

# 적용 퍼지 제어를 이용한 이동 로봇의 자율 주행에 관한 연구

°오준섭\* · 박진배\*\* · 최윤호\*

\* 경기대학교 전자공학과

\*\* 연세대학교 전기공학과

## A Study on the Autonomous Navigation of Mobile Robot using Adaptive Fuzzy Control

Joon Seop Oh\* · Jin Bae Park\*\* · Yoon Ho Choi\*

\* Department of Electronic Engineering, Kyonggi University

\*\* Department of Electrical Engineering, Yonsei University

E-mail : god@kuic.kyonggi.ac.kr

**Abstract** The objective of this paper is to design a adaptive fuzzy controller for autonomous navigation of mobile robot. The adaptive fuzzy controller has an advantage in data processing time and convergence speed. The basic idea of control is to induct membership function and fuzzy inference rules and to scale inducted membership function to suitable robot state. The adaptive fuzzy control method is applied to mobile robot and the simulation results show the effectiveness of our controller.

### 1. 서 론

산업계 여러 분야에서 자동화의 개념이 도입되면서 PD·PID 제어, 강인 제어, 적응 제어 그리고 지능 제어 등 여러 제어 이론들을 이용한 이동 로봇의 연구가 여러 가지 방면에서 활발히 진행되어 왔다.

본 논문에서는 이동 로봇의 자율 주행 제어를 위해 지능 제어의 관점에서의 퍼지 이론에 기초한 적응 퍼지 제어 기법을 제안한다. 기존의 퍼지 제어기는 퍼지 추론 규칙에서 불필요한 규칙으로 인하여 데이터 처리 시간이 길어지고 또한 고정된 입·출력 변수의 소속 함수로 인하여 제어 목적으로의 수렴이 느리다는 단점이 있다. 제안한 알고리즘은 이동 로봇의 자율 주행 제어를 위해 이동 로봇이 On-line 상태에서 현재의 이동 로봇 상태에 적합한 퍼지 추론 규칙 및 소속 함수를 Hong이 제안한 클러스터링(clustering) 방법[1]을 통하여 생성 보다 적은 퍼지 추론 규칙을 이용하여 빠른 처리 속도로 주행을 가능케 하며 생성된 소속 함수를 스케일링(scaling) 함으로써 제어기의 수렴을 빠르게 하는 것이다.

본 연구에서의 주행 실험시 주변 환경 인식을 위한 정보 습득은 초음파 센서를 이용하고, 벽면 추종 주행(Wall-Following Navigation)을 기본으로 한다. 그리고 제안한 적응 퍼지 제어기의 성능을 모의 실험을 통해 검증한다.

### 2. 적응 퍼지 제어기의 설계

2.1 클러스터링을 이용한 퍼지 추론 규칙 및 소속 함수의 유도  
본 논문에서는 학습 데이터 쌍을 이용한 클러스터링 방법을 통하여 제어 대상인 이동 로봇이 변화되는 환경에서 스스로 이동 로봇의 상태에 적합한 퍼지 추론 규칙 및 소속 함수를 유도하는 방법을 제안한다.

#### 2.1.1 학습 데이터의 획득

클러스터링 방법에 사용되는 전체적인 학습 데이터 쌍은 기존의 퍼지 제어기의 입·출력 변수의 소속 함수와 퍼지 추론 규칙 테이블에서 얻을 수 있다.

표 2.1 언어적인 변수를 수치 값으로 사상

		진행 방향 ( $\theta$ )				
		-60°	-30°	0°	30°	60°
거리	-60cm	60°	60°	30°	0°	-30°
	-30cm	60°	30°	30°	-0°	-30°
	0cm	60°	30°	0°	-30°	-60°
차속	30cm	30°	0°	-30°	-30°	-60°
	60cm	30°	0°	-30°	-60°	-60°

기존의 퍼지 제어기의 퍼지 추론 규칙 테이블에서 각각의 언어 변수를 수치적인 값으로 사상하면 표 2.1과 같고 이로부터 전체 데이터 쌍 25개를 구할 수 있다. 두 개의 입력 기준선과의 거리차와 진행 방향이 주어지면 각각을 기존의 퍼지 제어기의 입력 변수에 대한 소속 함수들의 영역에 사상하여 입력 값들을 포함하는 소속 함수들의 중심값을 구한 후 전체 데이터 쌍에서 구해진 중심값과 같은 데이터 쌍들을 선택한다.

