller .....	5
3. Design of an adaptive learning fuzzy controller .....	8
3.1 Reference direction curve .....	8
3.2 Performance evaluation function .....	9
3.3 Method of fuzzy inference .....	9
3.4 Adaptive learning method of fuzzy control rule acquisition .....	11
4. Experiments and results .....	14
4.1 Mobile robot .....	14
4.2 Method of experiment .....	14
4.3 Experimental results .....	15
4.3.1 Travelling experiment using adaptive learning process .....	15
4.3.2 Travelling experiment using acquired control rules .....	16
5. Conclusions .....	24
Acknowledgement .....	24
References .....	25

# 1. はじめに

言葉の意味や概念の定義などのあいまいさを表わすための集合概念として、1965年 Zadehによりファジィ集合の概念<sup>(1)</sup>が提唱されたといわれている。ファジィ集合論理の特徴は、人間の思考方法や主観的なあいまい量を比較的無理なく定量化できる点にある。1974年 Mamdaniは、非線形性及び大きな時間遅れ系が従来の PID 制御では制御困難であるにもかかわらず熟練した操作員は制御していることに着目し、操作員の経験則を取り入れ、蒸気機関のボイラ出口圧力とエンジン速度を一定に制御するファジィ制御器を設計し、その有効性を実験的に実証した<sup>(2)</sup>。

ファジィ制御はプロセスの状態を表わす量とプロセスを制御するための操作量をファジィ変数で表わし、この両者の関係をif-then形式のあいまい関係で記述した規則をもとにファジィ推論を行い、制御するものである。このファジィ制御の工業への初めての実用例は Holmbladによるセメントキルンの制御であった<sup>(3)</sup>。セメントキルンは、クリンカーの滞留時間が長く、しかも時間とともにその特性が変わるというような非線形性が強く、多くの数学モデルが開発されたが実用に耐えるモデルはなかった。それに対して経験豊かな運転員は、キルンの運転状態に対する自身の経験から非常に安定した制御を行うことができる。Holmbladらはこの運転員の経験則をファジィ変数を用いてif-then形式で制御則として記述し、セメントキルンを制御するファジィ制御器を開発し、実用に耐えるキルンの自動制御を可能にした。この制御スキームをFig. 1.1に示す。このファジィ制御器は事象駆動型であり、制御結果の評価機能及び学習機能は有していない。すなわち、あらかじめ与えた制御則  $R_i (i=1, 2, \dots, n)$  を固定し、そのIf-前件部に対するシステム状態  $x, y$  の適合度からファジィ推論に基づき制御出力  $u_i$  を決定する。制御則  $R_i$  は言語的に次のように記述される。

$$R_i: \text{If } x \text{ is } A_i \text{ and } y \text{ is } B_i \text{ then } u \text{ is } U_i \quad (1)$$

各制御則の出力  $u_i$  は、重ね合わされて全制御出力となる。この重ね合せ演算は  $u_i$  のメンバーシップ関数  $m_i(u)$  の変数  $u$  を固定して、 $i$  に関して最大値をとる演算として定義されている<sup>(4)</sup>。

第2の実用例で成功をおさめたものは予測ファジィ制御である<sup>(5)</sup>。そのスキームをFig. 1.2に示す。この制御スキームでは、ある制御出力はそれで達成されるであろう結果と制御目標とを比較して決定される。基本的考え方は次の2つである。

- ① 制御則を次の形式で与える。

$$R_i: \text{If } (u \text{ is } C_i \rightarrow x \text{ is } A_i, y \text{ is } B_i) \text{ then } u \text{ is } C_i \quad (2)$$

②  $C_i$ はもしある  $u$  を制御出力として作用させた時、最も高い確率で予測される状態  $(x, y)$  から選ばれる。

この制御スキームは良好な制御を実現することが期待される。しかし、この制御器の設計には、プラントシュミレータ等を用いた膨大な解析結果から制御則を獲得する作業が必要となる難点がある。

以上は、大規模な工業プラントへのファジィ制御の代表的な例であるが、ファジィ理論を移動ロボットの制御に応用した研究もこれまでにいくつか報告されている<sup>(6), (7)</sup>。これらの多くは、取り扱う変数が多く線形的な扱いが困難な問題に対してファジィ制御を応用し、その成果をあげた。しかし、これらのファジィ制御には、次のような問題がある。

① ファジィ制御則が経験あるいは実験によって獲得されなければならない。言い換えれば、あらかじめ制御則を作成するのに非常に多くの作業が必要になることである。

② 制御目標を達成するために必要となる制御則をあらかじめ見い出すことは難しい。

本研究では、我々は移動ロボットを制御目標として指定した目標曲線に沿って移動させる問題を設定し、その制御に必要なファジィ制御則を学習走行のなかから適応的に生成する制御器を設計した。まず、山崎、菅野らに依って提案された自動学習ファジィ制御<sup>(8)</sup>の応用を試み、本制御問題に対する問題点を明らかにした。ついで必要な修正を加え新たに適応学習ファジィ制御器を設計し<sup>(9)</sup>、その制御性能を走行実験を通して明らかにした。



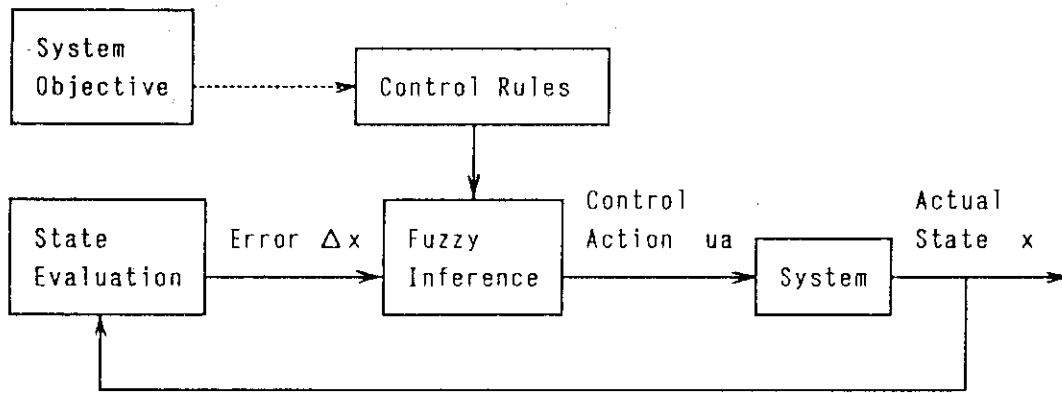


Fig. 1.1 Fuzzy control scheme for cement kiln

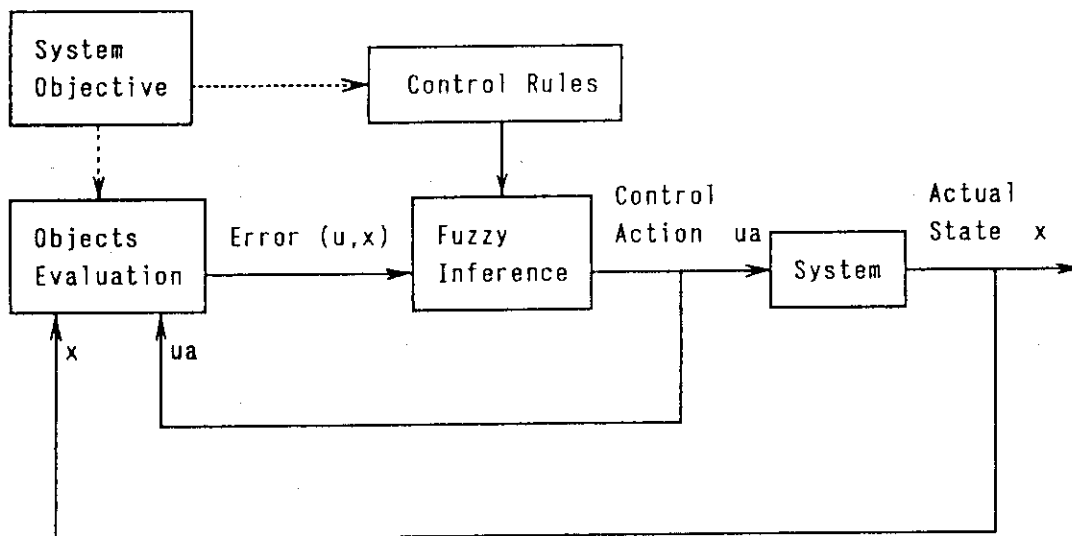


Fig. 1.2 Predictive fuzzy control scheme

## 2. 自動学習ファジィ制御器

### 2.1 自動学習ファジィ制御器<sup>(8)</sup>の概要

通常、ファジィ制御器は実際の制御経験等から作成された制御則を固定して用い、制御器内部で自動的に学習、生成していく機能を有していない。これに対して、Procykら<sup>(10)</sup>が提案し、山崎らにより改良が加えられた自動学習ファジィ制御器は、上位レベルとして制御結果を評価しそれをもとに制御則を修正する学習アルゴリズムと、下位レベルとして学習した制御則に基づいてファジィ推論を行うアルゴリズムからなる二段の階層構造をなしている。

