

예측 지역 목표와 분산 퍼지 제어를 이용한 미지 환경에서의 센서 기반 경로 계획 및 장애물 회피

Sensor Based Path Planning and Obstacle Avoidance Using Predictive Local Target and Distributed Fuzzy Control in Unknown Environments

곽 환 주*, 박 귀 태**

Hwan-Joo Kwak*, Gwi-Tae Park**

Abstract

For the autonomous movement, the optimal path planning connecting between current and target positions is essential, and the optimal path of mobile robot means obstacle-free and the shortest length path to a target position. Many actual mobile robots should move without any information of surrounded obstacles. Thus, this paper suggests new methods of path planning and obstacle avoidance, suitable in unknown environments. This method of path planning always tracks the local target expected as the optimal one, and the result of continuous tracking becomes the first generated moving path. This path, however, do not regard the collision with obstacles. Thus, this paper suggests a new method of obstacle avoidance resembled with the Potential Field method. Finally, a simulation confirms the performance and correctness of the path planning and obstacle avoidance, suggested in this paper.

요 약

로봇의 자율적 이동을 위해서는 현재지점에서부터 목표지점까지를 연결하는 최적 경로의 계획이 필수적이다. 그리고 이동 로봇의 최적 경로는 장애물과의 충돌 없이 목표물까지 최단 이동 거리로 이동 할 수 있도록 하는 경로를 뜻한다. 실제 많은 이동 로봇은 주위 장애물에 대한 정보 없이, 미지의 환경에서도 자율적 이동이 가능해야 한다. 이에, 본 논문에서는 미지 환경에 적합한 새로운 형태의 경로 계획 및 장애물 회피 방법을 제안한다. 이 경로 계획 방법은 매 순간 최적이라 예측되는 지역적 목표를 지정하여 추적하며, 이러한 추적의 연속들의 결과가 로봇의 1차적 이동 경로가 된다. 하지만 이 경로는 장애물과의 충돌이 배제된 경로이다. 이에, 본 논문에서는 Potential Field 방법을 모방한 새로운 방법의 장애물 회피 방법을 제안한다. 그리고 위의 본 논문에서 제안한 경로 계획과 장애물 회피 방법의 성능 및 정확성을 모의실험을 통해 검증한다.

Key words : Path planning, Obstacle avoidance, Mobile robot, Fuzzy control, Unknown environments

1. 서론

시스템의 자동화에 관한 연구는 지속적으로 많은

관심을 받고 있는 분야이다. 최근 로봇 분야의 대표적인 자동화에 관한 연구로는 이동 로봇의 자율적 주행 능력에 대한 연구가 있다. 로봇이 다양한 환경에서 자율적으로 활동 할 수 있기 위해서는 로봇의 이동 능력 확보가 필수적이다. 이에 본 연구에서는 이동 로봇의 자율적 주행을 위한 필수적 요소 중 하나인 이동 경로 계획 및 장애물 회피에 관한 내용을 연구 주제로 한다.

대부분의 실제 이동 로봇들은 자신이 활동하는 주

* 高麗大學校 電子電氣工學部

(School of Electrical Engineering, Korea University)

★ 교신저자 (Corresponding author)

接受日:2009年 5月 29日, 修正完了日: 2009年 6月 24日

위 환경의 정보를 충분히 가질 수 없다. 이동 로봇의 미지 환경(Unknown Environments)에서의 주위 환경 인식은 대부분 로봇에 장착된 센서로부터의 정보만을 통해 이루어진다. 또한, 로봇이 넓은 지역의 정밀하며 자세한 환경 정보를 가지기 위해서는 충분히 큰 용량의 기억 장치를 필요로 하며, 이러한 정보는 활동 환경이 변할 때마다 실시간으로 갱신되어야만 한다. 하지만 대부분의 이동 로봇들은 다른 로봇들 또는 사람들과 생활공간을 공유해야 하기 때문에 주위 환경이 항상 유동적으로 변할 수밖에 없고, 그로인해 실제 로봇의 주위 환경 인식 및 동작 결정은 높은 계산 성능과 시간을 필요로 한다. 결국 이동 로봇의 실용적이며 효율적인 동작을 위해서는 미지 환경에 보다 적합한 경로 계획 및 장애물 회피 방법의 연구가 절실하며, 본 연구에서는 그 해결책으로서 센서정보에 기반 한 새로운 방식의 경로 계획 및 장애물 회피 방법을 제안 한다.