2.1.2 클러스터링을 이용한 입·출력 변수의 소속 함수와 퍼지 추론 규칙의 농조

본 논문에서 제안한 학습 과정은 다음과 같이 5 단계로 나눌 수 있다.

(1) Cluster and fuzzify the output data

이 단계에서는 학습 데이터 쌍들의 출력값이 클러스터링 과정을 통하여 적당한 집단으로 되며, 출력값에 대한 소속 함수들이 그에 적합하게 유도된다. 이 과정은 학습 데이터 쌍을 오름차순으로 분류하고, 인접한 데이터 사이의 차이를 구하여 식 (2.1)과 같은 유사성을 구하며, 구해진 유사성의  $\alpha$ -cut 을 이용하여 데이터 쌍은 집단화되며, 각 집단에 대한 소속 함수가 유도된다. 소속 함수의 세 매개 변수는 식 (2.3), 식 (2.3) 그리고 식 (2.4)에 의해 구해진다.

$$s_i = \begin{cases} 1 - \frac{diff_i}{C * \sigma_s} & \text{for } diff_i \leq \sigma_s \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.1)$$

$$b_j = \frac{y_i * s_i + y_{i+1} * \frac{s_i + s_{i+1}}{2} + y_{i+2} * \frac{s_{i+1} + s_{i+2}}{2} + \dots}{s_i + \frac{s_i + s_{i+1}}{2} + \frac{s_{i+1} + s_{i+2}}{2} + \dots} \dots$$

$$\frac{+ y_{k-1} * \frac{s_{k-2} + s_{k-1}}{2} + y_k * s_{k-1}}{+ \frac{s_{k-2} + s_{k-1}}{2} + s_{k-1}} \quad (2.2)$$

$$a = b_j - \frac{b_j - y_i}{1 - \mu_j(y_i)} \quad (2.3)$$

$$c = b_j + \frac{y_k - b_j}{1 - \mu_j(y_k)} \quad (2.4)$$

여기서  $\mu_j(y_i) = \mu_j(y_k) = \min(s_i, s_{i+1}, \dots, s_{k-1})$ ,  $C$ 는 제어 매개 변수,  $diff_i = y_{i+1} - y_i$ ,  $\sigma_s$ 는  $diff_i$ 의 표준 편차이다. 두 개의 입력 변수 기준선과의 거리차는 120cm, 진행 방향은  $-25^\circ$  에 대해 유도된 출력 변수의 소속 함수는 그림 2.1과 같다.

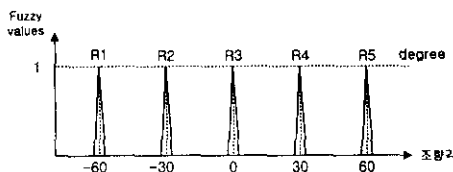


그림 2.1 생성된 출력 변수의 소속 함수

(2) Construct initial membership functions for input variables and the initial decision table

입력 변수들에 대한 초기 소속 함수를 할당하며, 이에 따라 출력 데이터들을 두 개의 입력 영역에 사상한다. 하나의 셀은 추론 규칙 테이블에서 입력 영역에 따른 출력 데이터들의 퍼지 관계의 위치로 정의된다.

(3) Simplify the initial decision table

이 단계에서는 필요 없는 즉, 비어 있는 셀들을 비어 있지 않은 셀들로 합병시킴으로써 초기 추론 규칙 테이블을 간략화한다. 이 과정을 통하여 출력 데이터들은 주위의 같은 집단의 데이터와는 같은 입력 영역에 속하며, 다른 집단에 속한 데이터와는 그들 사이의 입력 영역을 같은 넓이로 나누며 양분된다. 표 2.2는 간략화된 추론 규칙 테이블을 나타낸다.

표 2.2 간략화된 추론 규칙 테이블

거리 차 (dif)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1				R5									
2													
3							R4						
4													
5	R5												
6				R4									
7													
8							R3						
9										R2			R1
10													
11	R4												
12				R3									
13							R2						

진행방향( $\theta$ )

(4) Rebuild membership functions in the simplification process

이 단계에서는 전 단계의 합병 과정을 거친 결정표를 이용하여 입력 변수들에 대한 소속 함수를 다시 구성한다. 그림 2.2는 유도된 입력 변수들의 소속 함수이다.