制御則の学習は次のように行われる。

制御状態の評価関数は、制御則と同じファジィ変数を用いたif-then形式で表現され、それに基づいて制御則の修正量を求める。評価関数は制御状態の偏差 $e$ とその偏差の変化量 $c$ の2つの状態変数を入力として制御則の修正量 $t$ を規定する。制御則はこの値をもとに修正される。制御則の修正量は-6から6までの規格化された整数値で表わされる。

修正量により修正された制御則をもとに、次のステップの制御がなされる。

#### 2.1.1 評価関数

制御則を自動的に生成するためには、制御器自身が制御状態を評価する機能を持たなければならない。一般的に用いられる評価関数には、制御結果の全体を通して制御状態を評価するものと、部分的な制御結果をもとに評価するものの2つがある。全体を通しての評価関数を用いる場合、その評価関数の定式化の困難さ、あるいは実時間処理等のいくつかの問題があり、本アルゴリズムでは部分的制御結果を評価する評価関数が用いられている。

制御技術者は自分自身が持つ制御目標としての制御状態を前提として、評価関数を具体的に数式化している<sup>(11)</sup>。しかし、それは最終的な制御状態を評価する最善の評価関数では必ずしもない。山崎らが示した評価関数行列をTable 2.1に示す。この行列は制御技術者が目差す制御状態を評価するものであり、制御系(含むプラント)に依存しない不偏的な性質を有するとされている。したがって制御系に応じて別々の評価関数行列を作成する必要はなく、Table 2.1をそのまま使用することが可能である。

#### 2.1.2 制御則の学習過程

自動学習ファジィ制御器の学習アルゴリズムは、初期に与えられた制御則あるいは全く与えられていない状態から、学習によってそれを生成、修正、更新するアルゴリズムである。この学習過程は、次のように行われる。

$$R(k) = \{F(e(k-j)), F(c(k-j)), F(u(k)+t)\} \quad (3)$$

$$R \longleftarrow (R \cap \bar{R}(k-j)) \cup R(k) \quad (4)$$

ここで、

- F : ファジィ化過程
- k : kステップ
- k-j : kステップからjステップ前の状態
- R : 現状の制御則全体
- $\bar{R}$  : Rの補集合

### 2.1.3 規格化定数

制御状態の偏位及び偏位の変化量の実測値をそれぞれ  $ea$ 、 $ca$  で表わすと、これらの値は規格化定数  $GE$  及び  $GC$  を用いて、次式によりそれぞれの変数の規格化されたファジィ変数の台集合の1つの要素として表わすことができる。

$$e = GE \times ea \quad (5)$$

$$c = GC \times ca \quad (6)$$

また制御器のファジィ推論部で得た推論結果  $u$  についても、次式により規格化定数  $GU$  を用いて実際の制御量  $ua$  に変換する。

$$ua = GU \times u \quad (7)$$

規格化定数  $GE$  及び  $GC$  はシステムの状態をファジィ化し、測定値をファジィ変数に対応させる重要な因子であり、これらの値が制御特性に与える影響は非常に大きい。また規格化定数  $GU$  は制御量の大きさに直接影響し、制御器のゲインファクタとみなすことができる。

一般にこれらの値の組 ( $GE$ ,  $GC$ ,  $GU$ ) は、良好な制御特性が得られるように実験的に決定される。

## 2.2 自動学習ファジィ制御器を用いた予備走行実験

移動ロボットの走行制御に対する上述の制御器の制御性能を確認するため、制御目標として指定した目標曲線に沿ってロボットを移動させる制御問題について走行実験を行った。

本制御系は、制御量としてステアリング角度  $u$  を、移動ロボットの通路中央からの偏位  $e$  と制御目標である目標曲線に対するロボットの向き  $c$  の2つの状態変数から決定する2入力1出力の制御系を構成する。

本走行実験では制御則の修正量としてTable 2.1を使用した。また制御則の学習方法及びファジィ推論方法は、山崎らが提案した方法を用いた。

走行実験に用いた移動ロボットHERO-2000については、4.1節で説明する。

Fig. 2.1に走行実験結果の一例を示す。

図に示される移動ロボットの走行経路から明らかなように、大きな振動性が表われたり通路中央から大きくずれた制御結果となっている。制御特性に大きな影響を与える規格化定数の値を変化させた走行実験結果から、これらの原因として次の点を指摘することができる。

制御器の感度を上げることに主眼をおいて規格化定数の値を決定した場合、移動ロボットの走行経路は振動を起こす傾向にあり、逆に振動を押えるようにその値を決定した場合制御則の学習効果が低くなり、その状態で学習した制御則をもとにロボットを制御しても通路中央から大きくずれる結果となる。

学習した制御則の内容を検討することにより、具体的にこれを説明できる。例えば各変数の規格化定数を、 $GE=W/2$  ( $W$ は通路幅)、 $GC=90^\circ$ 、 $GU=90^\circ$  とした場合、ロボットの向きを目標曲線の向きに合わせるために大きくステアリングを切る必要のある所でも、その学習制御則によると制御量であるステアリング角度は $0^\circ$  となり、通路中央から大きくずれる原因になっている。

一方  $GE=W/20$ 、 $GC=30^\circ$ 、 $GU=90^\circ$  の場合には、ロボットの向きをあまり修正する必要のない所でもそのずれを制御器は非常に大きなものと判断し、大きな値のステアリング角度を制御則から推論するため、その走行経路が振動を起こす原因となっている。

このように、移動ロボットの走行制御問題に山崎らの自動学習ファジィ制御器を直接用いてもあまり良い制御結果が得られないことが明かとなった。したがって、制御特性を改善するためには改良を加える必要がある。

Table 2.1 Performance index matrix<sup>(8)</sup>

		Change in Error c												
		-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6
Error e	-6	0	0	-1	-2	-3	-4	-6	-6	-6	-6	-6	-6	-6
	-5	0	0	0	-1	-2	-3	-4	-4	-5	-5	-6	-6	-6
	-4	0	0	0	0	-1	-2	-3	-3	-4	-5	-5	-6	-6
	-3	1	0	0	0	0	-1	-2	-2	-3	-4	-5	-5	-6
	-2	2	1	0	0	0	0	-1	-1	-2	-3	-4	-5	-6
	-1	3	2	1	0	0	0	-1	-1	-1	-2	-3	-4	-5
	0	4	3	2	1	1	0	0	0	-1	-1	-2	-3	-4
	1	5	4	3	2	1	1	1	0	0	0	-1	-2	-3
	2	6	5	4	3	2	1	1	0	0	0	0	-1	-2
	3	6	5	5	4	3	2	2	1	0	0	0	0	-1
	4	6	6	5	5	4	3	3	2	1	0	0	0	0
	5	6	6	6	5	5	4	4	3	2	1	0	0	0
	6	6	6	6	6	6	6	6	4	3	2	1	0	0

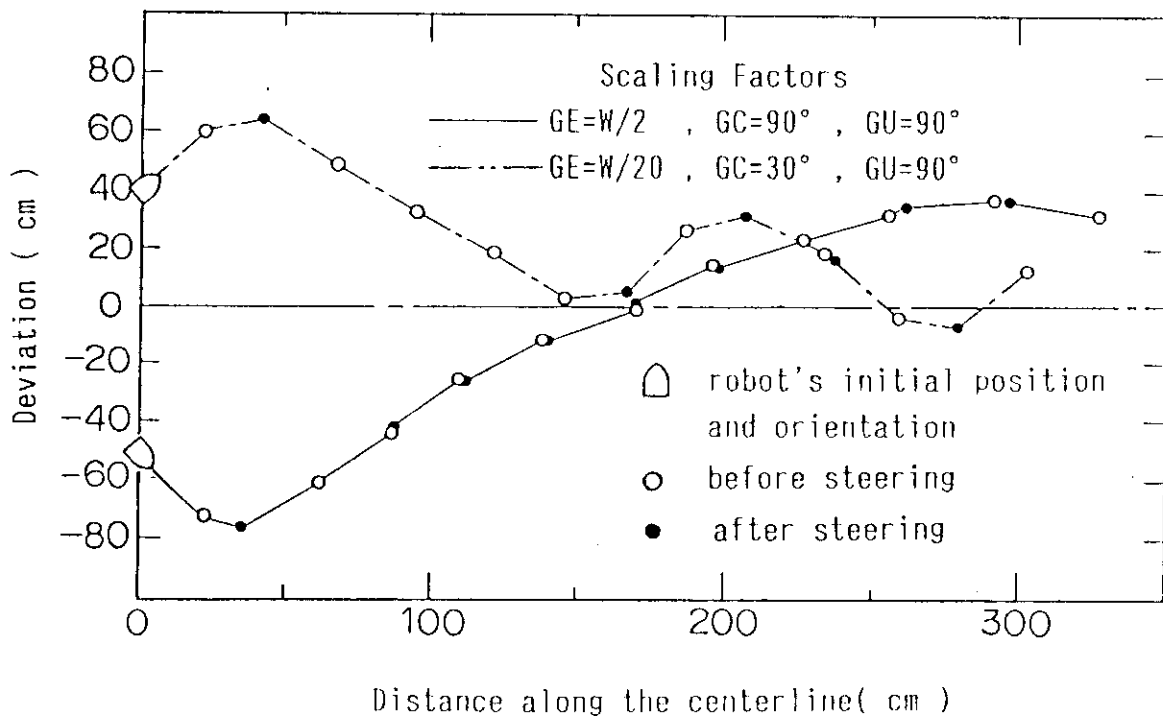


Fig. 2.1 Typical trajectories obtained in preliminary experiment using self-organizing fuzzy controller

