

이동로봇의 자율주행

주영훈*, 이석주*, 차상엽*, 장화선*, 김성권**, 김광배***, 우광방*
*연세대학교 전기공학과, **삼성전자㈜ 생산기술센터, ***한국과학기술연구원

Autonomous Navigation of A Mobile Robot

Y.H. Joo*, S.J. Yi*, S.Y. Cha*, H.S. Chang*, S.K. Kim**, K.B. Kim***, K.B. Woo*
*Department of Electrical Engineering, Yonsei University
**Production Engineering Center, SAMSUNG Electronics Co.
***Korea Institute of Science and Technology

Abstract

In this paper, the method for navigation and obstacle avoidance of an autonomous mobile robot is proposed. It is based on the fuzzy inference system which enables to deal with imprecise and uncertain information, and on the neural network which enables to learn input and output pattern data obtained from ultrasonic sensors. For autonomous navigation, the wall-following navigation is employed. The fuzzy model for wall-following navigation utilizing input and output data by an expert's control action is constructed. An approach by the neural network is developed for the obstacle avoidance because of the redundant input data. For an autonomous navigation, the fuzzy control and the control of the neural network are integrated and its feasibility is demonstrated by means of experiment.

1. 서 론

자율이동로봇은 주위환경을 인식하여 로봇 자신의 판단에 따라 자율적으로 이동하는 능력을 갖는 로봇이지만, 이를 위해서는 각종 센서를 이용하여 환경정보를 수집하고, 이 정보를 분석하여 이동경로를 결정한 다음, 이 경로를 따라 이동로봇을 수행시킬 수 있는 제어기가 필요하다. 이동로봇이 다양한 환경조건에 대응하기 위해서는 3가지 특성, 즉 자율성, 통신성, 기능성이 고려되어야 한다. 이 가운데 자율성은 이동로봇의 주행에 대한 유연성을 높이기 위한 필수적인 기술로 다각적인 연구가 이루어져야 한다. 이동로봇의 자율적인 주행을 위하여 본 논문에서 사용한 방식은 초음파 유도방식이다.

주행제어를 위해서는 부정확하고 불확실한 정보를 다룰 능력이 있는 퍼지제어이론에 기본을 둔다. 퍼지제어는 IF-THEN 형식의 논리형 제어이고, 인간이 가지는 정성적 지식을 표현할 수 있지만, 퍼지응용 시스템을 개발하는데 있어서 가장 시간이 많이 소비되는 작업은 제어계가 목표의 사양대로 동작되도록 추론규칙과 입출력변수가 갖는 멤버십 함수의 파라미터를 결정하는 것이다. 최근 퍼지추론의 실용화가 진전되어 규칙이나 멤버십 함수를 자동으로 동조하는 방법이 제안되고 있다. 본 논문에서는 이동로봇의 주행제어를 위해 클러스터 융합기법을 이용하여 퍼지추론의 규칙수를 생성하고, 경사법을 이용하여 입출력 멤버십 함수의 파라미터를 오프라인으로 자동 동조하는 최적화 알고리즘을 제안한다. 이때, 입출력 멤버십 함수는 규칙마다 다르게 설정하였다.

장애물 회피에 대한 문제는 주행과 더불어 이동로봇의 제어에 있어서 아주 중요한 문제이다. 장애물 회피를 수행하기 위한 여러가지 기법들이 소개되어왔지만, 본 논문에서는 신경회로망 학습기법을 연구하였다. 장애물을 회피하도록 이동로봇을 제어하기 위해서 초음파 센서에 의해 측정된 거리 데이터를 이분화하여 신경회로망의 입력 패턴으로 사용했으며 신경회로망 모델로는 백 프로파게이션 모델을 사용하였다.

본 논문에서 제안한 퍼지모델링기법과 장애물 회피를 위한 신경회로망 모델은 복도에서의 실제 주행실험을 통하여 그 실용성을 검증하였다.