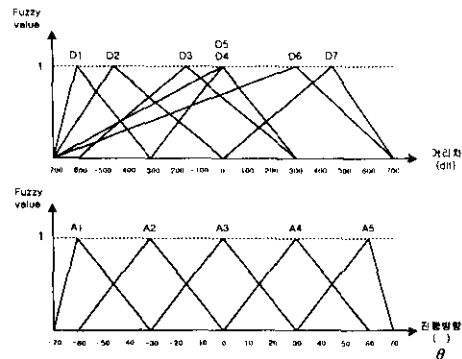


그림 2.2 생성된 입력 변수의 소속 함수

2.1.3 퍼지 추론 규칙의 유도

2.1.3 퍼지 추론 규칙의 유도

추론 규칙 테이블에서 셀 ( $cell(d_1, d_2, \dots, d_m) = R_i$ )은 식 (2.5)와 같은 규칙을 유도하는데 사용된다.

$$\begin{aligned} & \text{If } input_1 = d_1, \text{ input}_2 = d_2, \dots, \text{ and } input_m = d_m \\ & \text{Then } output = R_i \end{aligned} \quad (2.5)$$

2.2 수렴 속도 향상을 위한 스케일링 방법

스케일 척도(scale measurement)를 구하는 것은 또 하나의 퍼지 제어 시스템으로서 생각할 수 있다. 입력 변수 거리차를 받아 출력으로 스케일 척도를 구하는 것이다. 입력 변수의 소속 함수는 중심값이 각각 -600cm, -300cm, 0cm, 300cm, 600cm이며, 출력 변수는 0.001, 0.5, 0.99로 결정한다. 추론 규칙 테이블은 표 2.3과 같다.

표 2.3 소속 함수의 중심값

거리차	NB	NS	ZE	PS	PB
Scale Measurement	Small	Medium	Big	Medium	Small

그림 2.3은 거리차 120cm에 대하여 구해진 스케일 척도 0.4955에 대하여 스케일링한 소속 함수를 나타낸다.

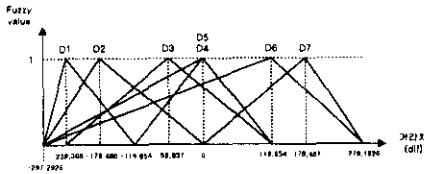


그림 2.3 스케일링 후의 입력 변수의 소속 함수

3. 적응 퍼지 제어 시스템

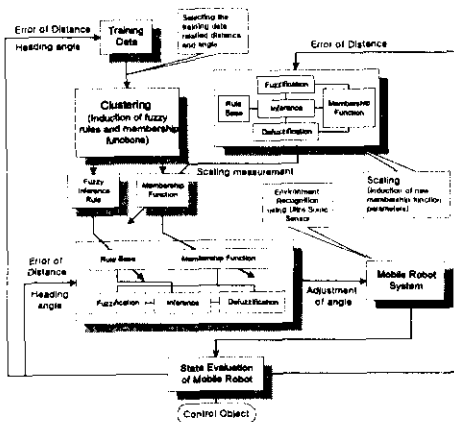


그림 3.1 적응 퍼지 제어 시스템의 블록 선도

그림 3.1은 본 논문에서 제안한 적응 제어 시스템의 전체 블록 선도를 나타낸다.

이동 로봇의 벽면 추종 주행은 다음과 같이 크게 7 단계로 나눌 수 있다.