### 3. 適応学習ファジィ制御器の設計

適応学習ファジィ制御器の目的は自動学習ファジィ制御器の場合と同様に、移動ロボットを制御目標として指定した目標曲線に沿って移動させることであり、ロボットの通路中央からの偏位  $e$  及びロボットの目標曲線に対する向き  $c$  から、制御量であるステアリング角度  $u$  を決定することである。

各変数は  $[-6, 6]$  の間で規格化された13の要素を持つファジィ変数の台集合からなり、それぞれのファジィ変数はTable 3.1に示すように0、3、7、10のグレードからなるメンバーシップ関数によって定義された離散型ファジィ変数である。

適応学習ファジィ制御器の設計にあたり、移動ロボットの走行問題に適した制御器を設計するため、自動学習ファジィ制御器を用いた走行実験結果をもとに次の修正を加えた。

- ① 制御目標としての目標曲線を、if-then形式で与えられる方法を提案した。
- ② 新たな評価指数とそれを用いた評価関数を定義した。
- ③ 自動学習ファジィ制御器で用いられているものより単純なファジィ推論法を採用した。

設計した適応学習ファジィ制御器の基本構造をFig. 3.1に示す。

#### 3.1 制御目標曲線

制御目標として指定した目標曲線は通路中央からの距離  $d$  の関数として、次式で定義される。

$$I = f(d) \quad (8)$$

ここで、 $I$ は通路中央からの距離  $d$  における目標曲線の通路方向に対する傾き角度を示す。

我々はこの目標曲線についても、制御則と同様に同じファジィ変数を用いてif-then形式の表現を試み、次の5つの規則で表現した。

$$\begin{aligned}
 &\text{If } d \text{ is PB then } I \text{ is R} \\
 &\text{If } d \text{ is PM then } I \text{ is MR} \\
 &\text{If } d \text{ is Z then } I \text{ is P} \\
 &\text{If } d \text{ is NM then } I \text{ is ML} \\
 &\text{If } d \text{ is NB then } I \text{ is L}
 \end{aligned} \quad (9)$$

これらの規則からファジィ推論を行い、 $d$ 、 $I$ の各変数に対する規格化定数  $GD$ 、 $GI$  の値を調

節することで、ある程度任意に目標曲線を確定することが可能である。Fig. 3.2に規格化定数の値が  $GD=W/2$ 、 $GI=60^\circ$  と、 $GD=W/2$ 、 $GI=90^\circ$  の場合の目標曲線を示す。

制御目標を上述のif-then形式で表現するこの方法は、その中で用いられている各変数の規格化定数と、制御器で用いられる各変数の規格化定数の値を相互に比較できる利点がある。つまり制御器の制御特性を決定する重要なパラメータである規格化定数  $GE$ 、 $GC$ 、及び  $GU$  の値として、制御目標である目標曲線に用いられている規格化定数  $GD$  及び  $GI$  の値を利用できる。

### 3.2 評価関数

適応学習ファジィ制御器では、制御性能を評価する指数として評価指数  $DI$  を新たに次式で定義した。

$$DI = I_d - I_r \quad (10)$$

ここで  $I_d$  は目標曲線の通路方向に対する角度、 $I_r$  はロボットの通路方向に対する角度を表わす。評価指数  $DI$  もまた、Table 3.1に示される離散型のメンバーシップ関数に依って定義されるファジィ変数である。

Fig. 3.1に示されるlearning blockでの適応学習では、既に学習した制御則に基づく制御結果を評価指数  $DI$  で評価し、その値に応じて制御則をさらに修正する。したがって、この  $DI$  を用いて制御則の修正量  $t$  を規定する新たな評価関数を、次の5つのif-then形式の規則で表現した。

$$\begin{aligned} \text{If } DI \text{ is PB then } t \text{ is L} \\ \text{If } DI \text{ is PM then } t \text{ is ML} \\ \text{If } DI \text{ is Z then } t \text{ is P} \\ \text{If } DI \text{ is NM then } t \text{ is MR} \\ \text{If } DI \text{ is NB then } t \text{ is R} \end{aligned} \quad (11)$$

ここで制御則の修正量  $t$  もまた評価指数  $DI$  と同様にTable 3.1に示すメンバーシップ関数を持つファジィ変数である。

この評価指数  $DI$  の台集合の各要素に対する修正量を、上記評価関数から推論しその結果をまとめてTable 3.2に示す。これを用いて、制御状態に対する評価指数  $DI$  の値に応じた制御則の修正量  $t$  を求め、前述の自動学習ファジィ制御器と同様の方法により制御則を修正する。

### 3.3 ファジィ推論法

次に本制御器のファジィ推論部で用いた推論方法について例を用いて簡単に説明する。

ファジィ変数  $e$ 、 $c$ 、及び  $u$  の3変数を用いて表現される  $i$  番目の制御則が、次の規則であるとする。

$$\text{If } e \text{ is } E_i \text{ and } c \text{ is } C_i \text{ then } u \text{ is } U_i \quad (12)$$

ここで $E_i$ 、 $C_i$ 、及び $U_i$ はそれぞれファジィ変数のファジィ部分集合を表わしている。離散型のメンバーシップ関数によって定義される1つファジィ変数は、そのメンバーシップ関数の値が最大となる台集合の値と一対一に対応する。この事実を用いれば、(12)式の制御則は次のように表現することができる。

$$R_i = (e_i, c_i; u_i) \quad (13)$$

ここで、

$R_i$  :  $i$ 番目の制御則  
 $e_i, c_i, u_i$  : 偏位、目標曲線に対する向き、及びステアリング角度のファジィ変数のメンバーシップ関数がそれぞれ最大値となる台集合の値

制御則全体は、それぞれの制御則が次の関係で結ばれていると考えることができる。

$$R = R_1 \cup R_2 \cup R_3 \cup \dots \cup R_n \quad (14)$$

適応学習ファジィ制御器におけるファジィ推論は、Max-Min推論法を用いる。この推論法では、2つの状態変数の値が $e$ 及び $c$ の時、 $i$ 番目の制御則の適合度は、次式で表わされる。

$$w_i = \min(E_i(e), C_i(c)) \quad (15)$$

したがって $i$ 番目の制御則の推論結果であるステアリング角度のメンバーシップ関数は次式で得られる。

$$m_i(u) = \min(w_i, U_i(u)) \quad (16)$$

ここで、 $u$ はステアリング角度の台集合の一つの要素を表わす。そして(14)式の制御則全体 $R$ の推論結果のメンバーシップ関数は、各々の制御則 $R_i$ の推論結果のメンバーシップ関数のmax演算として次式のように得られる。

$$m(u) = \max_i \{ \min(w_i, U_i(u)) \} \quad (17)$$

最終的な制御量であるステアリング角度は、 $m(u)$ の台集合上における重心位置 $u_0$ として計算する。

$$u_0 = \sum u \times m(u) / \sum m(u) \quad (18)$$



### 3.4 学習制御則の適応方法

異なった初期状態からそれぞれ学習した制御則を、新たな初期状態からの走行に用いる場合、次に示す制御則の適応方法を提案した。

新たに走行する時の初期状態  $(d_0, \text{la}_0)$  が、各学習走行の初期状態  $(d_{1i}, \text{la}_{1i})$  とどの程度類似しているかを、次式で定義する類似度  $S_i$  を用いて表わす。

$$S_i^* = \sqrt{(d_0 - d_{1i})^2 + (\text{la}_0 - \text{la}_{1i})^2} \quad (19)$$

$i=1 \dots n$

$$S_{\min} = \min(S_i^*) \quad (20)$$

$i=1 \dots n$

$$S_i = S_i^* / S_{\min} \quad (21)$$

$i=1 \dots n$

新たな走行に対する各学習制御則の適合度を初期状態の類似度  $S_i$  を用いて、推論時に採用する各制御則の重み  $w_i$  として次式で定義する。

$$w_i = 1 / S_i \quad (22)$$

実際の推論では、それぞれの制御則から計算されたステアリング角度  $u_{1i}$  にその制御則の重み  $w_i$  を乗じ、その平均値として最終的な制御量であるステアリング角度  $u_0$  を算出する。

$$u_0 = \Sigma (w_i \times u_{1i}) / \Sigma w_i \quad (23)$$

Table 3.1 Membership functions of fuzzy variables e, c and u

		Variables e, c and u												
		-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6
PB ( L )		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	7	10
PM (ML)		0	0	0	0	0	0	0	3	7	10	7	3	0
Z ( P )		0	0	0	0	3	7	10	7	3	0	0	0	0
NM (MR)		0	3	7	10	7	3	0	0	0	0	0	0	0
NB ( R )		10	7	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

For e and c

PB : Positive Big

NM : Negative Medium

PM : Positive Medium

NB : Negative Big

Z : Zero

For u

L : Left

MR : Middle Right

ML : Middle Left

R : Right

P : Parallel

Table 3.2 Modification index matrix

		Performance Index DI												
		-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6
t		-5	-4	-3	-3	-2	-1	0	1	2	3	3	4	5