1. 경로 계획

최근까지도 이동 로봇의 경로 계획을 위한 다양한 방법이 계속적으로 연구되고 있다. 대표적인 경로 계획 방법에는 Roadmaps, Cell Decomposition, Potential Field 방식 등이 있으며 [1], 이들은 주어진 환경에서의 로봇 이동에 다양하게 적용되고 있다. 하지만 이러한 기존의 경로 계획 방법들은 미지의 환경이나 동적으로 변하는 환경에서의 적용에는 많은 어려움을 가지고 있다 [2], [3]. 기본적으로 주위 환경 정보를 정확하고도 자세히 알고 있다는 가정에서 개발된 방법들이기 때문에 알고 있던 정보가 실제 환경과 많이 다르거나 다소 유동적으로 변했을 경우, 이 상황에 대한 대처 방안이 필요하다. 또한 기존의 방법들은 대부분 경로 계획에 많은 계산 시간을 필요로 하기 때문에 갑작스런 환경의 변화에 대한 대응이 늦을 수밖에 없다. 이러한 이유로 미지 환경에서의 이동 로봇의 활용을 위해서는 센서정보에 기반을 둔 지역 경로 계획의 연구가 필요하다.

전체적인 환경 정보를 알 수 없는 상황에서의 경로 계획은 센서정보를 통한 지역적 주위 환경 정보만을 바탕으로 이루어 질 수밖에 없다. 그리고 최근까지 이러한 제한적인 정보만을 바탕으로 로봇이 최대한 효율적으로 목표지점까지 이동할 수 있게 하기 위한 여러 경로 계획 방법들이 제안되었다 [4], [5]. 이러한 미지 환경에서의 경로 계획들은 최대한 회전을 적게 하며 장애물과 최대한 멀리 떨어져서 이동하기 위해 자신들만의 성능평가기준을 마련하여 최적의 이동 경로를 얻고자 한다. 그리고 이러한 최적의 성능을 보이는 경로의 선택을 위해 퍼지 로직을 사용하거나 최

적화를 위한 각 변수간의 성능 비율을 조정하기도 한다. 하지만 이렇게 사용되는 성능평가기준이 최적이며, 급변하고 다양한 주위 환경에서도 적합한지 알 수 없다. 이에 본 논문에서는 기존의 센서를 통한 미지 환경에서의 경로 계획 방법과는 다른 보다 합리적이고 최적화된 센서 기반의 예측 지역 목표 지정을 통한 경로 계획 방법을 제안하고자 한다.

2. 장애물 회피

이동로봇이 장애물과의 충돌 없이 안전하게 이동하기 위해서는 장애물 회피 기능이 필수적이다. Potential Field, Voronoi Diagram, Cell Decomposition과 같은 방법들은 경로 계획 과정에서 장애물과의 충돌을 최소화 하도록 고려되어지기 때문에 별도 장애물 회피 기능의 필요성이 낮다. 하지만 목표지점까지의 최단 경로의 생성을 목표로 하는 경로 계획의 경우 장애물 회피를 위한 경로 수정 기법이 고려되어야 한다. 본 논문에서 제안하고자 하는 경로 계획 방법 역시 최단 경로 생성을 목표로 하고 있기 때문에 장애물 회피 기능이 중요하며 필수적인 역할을 한다.

이동로봇 분야에서 주위 환경에 대한 센서정보만을 통한 장애물 회피는 여전히 해결하기 어렵고 복잡한 문제로 남아있다. 그리고 이렇게 어렵고 복잡한 문제에 쉽게 적용되며 좋은 성능을 보이는 것으로 인정받고 있는 제어 시스템 중 하나로 퍼지 제어 시스템이 있다. 퍼지 제어 시스템은 빠른 연산 속도와 다양한 환경 및 상황에서의 높은 적응성을 통해 미지 환경에서의 실시간적 장애물 회피를 가능하게 할 수 있다 [6]. 본 논문에서는 분산 퍼지 제어 시스템을 이용하여 기존의 Potential Field를 이용한 장애물 회피 방법을 모방하고, 이를 통해 다수의 소나 센서(Sonar Sensor)를 장착한 이동 로봇이 보다 효율적이고 안정적으로 동작 할 수 있도록 하는 장애물 회피 방법을 제안한다.