2. 이동로봇

2.1 이동로봇 시스템

본 연구에서 실험을 위해 사용된 이동로봇 시스템은 호스트 컴퓨터와 2개의 부시스템으로 나뉘어진다. 부시스템은 이동로봇 주행시스템과 초음파 센서시스템으로 구성되

며 초음파 센서시스템을 사용하여 벽면주행에 필요한 외부의 환경정보를 얻는다. 두개의 부시스템 제어와 사용자 인식을 위한 국소지도작성은 32비트 컴퓨터로 구현시켰다. 이동로봇의 외관은 그림 1.과 같으며 그림 2.는 이동로봇의 제원을 나타낸다.

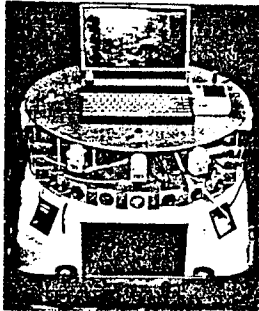


그림 1. 이동로봇 외관

자체중량	49 Kg
크 기	280×700 ×750 mm
적재중량	90 Kg
진행속도	0~1000 mm/sec
가 속도	0~1000 mm/sec ²

그림 2. 이동로봇 제원

2.2 초음파 측정 시스템

거리 측정 시스템은 1) 이동로봇 주위의 개방된 공간에 대한 거리 측정, 2) 위치 측정 등의 근본적인 역할을 수행한다. 이동로봇 주위의 개방된 공간은 이동로봇이 다른 물체와 충돌하지 않는 방향과 위치의 집합으로 표현된다. 위치 측정은 이동로봇이 목적지점과 환경에 관한 정보를 갖고 스스로 자신의 위치를 결정하도록 해준다. 일반적으로 거리 측정에는 비용이 적게 들고 구동에서부터 거리 데이터의 획득까지 소요되는 시간이 비교적 짧은 초음파 센서가 많이 이용된다. 본 연구에서는 사각형의 이동로봇 위에 원판을 설치하고 그 위에 이동로봇의 축면과 평행하게 6개의 초음파 센서를 배치하였고, 15° 간격으로 전진 방향과 후진 방향에 각각 7개씩 배치하여 모두 20개의 초음파 센서를 장착하였다. 연속적으로 획득된 20개의 거리 데이터는 거리 측정 제어기의 버퍼에 저장된다. 이 거리 데이터들은 주행 및 장애물 회피를 위한 기초 데이터로서 이용된다. 초음파 센서의 배치는 그림 3.과 같다.

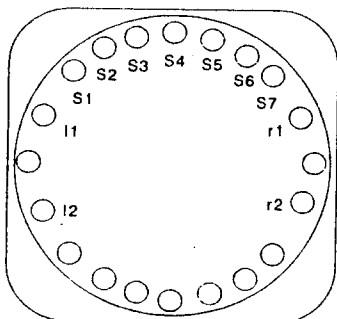


그림 3. 초음파 센서 배치도

3. 이동로봇의 자율주행

최근 퍼지제어 기법과 신경회로망 기법에 기초한 이동로봇의 제어 방법에 대한 몇가지 연구가 진행되고 있다. 이러한 연구의 대부분은 제어 규칙이 전문가의 실험이나 경험에 의해 구해지며, 입출력 멤버십 함수도 장시간의 실험에 의해 얻어지므로 반복실험을 위한 많은 시간이 요구된다. 본 논문에서는 퍼지제어 기법과 신경회로망 기법을 이용한 이동로봇의 주행과 장애물 회피 방법을 제안하였다.

3.1 벽면주행을 위한 퍼지 모델링

이동로봇의 주행에 퍼지이론을 적용하기 위해 로봇에 장착된 초음파 센서에 의한 거리 데이터를 기초로 하여 기준경로로부터의 거리차(x_1)와 기준경로와의 각도차(x_2)에 의해 주행 기준선에 수렴, 주행하는 벽면주행 알고리즘을 제안한다. 그림 4.는 벽면주행을 위한 모델이며, 사용된 센서는 좌우측에 부착된 4개의 초음파센서로 해당 벽면과의 거리 l_1 , l_2 , r_1 , r_2 를 이용하여 거리차와 각도차를 구할 수 있다. 거리차 x_1 과 각도차 x_2 는 그림 5.와 같은 퍼지 제어기에 의해 조향각 y 로 산출되어 이동로봇에 전달된다.