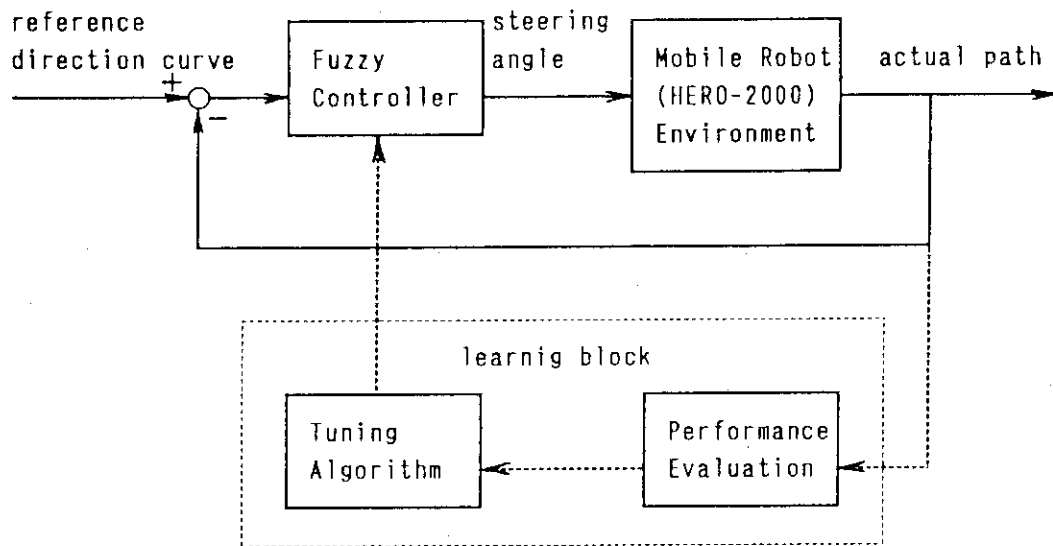
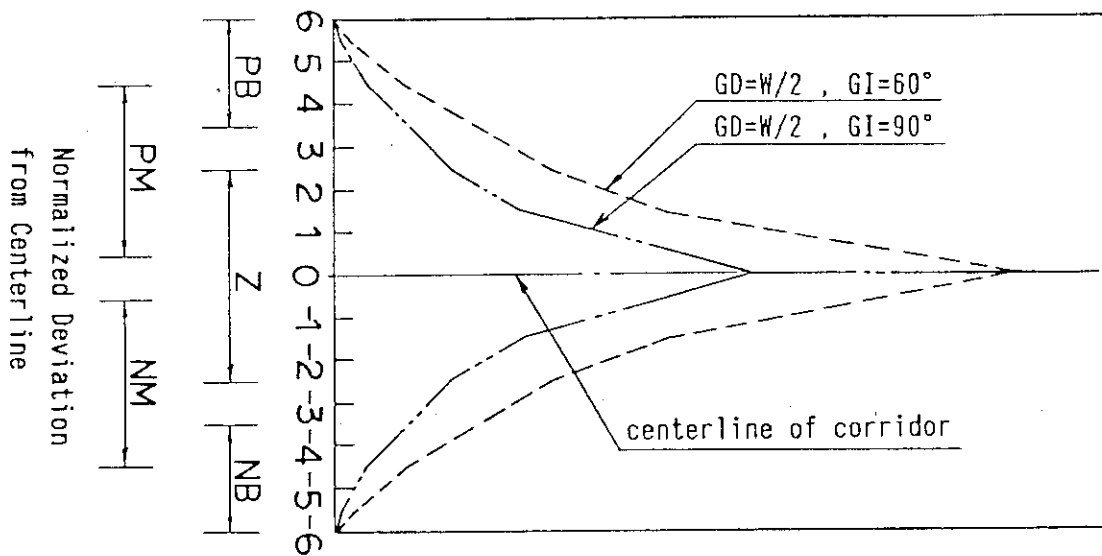


Fig. 3.1 Block diagram of adaptive learning fuzzy controller



Fuzzy Subset on Deviation  
 PB : Positive Big            NB : Negative Big  
 PM : positive Medium        NM : Negative Medium  
 Z : Zero

Fig. 3.2 Examples of reference direction curves

## 4. 走行実験

### 4.1 移動ロボット

走行実験には、移動ロボットとして米国HEATHKIT社製HERO-2000を使用した。このロボットは、移動機構として左右独立したモータで駆動される駆動輪、ソナーシステム、及び16-bitと8-bitのマイクロプロセッサを有するコントローラを備えている。

Table 4.1にHERO-2000の主な仕様を示す。また、その外形をFig. 4.1に示す。

#### (1) ステアリングの方法

左右の駆動輪は、それぞれモータ及びエンコーダが接続され左右独立して制御される。直進の場合、両者のモータが同じ移動距離分だけ駆動される。また左（右）へのステアリングの場合、右（左）の駆動輪のみが指定した量だけ前進回転し、所定のステアリングを行う。

#### (2) ソナーシステム

Fig. 4.1に示すように、回転式ヘッドソナーと固定式ベースソナーからなるソナーシステムが距離の測定に用いられる。ヘッドソナーは全周を15° 間隔で24点約1.5 secで測定することができる。ソナーシステムの主な仕様についてもTable 4.1に示す。

### 4.2 実験方法

#### (1) 通路

ロボットが移動する通路は両側を垂直な壁で囲まれ、平坦且つ滑らかな床面を有する幅約2.5 m、長さ約4 mの通路である。

#### (2) 偏位と向き の測定

ヘッドソナーを用いて測定された両側の壁までの距離をもとに、通路中央からのロボットの偏位  $d$  を次式で求める。

$$W = L_1 + L_2 \quad (24)$$

$$d = W/2 - L_1 \quad (25)$$

ここでFig. 4.2に示すように  $W$  は通路幅、 $L_1$  は通路左側の壁までの距離、 $L_2$  は右側の壁までの距離をそれぞれ示す。

ロボットの通路方向に対する向き $\theta_a$ は、次式によって計算される。

$$\theta_a = \tan^{-1}(L_1 - L_{1a}) / m \quad (26)$$

ここで  $m$  は直線移動距離としてあらかじめ与えられた量、 $L_{1a}$  は直線移動後の左側壁までの距離を表わす。したがって、ロボットの通路方向に対する向きは決められた直線距離  $m$  を移動することで計算される。

### 4.3 走行実験結果

設計した適応学習ファジィ制御器の制御性能を確認するため、本制御器を用いた移動ロボットの走行実験として次の二種類の実験を行った。

#### ① 学習走行実験

この走行実験はロボットを同一初期状態からその走行経路が収束するまで繰り返し学習走行させ、最終的な走行経路から制御器内で学習したファジィ制御則の制御性能を確認する実験である。さらに、初期状態の違いによる学習ファジィ制御則の制御特性の変化を明らかにするため、異なった初期状態から同様に繰り返し学習走行実験を行った。

#### ② 学習ファジィ制御則を用いた走行実験

学習を行った状態とは異なる新たな初期状態からの走行に、繰り返し走行で学習したファジィ制御則がどの程度適応するかを調べる走行実験を行った。

それぞれの実験結果について説明する。

#### 4.3.1 学習走行実験

Fig. 4.3からFig. 4.7に、異なった4種類の初期状態から行った繰り返し学習走行実験の結果をそれぞれ示す。

Fig. 4.3(a)は、 $d = -24$  cm、 $\theta_a = 63^\circ$  の場合の繰り返し学習走行実験の結果である。2回目の走行ではオーバーシュートぎみであった走行経路も、合計5回の学習走行で制御目標である目標曲線にはほぼ収束し、それまでに学習した制御則を用いることで、目標曲線に沿った良好な走行結果が得られた。この学習走行を通して、最終的に21本のファジィ制御則が生成された。

Fig. 4.3(b)は、自動学習ファジィ制御器と本制御器の最終走行結果とを比較して示したものである。

Fig. 4.4(a)は、 $d = -54$  cm、 $\theta_a = 43^\circ$  の場合の繰り返し学習走行実験の結果である。走行経路は合計4回の学習走行で、目標曲線に収束することができた。この場合既に2回目の走行で走行経路は目標曲線にはほぼ収束しており、非常に良好な制御結果が得られた。合計4回の繰り返し学習走行により28本の制御則が得られた。

Fig. 4.4(b)は、自動学習ファジィ制御器と本制御器の最終走行結果とを比較して示したものである。

一連の学習走行によりロボットの走行経路が制御目標として指定された目標曲線と等しくなっていく様子を、Fig. 4.5に示す。

Fig. 4.6(a)は、 $d = -69$  cm、 $I_a = 0^\circ$  の場合の繰り返し学習走行実験の結果である。走行経路は各走行ごとに大きく変化しているが、学習走行を重ねることでその変化の割合も徐々に小さくなり、合計7回の学習走行でほぼ目標曲線に収束することができた。この学習走行を通して、最終的に23本の制御則が学習された。

Fig. 4.6(b)は、自動学習ファジィ制御器と本制御器の最終走行結果とを比較して示したものである。

Fig. 4.7(a)は、 $d = -71$  cm、 $I_a = 63^\circ$  の場合の繰り返し学習走行実験の結果である。この初期状態の場合も、各走行ごとの経路の変化は比較的大きいが、最終的には合計4回の走行でほぼその走行経路は収束し、18本の制御則を得た。

