

추론 이론과 퍼지 이론 결합에 의한 자율 이동 로봇의  
지도 구축 및 안전한 네비게이션에 관한 연구

김영철 조성배 오상록\* 유법제\*  
연세대학교 컴퓨터과학과 \*한국과학기술연구원 생체모방제어시스템 연구실

A Study on The Automatic Map Building and Reliable Navigation of Combining  
Fuzzy Logic and Inference Theory

Young-Chul Kim, Sung-Bae Cho, Sang-Rok Oh\* and Bum-Jae You\*  
Dept. of Computer Science, Yonsei Univ., \*Bio-mimetic Control System Lab., KIST

**Abstract** - 이 논문에서는 이동 로봇을 위하여 퍼지 이론과 Dempster-Shafer 이론을 이용한 불확실한 환경에서의 센서기반 네비게이션 방법을 제안한다. 제안된 제어기는 장애물 회피 동작과 목적지 찾기 동작을 위한 2개의 행동 모듈로 구성되어 있다. 2개의 행동 모듈은 각각 퍼지 이론으로 학습되었고, 적절한 행동 선택 방법으로 선택되게끔 하였다. 견고한 퍼지 제어기를 가진 로봇이 실험 환경내에서 안전하게 움직이기 위하여 자동으로 지도를 구축(Map Building) 하도록 하였다. 이 실험에서 구성된 맵은 평면상의 격자를 중심으로 작성되었고 로봇의 센서에서 읽어들이는 센서 값은 D-S 추론 이론을 이용하여 기존의 맵과 혼합되어진다. 즉, 로봇이 움직일 때 마다 실험 환경내에서 새로운 정보를 읽어 들이고, 그 정보로 인하여 기존의 지도가 새로운 지도로 갱신되는 것이다. 이러한 작업을 거치면서 로봇은 장애물과 충돌없이 배회하는 것 뿐 아니라 설정된 목적지까지도 쉽게 찾아갈 수가 있다. 실험에 대한 안정성과 확신을 검증 받기 위하여 실제 로봇에 적용하기보다는 먼저 이동 로봇의 시뮬레이션으로 실험 해 보고자 한다.

할을 하게 된다.

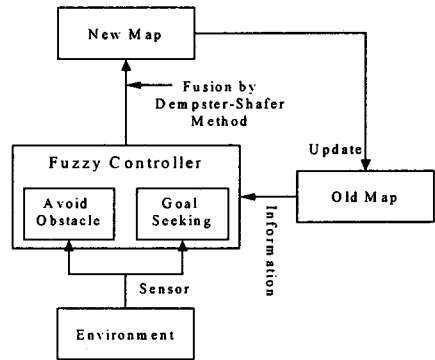


그림 1. 전체 시스템 개략도

그림 1은 이 논문에서 제안된 시스템의 전체 개략도를 보여주며, 중앙에 2개의 행동모듈을 가지고 있는 퍼지 컨트롤러를 볼 수 있다.

1. 서 론

지도 구축에 관한 연구로 크게 점유 기반(Occupancy based) 지도 구축[1]과 표식 인지 및 추적(Beacon recognition & tracking) 방법[2]을 들 수 있다. 두 가지 방법은 상호 배타적 관계였지만 사실상 서로의 단점을 보완하기도 한다.

로봇의 경로 탐색 기법은 자율 이동 로봇의 네비게이션 구현에서 가장 중요한 분야로 다음과 같이 두 부분으로 나누어 질 수 있다. 하나는 전역 경로 계획(Global path planning)으로 전반적인 환경에 대한 정보를 가지고 있는 것이고, 다른 하나는 국소 경로 계획(Local path planning)으로 센서 값에 의존하여, 바로 앞에 있는 장애물의 크기나 위치 등을 구별하여 불확실한 주변환경에서 보다 안전하게 경로를 탐색하게 해주는 것이다.

전역 경로 계획으로는 특징적인 공간 탐색 기법[3]과, 포텐셜 필드 기법, 일반화한 보로노이 다이어그램, 그리고 그래프 탐색기법 등이 있다. 국소 경로 계획은 초음파 센서나 영상, 레이저 센서들로부터 입력되는 값을 이용하는 방법으로 Brooks[4]는 실험 환경 내에 로봇을 쫓는 힘과 끌어당기는 힘의 개념을 도입하여 초음파 센서를 장착한 로봇이 장애물을 피해 가는 연구를 하였고, Borenstein과 Koren은 가상 힘의 공간내에서 Brooks 연구의 제약점을 극복한 빠른 속도로 움직이는 로봇의 연구를 하기도 하였다.