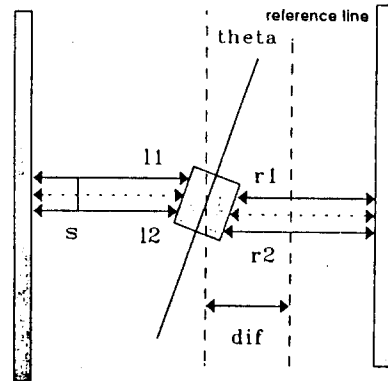


그림 4. 벽면주행을 위한 모델

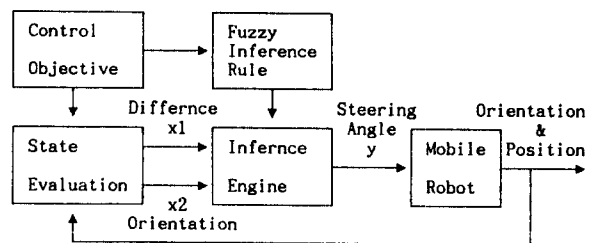


그림 5. 벽면주행을 위한 퍼지제어 블록도

퍼지 모델링은 두가지로 나뉜다. 하나는 퍼지 추론규칙 수의 생성이고 다른 하나는 퍼지 추론규칙의 자동동조이다. 본 논문에서 제안한 기법은 각각 다음과 같은 과정에 의해 오프라인으로 구한다.

3.1.1 퍼지 추론규칙

본 연구에서 사용되는 퍼지규칙은 후건부를 실수치로 하는 간략 퍼지추론이다. 여기서 A_{IJ} 는 전건부의 멤버십 함수, ω_i 는 후건부의 실수치를 나타낸다. 전건부 멤버십 함수 A_{IJ} 는 추론규칙마다 독립으로 설정되어 있으며 간략 퍼지 추론에 따른 추론결과 y 는 식 (1)과 식 (2)에 의해 정의되며 멤버십 함수는 식 (3)에 의해 정의된다.

$$\mu_1 = A_{11}(x^1) \cdot A_{12}(x_2^1) \quad (1)$$

$$y = \frac{\sum_{i=1}^c \mu_i \cdot \omega_i}{\sum_{i=1}^c \mu_i} \quad (2)$$

$$A_{IJ}(x_j) = \begin{cases} \textcircled{1} 1 - 2 * |x_j - a_{ij}| / b_{ij} \\ \textcircled{2} 0 \quad x_j < a_{ij} - b_{ij}/2 \text{ 또는 } x_j > a_{ij} + b_{ij}/2 \end{cases} \quad (3)$$

3.1.2 퍼지추론규칙수의 생성

이동로보트의 벽면주행에 효과적인 퍼지규칙을 생성하기 위해 적용시킨 클러스터링 방법에 대해 설명한다. 퍼지규칙수를 생성하기 위해서는 동정용 데이터가 필요하며 이 데이터는 식 (4)와 같이 N 쌍으로 구성된다. x_1^1, x_1^2, y_1 는 각각 거리차, 각도차, 조향각이다.

$$\{ P_1, P_2, \dots, P_N \} = \{ (x_1^t, y_1), (x_2^t, y_2), \dots, (x_N^t, y_N) \} \\ \text{이때, } x_1 = [x_1^1, x_1^2]^t \quad (4)$$

초기에 퍼지추론규칙의 수는 데이터 쌍의 갯수 N 과 같도록 설정하며, 클러스터의 갯수도 N 으로 한다. Euclidian Distance D_{ab} 는 임의의 클러스터 P_a, P_b 사이의 상이성을 측정하기 위해 사용되는데 이것을 기준으로 두개의 클러스터를 융합해서 새로운 하나의 클러스터 P_k 를 얻을 수 있다.

$$D_{ab} = \{ \sum (x_{aj} - x_{bj})^2 + (y_a - y_b)^2 \}^{1/2}, \quad j=1,2 \quad (5)$$

$$A_a = \frac{n(P_a)}{n(P_a) + n(P_b)} \quad A_b = \frac{n(P_b)}{n(P_a) + n(P_b)} \quad (6)$$