本初期状態についてもFig. 4.7(b)に、自動学習ファジィ制御器と本制御器の最終走行結果とを比較して示す。

#### 4.3.2 学習ファジィ制御則を用いた走行実験

Fig. 4.8に、 $d_{11} = -27$  cm、 $I_{a11} = 69^\circ$  と  $d_{12} = -72$  cm、 $I_{a12} = 0^\circ$  の2種類の初期状態からそれぞれ学習した制御則を用いて、異なる初期状態  $d = -70$  cm、 $I_a = 15^\circ$  からロボットを走行させた実験結果を示す。

図から明らかなように、移動ロボットの走行経路は制御目標として指定した目標曲線と非常に良く一致し、学習したファジィ制御則が異なる初期状態からの走行にも良好に適応していることが示されている。

Table 4.1 Main specifications of HERO-2000

ITEM	SPECIFICATION
<b>MECHANICAL</b>	
Dimensions	41.9 cm width, 57.2 cm length, 82.3 cm height
Weight	31 kg
Moving Speed	Max. 3 feet/sec. (changeable within settled 7 stages)
<b>SONAR SYSTEM</b>	
Frequency	30 kHz
Measuring Range	Min. 4 inches Max. 127.5 inches
Range Resolution	0.5 inches
Beam Width	20 °
Bearings	15 ° apart (only for head sonar)

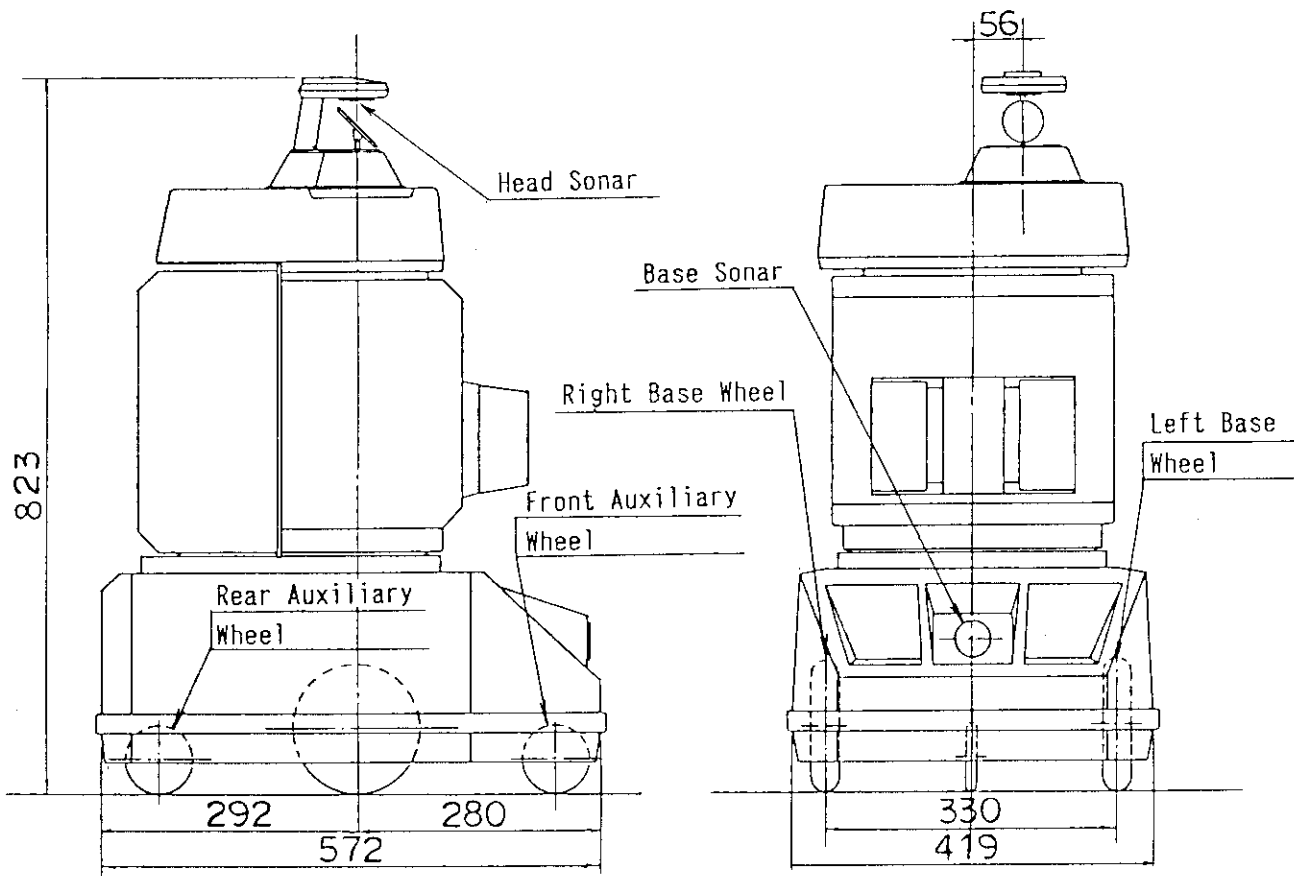


Fig. 4.1 Outline drawing of HERO-2000

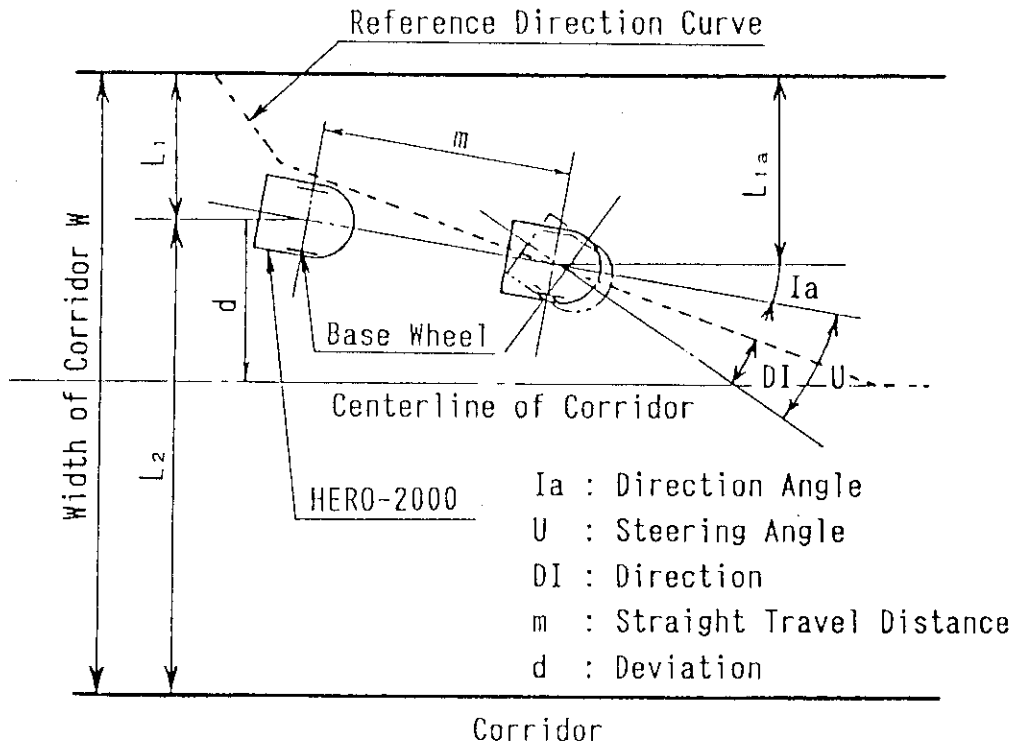


Fig. 4.2 Explanation of variables

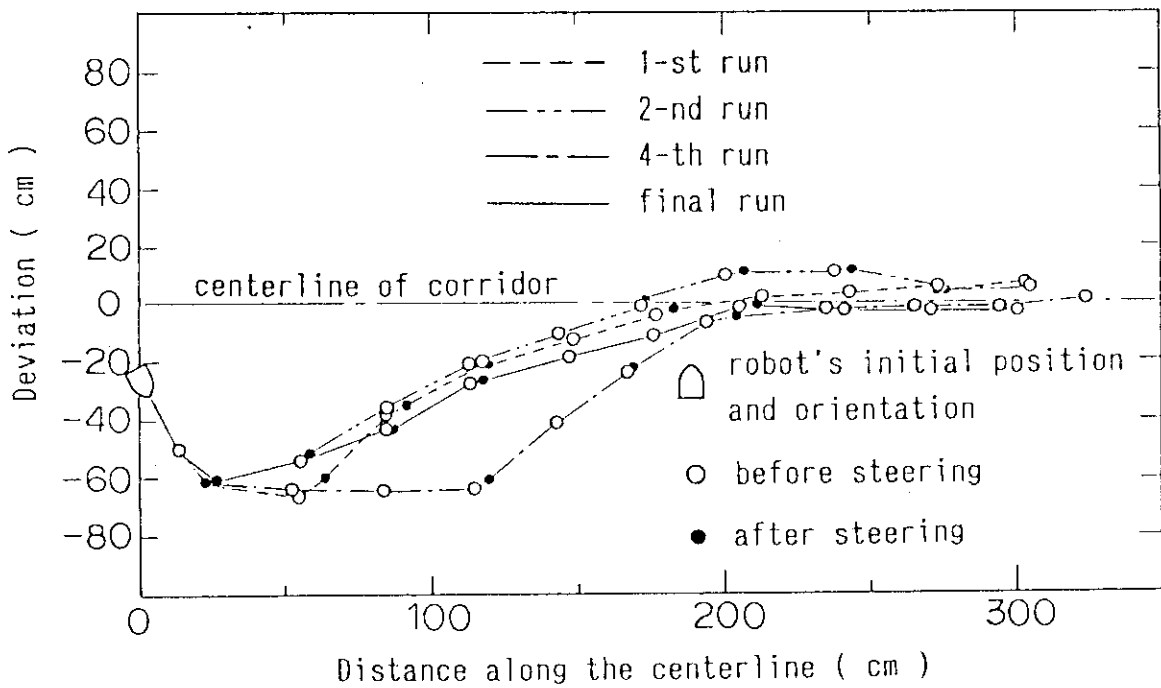


Fig. 4.3(a) Convergence of trajectories for the case with the initial conditions  $d=-24$  cm and  $I_a=63^\circ$