이 논문에서는 Dempster-Shafer 이론을 이용한 맵 구축에 관한 문제와 이로 인한 장애물과의 충돌 없이, 목적지를 찾아가는 연구를 수행하였다. 이 작업을 위하여 우선 우리는 견고하고 안정한 퍼지 컨트롤러를 개발하여야 하는데 이 컨트롤러는 로봇을 안전하게 움직이는 역

2. 퍼지 제어를 이용한 이동 로봇

기본적으로, 퍼지 모델을 구성하는 설계과정은 다음과 같은 경로를 따른다.

- (A) 입출력 변수의 퍼지화
- (B) 룰 베이스 구축
- (C) 추론 과정
- (D) 출력 변수의 디 퍼지화 과정

(A)와 (C)의 작업은 퍼지 시스템의 구조를 정의하는데 관련된 작업이고, 작업 (D)는 시스템의 변수들을 조정하는데 필요한 부분이다. 비록 전문가의 경험적 지식이 모델을 표현하는데 사용되지만, 시스템의 부정확성과 불일치요소를 제거하기 위하여 많은 시행착오를 거치는 조정단계가 필요하다.

입력 변수는 각 센서와 장애물과의 거리  $d_i$  ( $i=1,2,\dots,5$ ), 로봇에 대해 장애물이 놓인 방향  $\varphi$ , 그리고 로봇과 목적지까지의 각도  $\psi$  로 이루어져 있으며, 출력 변수는 로봇이 다음 단계에서 움직여야할 방향(각도)  $\theta$  이다.

로봇의 제어는 단위시간에 일정 거리만큼 로봇이 진행한다는 전체 조건으로 다음 단계에서 로봇이 움직여야 할 각도만 고려하였다. 장애물의 좌표가  $(x_{oi}, y_{oi})$  라고 할 때 장애물의 좌표는 다음과 같이 계산된다.

$$(x_{oi} = j * R * \cos(sT_i) + x_c, y_{oi} = j * R * \sin(sT_i) + y_c)$$

### 3. 지도 구축

$i$  는 센서의 번호,  $j$  는 각 센서의 range,  $R$  은 로봇의 직경,  $sT_i$  는 각 센서의 위치,  $(x_c, y_c)$  는 로봇의 중심 좌표이다. 입력 변수중 각 센서와 장애물 사이의 거리  $d_i$  는

$$d_i = \|X_{oi} - X_c\|, (i=1, 2, \dots, 5)$$

와 같이 계산 가능하고, 장애물의 좌표는  $X_{oi} = (x_{oi}, y_{oi})$  이다. 로봇의 정면 중심과 목적지 까지의 각도  $\psi$  는 다음 식과 같이 좀더 복잡하게 계산된다. 우선 로봇의 중심과 목적지와의 가상 선분의 기울기를  $G$  라하면

$$G = (y_g - y_c) / (x_g - x_c) \text{ 가 되고}$$

- i)  $G > 0$  이고                      ii)  $G \leq 0$
- 1)  $x_g > x_c$  일 때                      1)  $x_g > x_c$  일 때  
 $\psi = \tan^{-1}(G)$                                $\psi = 2\pi - \tan^{-1}(-G)$
- 2)  $x_g \leq x_c$  일 때                      2)  $x_g \leq x_c$  일 때  
 $\psi = \tan^{-1}(G) + \pi$                            $\psi = \pi - \tan^{-1}(-G)$
- 로 계산되어진다.

입력 변수  $d_i, \varphi, \psi$  와 출력 변수  $\theta$  에 대한 언어적 퍼지 집합에 대한 의미는 다음과 같다.