- Step 1. 현재 이동 로봇과 기준선과의 거리차(dif)와 이동 로봇의 진행 방향( $\theta$ )을 계산한다.
- Step 2. 계산된 거리차(dif)와 진행 방향( $\theta$ )에 따른 학습 데이터 쌍(T)을 선택한다.
- Step 3. 선택된 학습 데이터 쌍(T)으로 클러스터링 과정을 통해 퍼지 추론 규칙 및 소속 함수(T)를 유도해낸다. 여기서, 선택된 학습 데이터 쌍(T)이 전 단계의 데이터 쌍(T-1)과 같으면 클러스터링 과정은 생략하고 퍼지 추론 규칙 및 소속 함수(T)는 전(T-1)과 동일하게 간주한다.
- Step 4. 계산된 거리차(dif)에 따른 스케일 척도(T)를 구한다.
- Step 5. 구해진 스케일 척도(T)에 따라 입력 변수 거리차(dif)의 소속 함수를 스케일링한다.
- Step 6. 단계 3과 단계 5에서 유도된 퍼지 추론 규칙 및 스케일링된 소속 함수를 이용하여 이동 로봇 현재의 상태에 적합한 다음 상태로의 조향각( $\Delta\theta$ )를 구한다.
- Step 7. 구해진 조향각( $\Delta\theta$ )에 따라 이동 로봇은 주행하게 된다.

4. 실험 결과 및 고찰

본 절의 모의 실험에서는 크게 3가지로 비교 분석하였다. 첫 번째는 기존의 퍼지 제어를 이용한 이동 로봇의 오른쪽 벽면 추종 주행, 두 번째는 기존의 퍼지 제어기에 본 논문에서 제안한 클러스터링 기법을 사용한 적응 퍼지 제어기에 의한 이동 로봇의 오른쪽 벽면 추종 주행 그리고 세 번째로는 클러스터링 기법과 스케일링 기법을 모두 사용한 적응 퍼지 제어기에 의한 이동 로봇의 오른쪽 벽면 추종 주행이다.

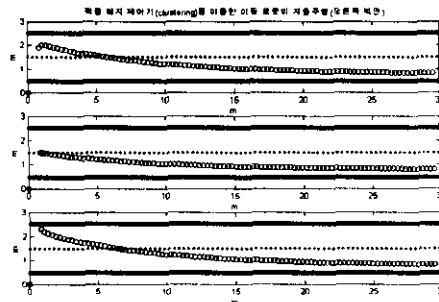


그림 4.1 적응 퍼지 제어기(clustering)에 의한 오른쪽 벽면 주행

그림 4.1은 기존의 퍼지 제어기에 본 논문에서 제안한 클러스터링 기법을 추가한 후의 이동 로봇의 오른쪽 벽면 추종 주행의 결과를 나타낸다. 그림 4.1의 결과로부터, 클러스터링 기법만을 사용한 적응 퍼지 제어기에 의한 이동 로봇의 벽면

추종 주행은 제어 목적인 벽면 30cm에 안정적으로 수렴함을 알 수 있다. 그러나 수렴 속도는 기존의 퍼지 제어기에 비해 조금 떨어진다. 3가지 경우 결과가 조금 다른 것은 초기 진행 방향에 영향을 기인한다고 추측할 수 있다.

그림 4.2은 기존의 퍼지 제어기에 클러스터링 기법과 스케일링 기법을 사용한 퍼지 제어기에 의한 이동 로봇의 벽면 추종 주행의 결과를 나타낸다. 그림 4.2의 결과로부터, 클러스터링 기법과 스케일링 기법을 모두 사용한 적응 퍼지 제어기에 의한 이동 로봇의 벽면 추종 주행은 앞의 두 가지의 경우에 비해 훨씬 빠른 수렴성을 가짐을 알 수 있다. 단지 5m정도 이상, 다시 말해 10번 이상 주행하면 제어 목적인 벽면 30cm에 안정적으로 수렴함을 알 수 있다.

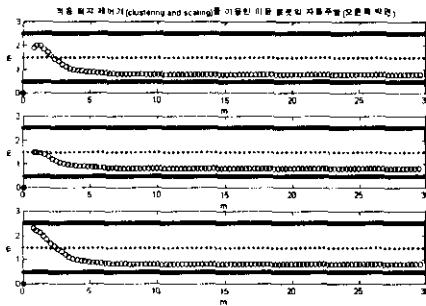


그림 4.2 적응 퍼지 제어기를 이용한 오른쪽 벽면 주행

표 4.1은 각각의 3가지의 주행 실험에 대한 평균 오차를 나타낸다.