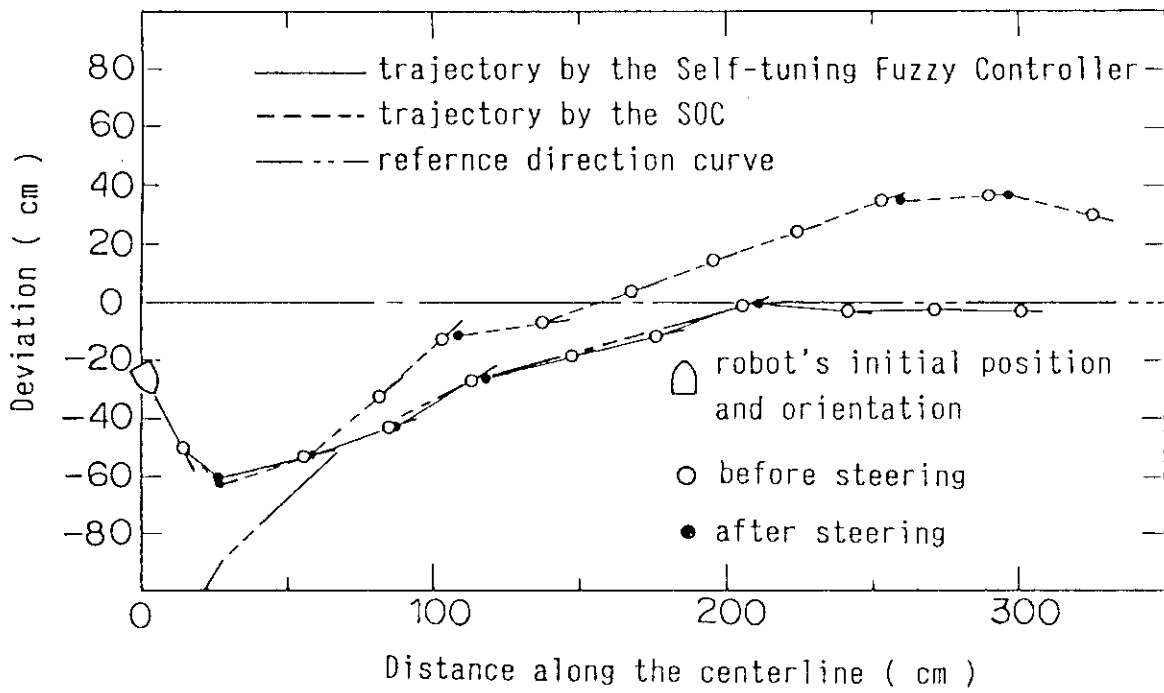


Fig. 4.3(b) Comparison of the trajectories by adaptive learning fuzzy controller and by self-organizing fuzzy controller

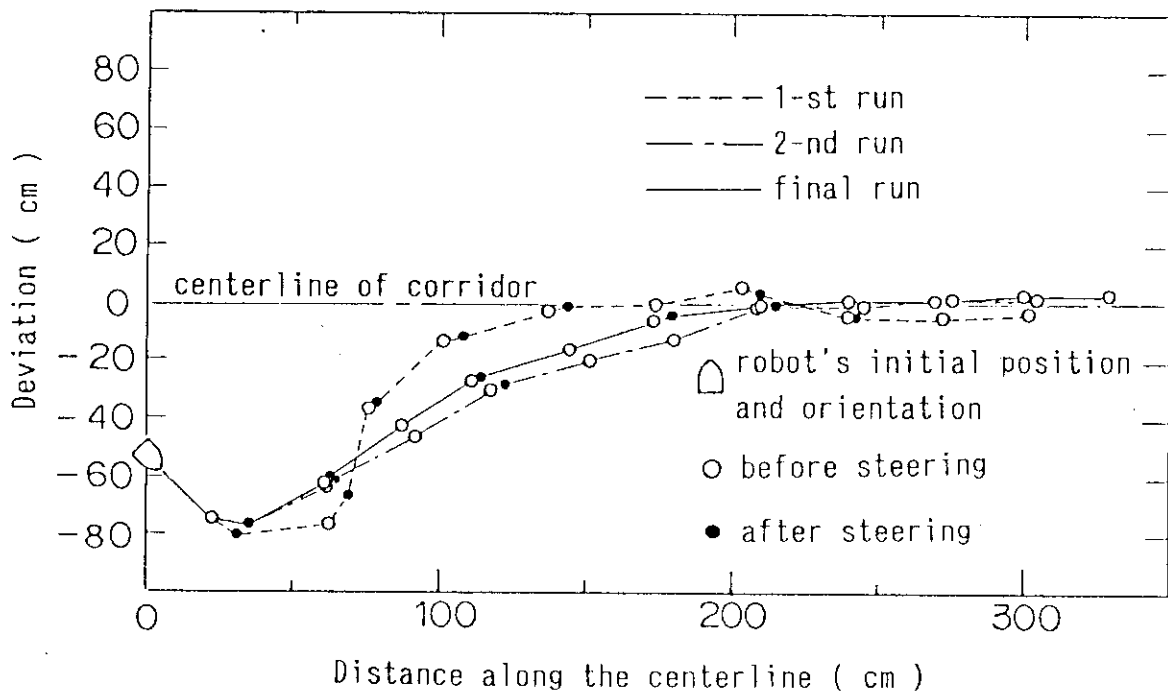


Fig. 4.4(a) Convergence of trajectories for the case with the initial conditions  $d=-54$  cm and  $I_a=43^\circ$

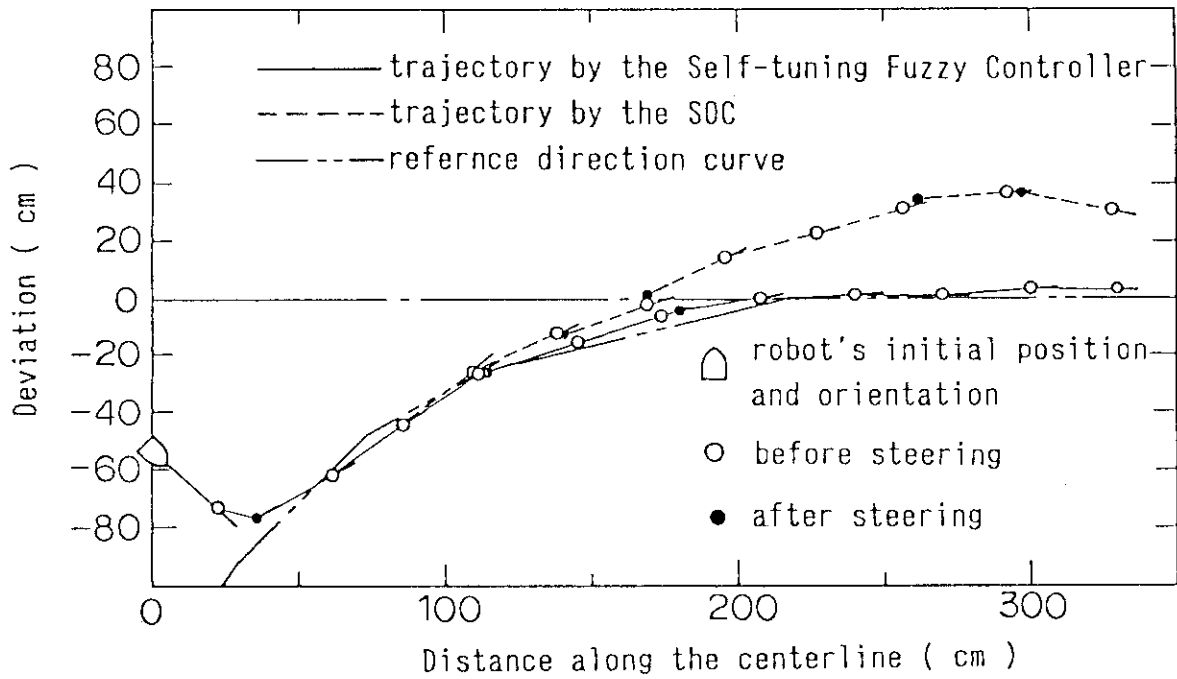


Fig. 4.4(b) Comparison of the trajectories by adaptive learning fuzzy controller and by self-organizing fuzzy controller