- VN : very nearest                      NR : near  
 FR : far                                      NB : negative big  
 NM : negative medium                      NS : negative small  
 ZZ : zero                                      PS : positive small  
 PH : positive medium                      PB : positive big

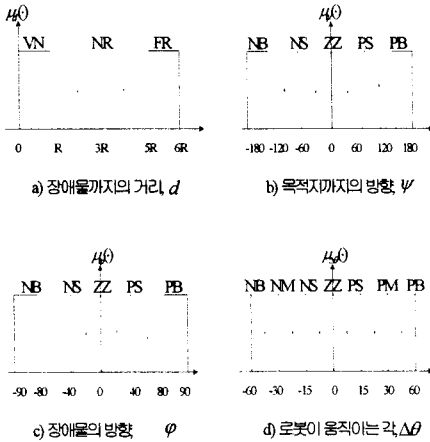


그림 2. 퍼지 입력력 변수들의 멤버십 함수

멤버십 함수의 출력값은 0 에서 1까지로 이는 멤버십 함수의 확률적 기대 값을 의미하는 것이 아니라 해당 퍼지 집합에 속할 정도를 나타낸다. 각 입력력 변수에 대한 퍼지 멤버십 함수의 모양은 그림 2와 같고, 이 논문에서 사용된 규칙 베이스(Rule base)는 그림 3과 같다.

	NB	NS	ZZ	PS	PB
NB	NB	NB	NB	NB	NB
NS	NB	NB	NM	NM	NM
ZZ	ZZ	ZZ	NS	ZZ	ZZ
PS	PM	PM	PM	ZZ	PS
PB	PB	PB	PB	PB	PB

그림 3. 규칙 베이스. X 축은 로봇과 장애물 사이의 거리, Y 축은 로봇과 목적지와의 방향

Dempster-Shafer 이론은 Frame of discernment (FOD), Basic probability assignment (bpa), Belief (Bel), 그리고 Plausibility (Pls) 등의 함수와 여기에 Dempster 규칙의 조합으로 이루어진다. FOD는  $\theta$  기호로 나타내며, 상호 배타적인 사건의 유한 집합으로 이루어진다.  $\Psi$  를  $\theta$  의 모든 부분집합이라 할 때 Basic probability assignment (bpa)는 다음과 같은 함수식  $m$  으로 나타내고 그 값은  $m: \Psi \rightarrow [0, 1]$  이며  $\theta$  의 멱집합은  $\Psi = 2^\theta$  으로 나타낸다. 그리고 함수  $m$  은 다음 식을 만족한다.

$$\sum_{A \subseteq \Psi} m(A) = 1, m(\emptyset) = 0$$

여기서 변수  $A$  에 대한 Basic probability assignment  $m(A)$  는 정확하게  $A$  에 일치하는 믿음(Belief)의 정도를 의미한다. 그리고  $A$  에 대한 전체 Evidence는  $A$  의 부분 집합에 대한 각각의 Basic probability assignment 를 합한 것으로 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$Bel(A) = \sum_{\Psi \ni B \subseteq A} m(B)$$

함수  $Bel: \Psi \rightarrow [0, 1]$  은  $A$  를 어느 정도의 믿음(Belief)이 있나 여부를 나타내는 함수로 다음 식과 같은 특성을 가지고 있다.

$$Bel(\emptyset) = 0, Bel(A) + Bel(\neg A) \leq 1$$

$$Bel(\theta) = 1, Bel(A) \leq Bel(B) \text{ if } A \subseteq B$$

$$Bel(A \cap B) = \min(Bel(A), Bel(B))$$

$A$  에 대한 Plausibility는  $Pls: \Psi \rightarrow [0, 1]$ 로 정의되며, 그 값은 자기 자신의 부정  $\neg A$ 를 전체 확률 1에서 빼준 값으로 구할 수 있으며 식으로는 다음과 같다.

$$Pls(A) = 1 - Bel(\neg A) = 1 - \sum_{B \in \Psi, B \cap A = \emptyset} m(B)$$

$$Pls(A) - Bel(A) \geq 0$$

$$Pls(A \cup B) = \max(Pls(A), Pls(B))$$

이상과 같은 조건하에서 Dempster의 규칙을 적용하면 다음과 같은 식을 최종적으로 얻을 수 있다.

$$m_1 \oplus m_2(A) = \frac{\sum_{\Psi \ni B, C \in \Psi, B \cap C = A} m_1(B)m_2(C)}{1 - \sum_{\Psi \ni B, C \in \Psi, B \cap C = \emptyset} m_1(B)m_2(C)}$$

$$m_1 \oplus m_2(\emptyset) = 0$$

여기서  $Bel$  과  $Pls$  는 종종 확률의 최대 및 최소 값으로 여겨진다. 즉  $Pls(A)$  값과  $Bel(A)$  사이에  $A$  와  $\neg A$  두 가정 모두 참일 확률이 존재하는 것이다.