표 4.1 주행 실험의 평균 오차

		기존의 퍼지 제어기	적용 퍼지 제어기 (clustering)	적용 퍼지 제어기 (clustering and scaling)
이동 로봇의 시작상태	100cm, 200cm, 30°	0.2493m	0.3547m	0.0953m
	100cm, 150cm, 9°	0.1359m	0.1923m	0.0564m
	100cm, 220cm, -30°	0.2905m	0.3885m	0.1135m

평균 오차를 보면 기존의 퍼지 제어기에 비해 클러스터링 기법을 사용한 적응 퍼지 제어기가 평균 오차가 더 크울 알 수 있다. 그만큼 기준선으로의 수렴 속도가 느리다는 것을 말하는 것이다. 반면에 클러스터링 기법과 스케일링 기법을 모두 사용한 적응 퍼지 제어기의 평균 오차는 앞의 두 경우에 비해 월등히 작다는 것을 확인할 수 있다. 다시 말해서 스케일링 기법은 수렴속도를 향상시키는 점에서는 월등함을 알 수 있다.

표 4.2은 각각의 3가지 실험에 대한 시뮬레이션 동안 데이터 처리 시간을 나타낸다. 각각의 3가지의 시뮬레이션 동안의 데이터 처리 속도를 비교해 보면, 기존의 퍼지 제어기는 퍼지 추론 시간이 전체 시간의 64%를 차지할 만큼 많은 시간을 요구

한다. 반면에 클러스터링 기법을 통해 퍼지 추론 규칙을 줄이고, 간략화 한 비퍼지화 방법을 사용한 적응 퍼지 제어기의 시뮬레이션 시간은 많은 시간이 주행시에 소요되며 퍼지 추론 과정에서는 많은 시간을 요하지 않다는 것을 알 수 있다.

표 4.2 시뮬레이션 동안 데이터 처리 시간

		기존의 퍼지 제어기	적용 퍼지 제어기 (clustering)	적용 퍼지 제어기 (clustering and scaling)
데이터 처리 시간	주행 시간(%)	28%	61%	65%
	퍼지 추론 시간(%)	64%	16%	22%
	그외의 시간 (graphic 등등)(%)	8%	23%	13%
	전체 시간(seconds)	72.54 seconds	15.2 seconds	20.72 seconds

클러스터링 기법만을 사용한 적응 퍼지 제어기와 클러스터링 기법과 스케일링 기법을 모두 사용한 적응 퍼지 제어기의 데이터 처리 속도를 비교해 보면 후자가 또 하나의 퍼지 제어기인 스케일링 부분에서 전자보다 조금 더 시간이 소요 될 뿐 큰 차이가 나지 않음을 알 수 있었다. 따라서 클러스터링 기법은 퍼지 추론 규칙을 줄임으로써 데이터 처리 속도를 향상시키는 것을 확인할 수 있다.

### 5. 결론

본 논문에서는 이동 로봇의 자율 주행을 위해 이동 로봇의 현재 상태에 적합한 데이터 쌍들을 주행시 얻어 퍼지 제어기의 소속 함수 및 퍼지 추론 규칙을 클러스터링 방법을 통해 유도하고, 유도된 소속 함수를 스케일링 방법을 통해 빠르게 수렴을 할 수 있는 적응 퍼지 제어기를 설계하였다. 설계된 적응 퍼지 제어기의 성능은 시뮬레이션을 통하여 검증한 결과 기존의 퍼지 제어기에 비해 데이터 처리 속도는 약 5배 이상 빠른 처리를 함을 알 수 있었고, 아울러 빠른 수렴성을 가짐을 확인할 수 있었다.

향후에는 설계된 적응 퍼지 제어기를 실제 이동 로봇에 적용하여 주행 실험을 통한 확실한 검증이 필요할 것이며, 또한 이동 로봇이 아닌 다른 모델에도 적용 가능한지에 관한 연구가 필요하다.

### 6. 참고 문헌

[1] T. P. Hong, and C. Y. Lee, "Induction of Fuzzy Rules and Membership Functions from Training Examples", Fuzzy Sets and Systems, vol. 84, pp. 33-47, 1995  
 [2] R.L. Madarasz, L.C. Heiny, R.F. Crompt, and N.M. Mazur, "The Design of an Autonomous Vehicle for the Disabled", IEEE Jour. of Robotics and Automation, vol. RA-2, No.3 pp. 117-126, 1986