식 (6)은 두 클러스터를 융합할 경우 새로운 클러스터의 중심 위치를 구하기 위한 내분비이며, $n(P_a), n(P_b)$ 는 P_a, P_b 의 cardinality이다. 새로운 클러스터 P_k 의 중심 위치는 식 (7), 식 (8)에 의해 계산된다.

$$x_{kj} = A_a \cdot x_{aj} + A_b \cdot x_{bj} \quad (7)$$

$$y_k = A_a \cdot y_a + A_b \cdot y_b \quad (8)$$

D_{ab} 를 기준으로 새로운 클러스터 P_k 로 융합하는 반복이 끝나면 퍼지 제어규칙수는 초기의 데이터 쌍의 수 N 에서 필요한 규칙수 C 로 줄어들게 된다.

3.1.3 멤버십 함수의 자동 동조

멤버십 함수의 중심치 a_{ij} , 폭 b_{ij} 및 후건부의 실수치 ω_i 를 추론규칙 동조를 위한 파라미터로 하면, 동조는 식 (9)의 평가함수 E 를 최소화하는 방향으로 이루어진다.

$$E = (y - y^r)^2 / 2 \quad (9)$$

평가함수 E 의 값을 감소시키기 위해서는 파라미터 a_{ij}, b_{ij}, ω_i 에 대해서 경사법에 의해 $(-\partial E / \partial a_{ij}, -\partial E / \partial b_{ij}, -\partial E / \partial \omega_i)$ 를 계산하면 식 (10), (11), (12)와 같이 되고 파라미터 a_{ij}, b_{ij}, ω_i 를 반복적으로 갱신하는 학습식 (13), (14), (15)가 구해진다.

$$\frac{\partial E}{\partial a_{ij}} = \frac{\mu_1}{\sum \mu_i} \cdot (y - y^r) \cdot (\omega_i - y) \cdot \text{sgn}(x_j - a_{ij}) \cdot \frac{2}{b_{ij} \cdot A_{ij}(x_j)} \quad (10)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_{ij}} = \frac{\mu_1}{\sum \mu_i} \cdot (y - y^r) \cdot (\omega_i - y) \cdot \frac{1 - A_{ij}(x_j)}{A_{ij}(x_j)} \cdot \frac{1}{b_{ij}} \quad (11)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_i} = \frac{\mu_1}{\sum \mu_i} \cdot (y - y^r) \quad (12)$$

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - K_a (\partial E / \partial a_{ij}) \quad (13)$$

$$b_{ij}(t+1) = b_{ij}(t) - K_b (\partial E / \partial b_{ij}) \quad (14)$$

$$\omega_i(t+1) = \omega_i(t) - K_\omega (\partial E / \partial \omega_i) \quad (15)$$

여기서 K_a, K_b, K_ω 는 학습에 사용되는 계수이고 t 는 학습 횟수이다. 식 (13), (14), (15)는 평가함수 E 가 가장 작게 되는 방향을 탐색해서 매개 변수 a_{ij}, b_{ij}, ω_j 를 변화시켜주는 것을 의미하므로 반복적으로 사용하면 평가함수 E 의 값을 극소로 하는 추론규칙의 파라미터가 구해지게 된다.

본 논문에서 사용한 방법은 전건부의 멤버십 함수를 추론규칙마다 독립으로 설정하고 이것들에 따라 입력 데이터에 대한 적절한 추론규칙을 동조하므로 자유도가 높은 동조가 가능하고 학습에 사용되지 않은 데이터에 대해서도 참값에 가까운 값을 출력할 수 있다.

이상을 정리하면 퍼지모델링을 위한 블럭다이어그램은 그림 6.과 같다.