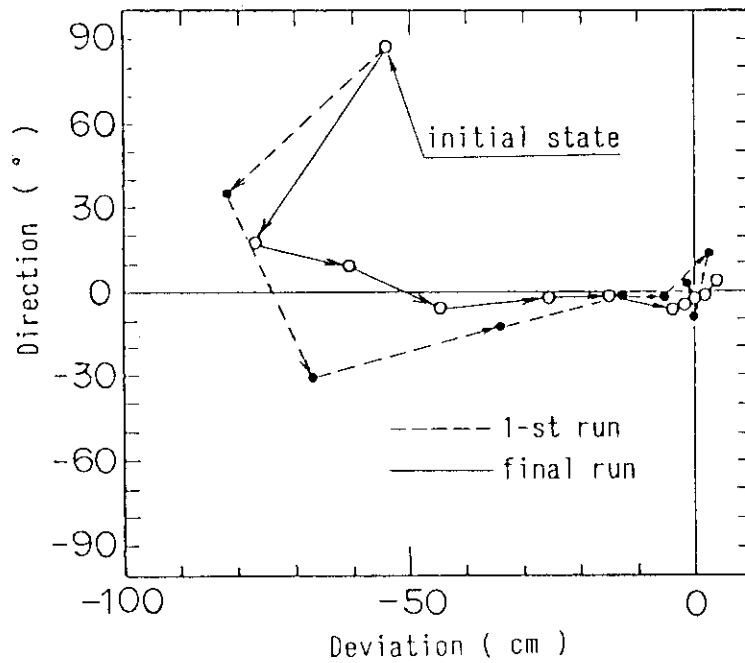


Fig. 4.5 Phase plane plot of deviation (d) and direction (DI)

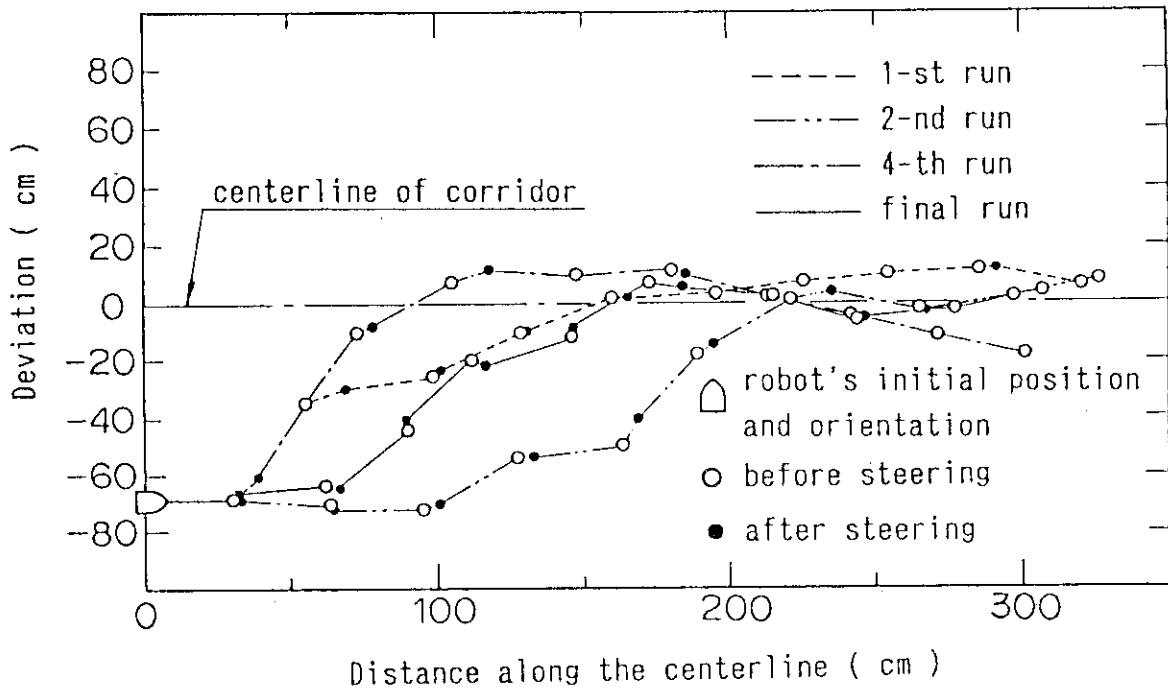


Fig. 4.6(a) Convergence of trajectories for the case with the initial conditions  $d=-69$  cm and  $I_a=0^\circ$

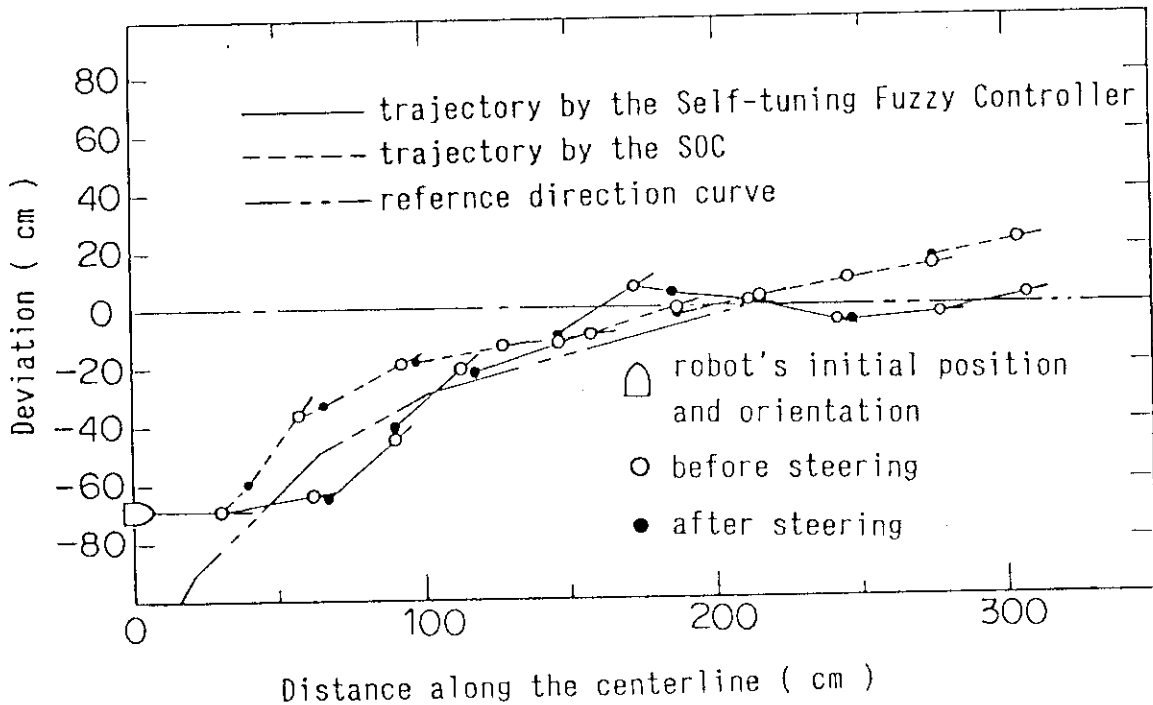


Fig. 4.6(b) Comparison of the trajectories by adaptive learning fuzzy controller and by self-organizing fuzzy controller.

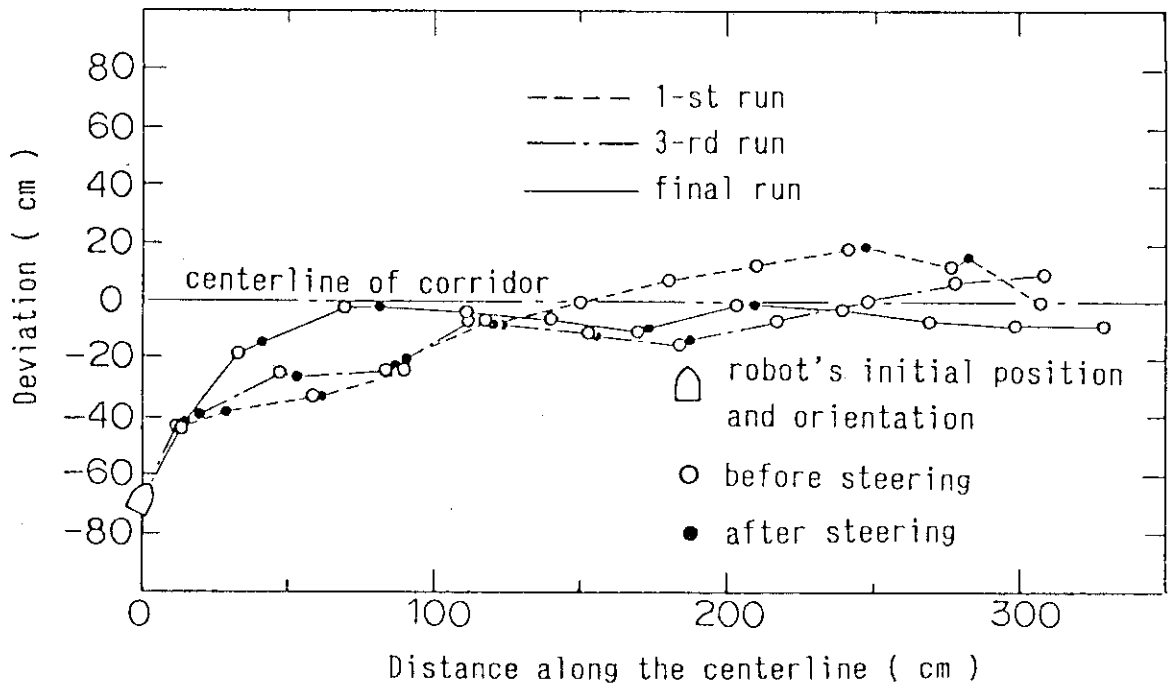


Fig. 4.7(a) Convergence of trajectories for the case with the initial conditions  $d=-71$  cm and  $\alpha=63^\circ$