Dempster-Shafer 이론을 이용하여 실제 이번 논문에서 응용한 부분은 다음과 같다. 이 실험에서는 전체 지도에 대한 지식을 로봇이 파악하기 위하여 실험 환경을 가로 940여 개, 세로 680여 개의 격자로 나누어, 로봇이 실험환경을 배회하면서 센서로부터 입력받은 정보를 이용, 전체 지도 정보를 갱신하도록 하였다. 이 과정을 구체적으로 살펴보면 모든 격자에 대한 상태 정보는 장애물이 없을 경우(Empty)와 그렇지 않은 경우(Full)로 나뉘게 되고 이것을 기호  $\theta$ 를 사용하여 유한 집합인 FOD (Frame Of Discernment)로 나타내면  $\theta = \{E, F\}$ 가 된다. 여기서  $E$ 와  $F$ 는 cell이 Empty 혹은 Full일 확률적 값을 나타낸다. 이것을 멱집합(Power Set) 형태로 다음과 같이  $\Lambda = 2^\theta = \{\emptyset, E, F, \{E, F\}\}$  이 표현 할 수 있다. 그리고 여기서  $i, j$ 로 나타낼 수 있는 각 격자에 대해서 아래와 같은 식을 알 수가 있다.

$$\sum_{A \subseteq \Lambda} m_{i,j}(A) = m_{i,j}(\emptyset) + m_{i,j}(E) + m_{i,j}(F) + m_{i,j}(\{E, F\}) = 1$$

$$m_{i,j}(\emptyset) = 0$$

$m_{i,j}(E) = m_{i,j}(F) = 0$ ,  $m_{i,j}((E, F)) = 1$  로 초기 값이 설정되고, 이 정보로부터 이동로봇이 주변환경에 대한 센서 값을 바탕으로 값을 변화 시켜 지도 정보를 갱신하는 것이다.

Dempster-Shafer 이론을 도입하면 지도 정보 갱신을 위하여 다음과 같이 최종적으로 두 개의 수식을 얻을 수 있다.

$$m_M \oplus m_S(E) = \frac{m_M(E)m_S(E) + m_M(E)m_S((E, F)) + m_M((E, F))m_S(E)}{1 - m_M(E)m_S(F) - m_M(F)m_S(E)}$$

$$m_M \oplus m_S(F) = \frac{m_M(F)m_S(F) + m_M(F)m_S((E, F)) + m_M((E, F))m_S(F)}{1 - m_M(E)m_S(F) - m_M(F)m_S(E)}$$

여기서 S는 센서로부터 얻은 정보를 확률적으로 나타내기 위한 첨자이고, M은 이전까지 알고있던 지도에 대한 각 격자의 확률적 정보를 의미한다. 수식에서 보듯이 이전의 지도 정보와 센서로부터 얻은 정보가 각각 Empty와 Full에 대한 확률적 값으로 계산되고, 이 논문에서는 둘 중의 큰 값이 각 격자의 현 상태 대표 값으로 결정되는 방법을 도입하였다.

#### 4. 실험 결과

그림 4는 초기 이동로봇의 시작위치와 장애물이 놓인 상태를 보여준다. 좌측 하단의 작은 원이 로봇의 위치이다. 그림 5는 이동 로봇이 주변 환경에 대한 정보가 없기 때문에 많은 시간과 노력을 들이고 나서야 간신히 목적지에 도착하는 모습을 보여준다. 그림 6에서는 이동로봇이 장애물과 충돌 없이 배회하면서 센서로부터 입력 값을 받아들임과 동시에, 기존의 지도 정보를 갱신하고 있다. 여기서 작은 물체의 장애물도 잘 피해나가는 것을 볼 수 있다.

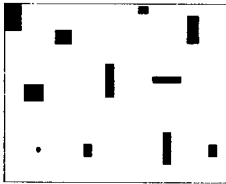


그림 4. 이동로봇의 시작 위치와 초기 장애물

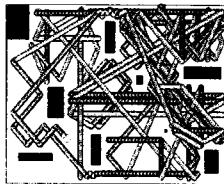


그림 5. 맵에 대한 정보가 없는 로봇의 목적지 찾기

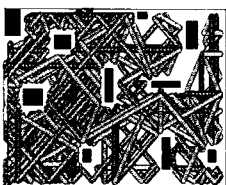


그림 6. 장애물 회피 및 새로운 맵 정보 갱신

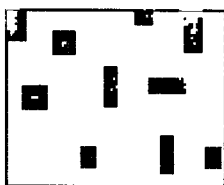
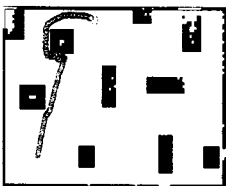
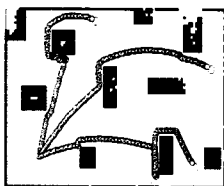