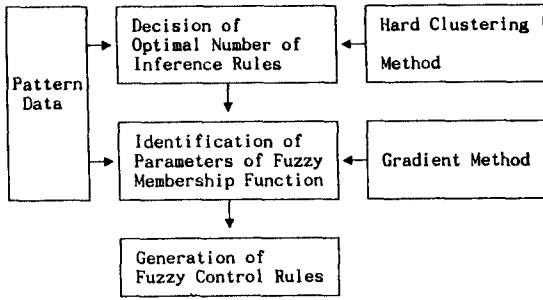


그림 6. 퍼지모델링을 위한 블럭다이어그램

3.2 장애물 회피를 위한 신경회로망 학습 기법

이동로봇의 제어에 있어서 매우 중요한 문제는 이동로봇의 주행 경로상에 갑자기 나타나는 장애물을 어떻게 회피하는가 하는 문제이다. 본 논문에서는 이동로봇의 주행 경로상에 위치하는 고정 장애물만을 고려하며 이러한 장애물에 대한 정보는 이동로봇의 전방에 장착된 7개의 초음파 센서로부터 받아들인다. (그림 3.) 만일 이동로봇이 미리 계획된 경로를 따라 주행하는 도중에 장애물을 만나게 되면 일정시간동안 기다린다음 계속 장애물이 존재한다고 판단되면 초음파 센서를 통해 획득한 정보를 이용하여 장애물을 회피하게 된다. 신경회로망 학습 기법은 인간의 두뇌가 방대한 양의 복잡한 정보를 처리할 수 있을 뿐만 아니라 학습할 수 있는 능력을 가지고 있다는 개념에 근거하여 채택되었다. 본 논문에서 사용된 신경회로망 모델은 백 프로파게이션 모델이다. 이 모델은 패턴을 학습하는 활성화 과정에서 사용되는 순방향 연결선의 연결하중을 학습하는 모델로서 널리 사용되고 있는 모델이다. 학습 과정은 입력 패턴에 대한 출력 패턴을 한 쌍으로 설정하고 이러한 입력 패턴 쌍의 집합을 통해 이루어진다. 입력 패턴은 이동로봇의 전방에 장착된 7개의 초음파 센서(S[1]~S[7])에 대한 ON-OFF 값으로서, 각각 측정된 거리가 미리 정해진 범위에 들어오면 ON(1), 그렇지 않으면 OFF(0)가 된다. 출력 패턴은 센서의 ON-OFF에 의해 인식된 장애물을 회피하기 위한 조향각으로서 $\pm 30^\circ$, $\pm 20^\circ$, $\pm 10^\circ$, $\pm 5^\circ$, 0° 중 한 값을 나타낸다. 따라서 27개의 입력 패턴 쌍을 갖게 된다. 그림 7.은 장애물 회피를 위한 신경회로망 모델을 나타낸다.

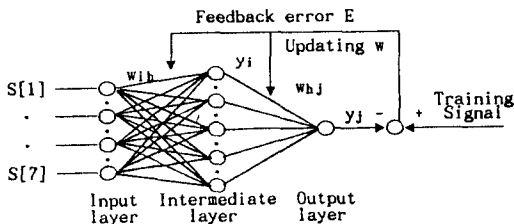


그림 7. 장애물 회피를 위한 신경회로망 모델

4. 실험 및 결과 고찰

주행을 위한 퍼지추론규칙의 자동 동조를 위해 받아들인 데이터 쌍의 개수는 204개이며 데이터는 자신이 갖는 최고값으로 나누어 정규화시켰다. 표 1.은 클러스터링 방법에 의해 얻은 규칙 12개와 각 클러스터의 중심위치를 나타낸다.

표 1. 생성된 규칙수 및 중심위치

	거리차	각도차	조향각
1	0.01963	-0.08857	0.09796
2	-0.69715	-0.30000	0.81571
3	-0.89461	0.04688	0.60737
4	-0.51028	0.93125	-0.63782
5	0.25147	0.18125	-0.42949
6	0.41548	-0.52500	0.17308
7	0.47525	0.37500	-0.72756
8	0.74664	-0.01250	-0.71795
9	0.66779	-0.27500	-0.34936
10	-0.17869	0.52500	-0.40385
11	-0.42450	0.32500	0.14103
12	-0.29866	-0.05000	0.43590

규칙을 나누어주는 기준 D는 0.39이다. 표 1.의 규칙수와 중심위치는 파라미터 동조시 a_{ij} 와 w_i 의 초기치로 설정되며 b_{ij} 는 이웃하는 멤버십 함수와 겹치도록 설정해야 한다. 여기서 b_{ij} 는 1.0으로 초기화했다.