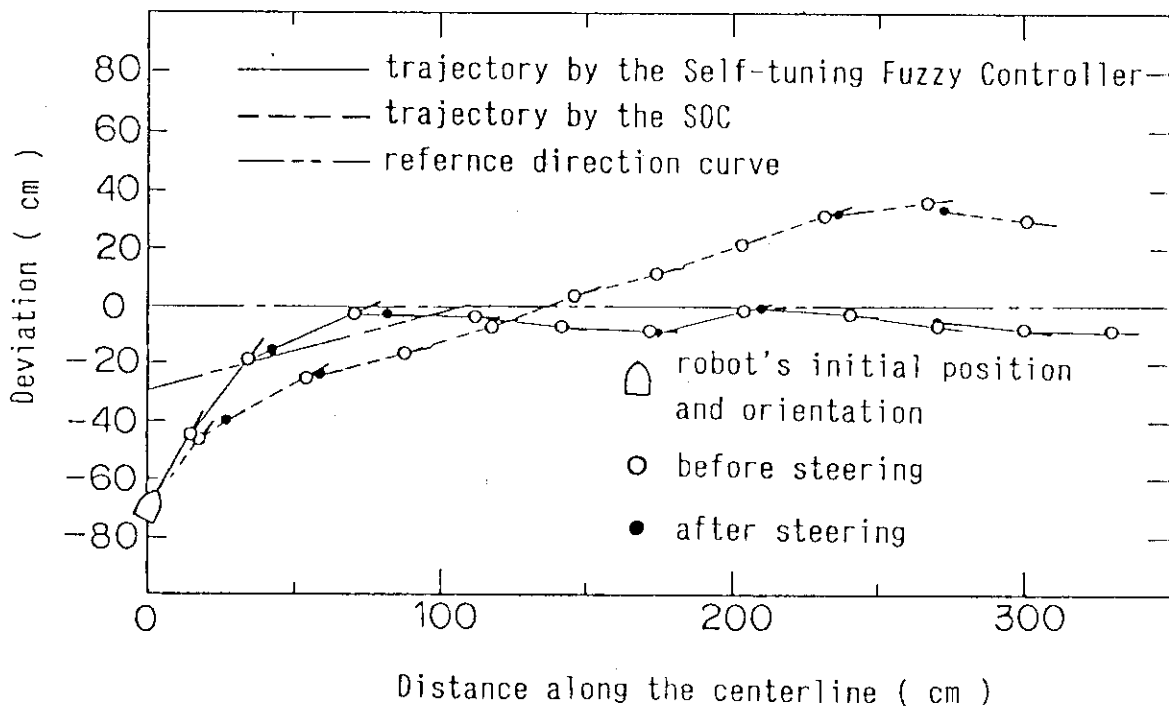


Fig. 4.7(b) Comparison of the trajectories by adaptive learning fuzzy controller and by self-organizing fuzzy controller

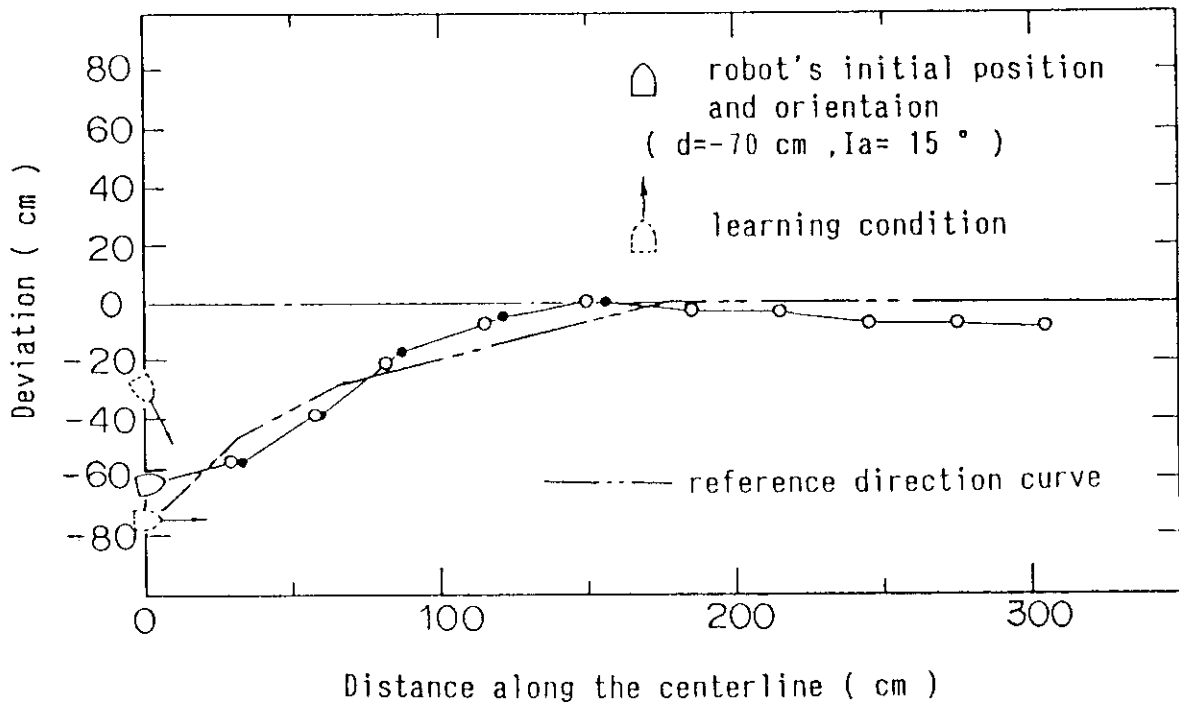


Fig. 4.8 Trajectory obtained by using control rules acquired from different initial conditions

## 5. お わ り に

我々が移動ロボット用に開発した適応学習ファジィ制御器を用いた一連の走行実験を通して、次の事柄が明かとなった。

- (1) 制御則をまったく持たない状態あるいは不十分な制御則が与えられている状態からでも、繰り返し学習走行をさせることにより、良好な制御特性を持つファジィ制御則を学習生成することができる。
- (2) 制御目標として指定した目標曲線に沿った走行を実現するために必要なファジィ制御則を、繰り返し走行により比較的早く学習することが可能である。
- (3) 学習走行で獲得した制御則の適応方法は異なる新たな初期状態からの走行制御に有効である。

## 謝 辞

本報告書作成のうえで貴重な助言をいただいた原子炉制御研究室島崎潤也氏ならびに計算機関連で援助いただいた熊谷昭雄氏に深謝致します。

## 5. お わ り に

我々が移動ロボット用に開発した適応学習ファジィ制御器を用いた一連の走行実験を通して、次の事柄が明かとなった。

- (1) 制御則をまったく持たない状態あるいは不十分な制御則が与えられている状態からでも、繰り返し学習走行をさせることにより、良好な制御特性を持つファジィ制御則を学習生成することができる。
- (2) 制御目標として指定した目標曲線に沿った走行を実現するために必要なファジィ制御則を、繰り返し走行により比較的早く学習することが可能である。
- (3) 学習走行で獲得した制御則の適応方法は異なる新たな初期状態からの走行制御に有効である。

## 謝 辞

本報告書作成のうえで貴重な助言をいただいた原子炉制御研究室島崎潤也氏ならびに計算機関連で援助いただいた熊谷昭雄氏に深謝致します。

## 参 考 文 献

- 1) L.A. Zadeh, "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes", IEEE Trans. SMC-3, 28-44, 1973
- 2) E.H. Mamdani, "Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant", Proc. IEE, Vol. 121, No. 12, 1585-1588, 1974
- 3) L.P. Holmblad et al., "Fuzzy Logic Control: operator experience applied in automatic process control", ZKG, No. 3/81, pp. 127-133, 1981
- 4) 菅野道夫, "ファジィ制御", 日刊工業新聞社, 1988
- 5) S. Yasunobu et al., "Automatic Train Operation System by Predictive Fuzzy Control", North-Holland, NY, 1985
- 6) M. Sugeno et al., "An Experimental Study on Fuzzy Parking Control Using a Model Car", in M. Sugeno ed. Industrial Applications of Fuzzy Control, North-Holland, NY, 1985
- 7) 廣田薫, "あいまい制御知能ロボット", マグロウヒルブック, 1985
- 8) 山崎東ら, "自動学習ファジィコントローラ", 計測自動制御学会論文集, pp. 50-56, vol. 20(8)
- 9) K. Suzuki et al., "Self-Tuning Fuzzy Control of a Mobile Robot", Proc. of IEEE/RSJ International Workshop on Intelligent Robots and Systems '89, pp. 108-114, 1989
- 10) T.J. Procyk et al., "A Linguistic Self-Organizing Process Controller", Automatica, 15, 1979
- 11) E.M. Schraf et al., "The Application of a Fuzzy Controller to the Control of a Multi-Degree-of-Freedom Robot Arm", in M. Sugeno ed. Industrial Applications of Fuzzy Control, North-Holland, NY, 1985