그림 7. 이동로봇이 최종 인식한 전체 실험 환경



(a) 가까운 목적지 찾아가기



(b) 중간거리 목적지 찾아가기

그림 8. 다양한 거리의 목적지 찾아가기

그림 7은 최종 인식된 지도로 초기의 장애물 위치 및 크기와 거의 비슷한 내용을 보여준다. 장애물 중 비교적 크기가 큰 것은 중간색으로 되어있는데, 이는 로봇의 센서 반경을 벗어나 미처 인식하지 못한 영역으로, 실제 로봇의 동작에는 아무런 문제가 되지 않는다. 그림 8의 (a), (b)는 최종적으로 얻어진 지도 정보로 이동로봇이 가까운 곳에 위치한 목적지뿐만 아니라 멀리 떨어진 곳까지 이동하는 것을 보여준다. 그림 8의 (a), (b)에서 장애물의 외곽 선과 이동로봇의 이동 경로가 다소 충돌한 것처럼 보이는데, 이것은 로봇이 인식한 지도에서의 장애물 크기가 실제 환경에서의 장애물 크기보다 크기 때문에, 실제 환경에서는 충돌 없이 이동하게 된다.

#### 4. 결론 및 향후 연구

이 논문에서는 Dempster-Shafer 이론을 이용한 전체 지도 인식과 퍼지 이론을 이용한 장애물 회피 및 목적지 찾아가기에 관한 연구를 하였다. 전체 지도 인식을 위하여 실험 환경 내에서 자유롭게 움직일 수 있게 퍼지 규칙을 이용한 배회 행동을 먼저 구현한 뒤 이로부터 센서 값을 이용하여 주변환경을 인식하는 실험을 하였는데 제안된 시스템은 두 가지의 행동, 즉 장애물 회피와 목적지 찾기로 구성되어있다.

퍼지 규칙을 두 개로 분류해 각각 장애물 피해가기와 목적지 찾아가는 작업을 위하여 학습시켰다. 초기의 퍼지 규칙에 의해 움직인 로봇은 장애물과 자주 충돌하였고, 목적지와는 정 반대로 움직이기도 하였다. 그러나 실험을 통하여 불필요한 규칙의 제거와 반영되지 않은 새로운 규칙의 추가 및 증폭되는 규칙의 단일화 과정을 통하여 로봇은 점점 의도대로 움직이기 시작하였다.

향후 연구로는 실험자의 경험이나 지식 같은 인간의 기준에 의해 설정되는 퍼지 규칙 대신 로봇 스스로 규칙을 생성하는 방법이 필요하다. 즉 진화하는 퍼지 규칙 생성 시스템을 연구해 사람이 모든 지식을 완벽하게 입력하지 않더라도 로봇 스스로 학습하고 진화되도록 만들고자 한다.

#### (참 고 문 헌)

- [1] A. Elfes, "Sonar-based real-world mapping and navigation," *IEEE Trans. Robot. & Auto.*, vol. RA3, pp. 249-265, 1987.
- [2] B. Barshan and R. Kuc, "Differentiating sonar reactions from corners and planes by employing an intelligent sensor," *IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intell.*, vol. 12, pp. 560-569, 1990.
- [3] T. Lozano-perez and M.A. Wesley, "An algorithm for planning collision-free paths among the polyhedral obstacles," *Comm. of the ACM*, vol. 22, no. 10, 560-570, Oct. 1979.
- [4] R.A. Brooks, "A robust layered control system for a mobile robot," *IEEE Trans. Robot. & Auto.*, vol. RA-2, no. 1, pp. 14-23, 1986.
- [5] G. Oriolo and M. Vendittelli, "Real-time map building and navigation for autonomous robots in unknown environments," *IEEE Trans. Systems, Man and Cyber., Part B*, vol. 28, no. 3, pp. 316-333, 1998.
- [6] J. A. Castellanos, J. M. M. Montiel, J. Neira, J. D. Tardos, "The SPMAP: a probabilistic framework for simultaneous localization and map building," *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, Volume:15, Issue: 5, pp. 948-952, 1999.