표 2. 동조된 추론규칙

	거리차		각도차		조향각
	a_1	b_1	a_2	b_2	w
1	-0.21319	0.91378	-0.43959	0.88333	0.82907
2	-0.63493	1.14652	-0.06458	1.14788	0.82397
3	-0.80921	0.96817	0.37601	0.79743	0.19196
4	-0.43432	1.03194	1.06564	0.92835	-0.76327
5	0.19453	0.91128	-0.00369	1.03477	-0.47799
6	0.00054	1.06477	-0.50321	1.17804	0.59888
7	0.75330	0.93023	0.34834	0.99302	-0.87832
8	0.59428	1.08304	-0.10115	0.95429	-0.61868
9	0.34013	1.05178	-0.48110	0.96003	0.15914
10	-0.09660	0.76776	0.57241	0.96477	-0.79284
11	-0.39104	0.86218	0.33668	0.91667	0.11348
12	-0.09422	1.15718	-0.07127	1.13154	0.22260

표 2.는 동조후의 파라미터값으로 학습횟수는 21회이고 학습이 끝났을 때의 평가오차 E는 3.06×10^{-4} 이었다. 그리고, 표 2.를 멤버십 함수의 형태로 표현하고, 정규화된 조향각을 실제값으로 변환시키면 표 3.과 같게된다.

표 3. 동정된 퍼지추론규칙

	Difference x1*600[mm]	Orientation x2*20[deg]	Steering Angle w[deg/sec]
1			24.872
2			24.719
3			5.759
4			-22.898
5			-14.339
6			17.967
7			-26.349
8			-18.560
9			4.774
10			-23.785
11			3.404
12			6.678

본 논문에서 사용된 신경회로망은 입력층에 7개, 중간층에 20개, 그리고 출력층에 1개의 노우드로 구성되어 있으며, 128개의 패턴 데이터를 약 8,200회의 반복학습을 통해 수렴하였다. 이때의 학습률은 0.295이다. 그림 8.은 반복횟수에 대한 신경회로망의 평가오차를 나타낸다.

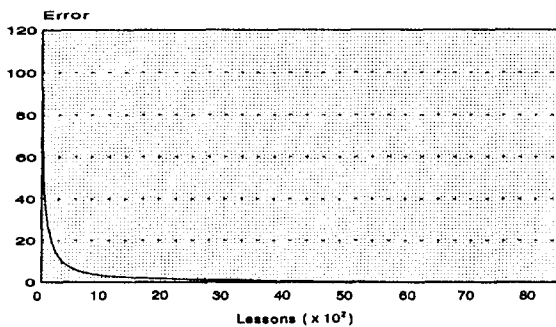


그림 8. 반복횟수에 대한 신경회로망의 평가오차

벽면주행 방식은 우측 벽면주행, 좌측 벽면주행, 그리고 중간 벽면주행으로 구분된다. 이동로봇의 실험 장소는 실내의 복도이고 복도의 폭은 2.3 m 정도이다. 본 논문에서 제안된 모델을 통해 제어된 이동로봇의 주행 궤적을 그림 9.와 그림 10.에 나타내었다. 장애물 회피를 위해 직경이 약

56 cm인 볼공을 장애물로 사용하였다. 이동로봇의 주행 속도는 400 mm/sec 이고, 샘플링 주기는 120 msec 이다. 그림에서 좌측 벽면주행과 우측 벽면주행시 이동로봇이 추적해야하는 기준선은 각각의 경우 벽면으로부터 700 mm 떨어진 가상의 직선으로 설정하였다. 그림을 보면 기준선을 따라 복도를 주행하는 도중에 장애물을 만나면 이를 회피한 다음 다시 기준선으로 복귀함을 볼 수 있다.

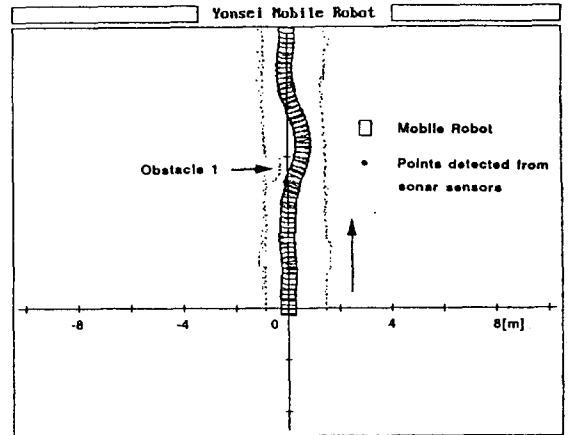


그림 9. 좌측 벽면주행 실험

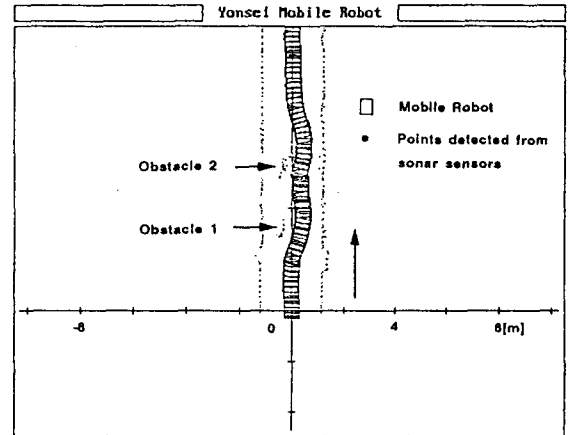


그림 10. 중간 벽면주행 실험

5. 결 론

본 논문에서는 자율 이동로봇의 주행에 필요한 기술 가운데 1) 벽면주행을 위한 최적의 퍼지제어규칙 생성, 2) 생성된 규칙의 파라미터 동조, 3) 장애물 회피를 위한 신경회로망 학습 기법에 관한 연구를 하였다. 주행에 필요한 동정용 데이터는 실험을 통하여 얻었으며 이동로봇 시스템에

서 실험한 결과를 보면 벽면주행에 이용한 퍼지제어규칙의 생성 및 파라미터 동조는 학습이 매우 빠르고 오차가 작아서 이동로봇의 수렴성이 좋음을 알 수 있었다. 그리고, 주행 경로상에 장애물이 나타나는 경우 장애물이나 벽면과의 충돌 없이 기준선으로 복귀함을 볼 수 있었다. 향후 과제는 초음파 센서와 다른 센서 방식을 결합하여 데이터의 신뢰성을 향상시키는 것이며 궁극적으로는 주행 구간만 입력하면 유연한 벽면주행이 이루어지는 자율형 이동로봇의 주행제어기를 설계하는 것이다.

6. 참고 문헌

- [1] Masaharu Takano, "Study on Mobile Robot Navigation Control by Internal and External Sensor Data with Ultrasonic Sensor", IEEE RSJ international Workshop on intelligent Robots and Systems, pp.456-463, Sep. 1989
- [2] T.Takagi, and M.Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control", IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-15, NO.1, pp 116-132, 1985
- [3] B.Everitte, Cluster Analysis, second Edition, pp 23-40, A Halsted Press, pp 24-40, 1980
- [4] H.Nomura and Wakami, "A Self-Tuning Method of Fuzzy Control by Descent Method", 4th IFSA'91, pp 155-159, 1991
- [5] H.Akahori, and S.Kondo, "Self-Tuning Method of Fuzzy Reasoning by Optimization technique and its Application to vehicle control", 5th Fuzzy System Symposium, pp.77-81, June, 1989
- [6] Shigeki Ishkawa, "A Method of Indoor Mobile Robot Navagation by Using Fuzzy Control", IEEE/RSJ International Workshop on Intelligent Robots and Systems, pp.1013-1018, 1991
- [7] H.S.Hwang, Y.H.Joo, K.B.Woo, "Identification of fuzzy Control Rules Utilizing Genetic Algorithms and Its Application to Mobile Robot", 2nd IFAC Workshop on Algorithms and Architectures for Real-Time control, pp.249-254, 31. Aug-2, Sep.1992
- [8] Y.H.Joo, K.B.Woo, S.K.Kim, "Intelligent Navigation Control of An Autonomous Mobile Robot", 1st IFAC International Workshop on INTELLIGENT AUTONOMOUS VEHICLES, United Kingdom, 18-21 April, 1993