II. 센서 기반의 예측 지역 목표를 통한 경로 계획

본 논문은 이동 로봇이 자신으로부터 목표 지점까지의 거리와 방향을 정확히 알 수 있으며, 다수의 센서를 통해 자신과 장애물과의 거리 및 방향을 알 수 있음을 가정한다. 이 두 가지 가정을 바탕으로 기존 미지 환경에서의 경로 계획과는 다른 센서 기반의 예측 지역 목표의 지정을 통한 경로 계획을 설명하고자 한다.

1. 이동 로봇 모델링

이동 로봇의 경로 계획이란 출발 지점에서부터 목표지점까지의 이동 경로를 자율적으로 결정함을 뜻한다. 그리고 로봇은 정확하고 효율적인 경로 계획을 위해 자신과 목표지점의 위치 및 방향을 항상 스스로 인지할 수 있어야 하며, 이는 로봇의 수학적 모델링을 통해 가능하다.

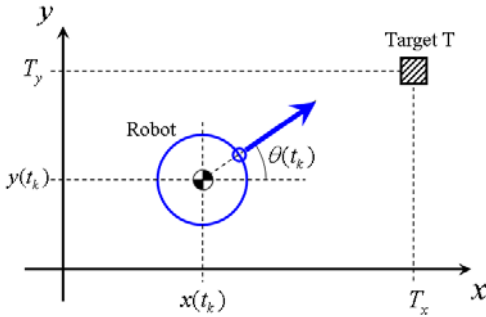


Fig. 1. Coordinate system and control values
그림 1. 좌표계와 제어 입력 변수들

그림 1에서는 로봇의 좌표계와 제어 입력 변수를 도식화 하고 있다. $t_k (= kT_s)$ 가 T_s 의 샘플링 시간을 가지는 k 번째의 샘플을 뜻할 때, $x(t_k)$ 와 $y(t_k)$ 는 k 번째 샘플에서의 로봇의 위치 좌표이며, $\theta(t_k)$ 는 로봇의 이동 각도이다. 그리고 T_x 와 T_y 는 목표지점 T 의 위치 좌표이다. 이때, 로봇 자세 $P(t_k)$ 와 목표지점 T 의 표현식은 식 (1), (2)와 같이 정의된다.

$$P(t_k) = [x(t_k) \ y(t_k) \ \theta(t_k)]^T \quad (1)$$

$$T = [T_x \ T_y]^T \quad (2)$$

그리고 $P(t_k)$ 는 다음 식 (3)과 같이 근사 될 수 있다.

$$P(t_k) = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^k v(iT_s) \cos\theta(i) \\ \sum_{i=0}^k v(iT_s) \sin\theta(i) \\ \sum_{i=0}^k w(iT_s) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x(0) \\ y(0) \\ \theta(0) \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서, $v(t_k)$ 와 $w(t_k)$ 는 각각 로봇의 시간 t_k 에서

의 이동 속도와 회전 각속도이다. 또한, 각 시간에 따른 로봇에 장착된 n 개의 소나 센서로부터 장애물까지의 측정 거리 $D(t_k)$ 와 측정 방향의 각도 $S(t_k)$ 는 식 (4), (5)로 표현 된다.

$$D(t_k) = [d_0(t_k) \ \dots \ d_n(t_k)]^T \quad (4)$$

$$S(t_k) = \begin{bmatrix} s_0(t_k) \\ \vdots \\ s_n(t_k) \end{bmatrix} = \theta(t_k) \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} s_0(0) \\ \vdots \\ s_n(0) \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서, $s_0(0) \sim s_n(0)$ 는 각 소나 센서가 초기에 향하고 있던 방향의 각도를 나타낸다.

2. 예측 지역 목표를 이용한 경로 계획

센서를 기반으로 하는 미지 환경에서의 경로 계획에서는 로봇과 목표지점 사이의 환경 및 장애물 정보를 알 수 없다. 오직 현재 위치와 방향에서의 센서를 통한 부분적 주위 장애물의 정보만을 알 수 있다. 게다가 이러한 센서를 통한 정보 역시 주위 환경을 정확히 인식하기에는 턱없이 부족하다. 항상 일정 각도를 향하고 있는 센서의 정보만으로는 로봇의 주위를 둘러싸고 있는 장애물의 크기나 모양 등을 알아내기는 어려운 문제이다. 심지어 장애물이 어느 방향에 있으며 장애물을 피해 목표지점으로 이동하기 위해서는 어떤 방향으로 움직여야하는지도 알 수 없다. 그림 2에서 보는 바와 같이, 같은 센서 정보에 대해서도 주위 장애물의 실제 모습은 다양하게 나타날 수 있으며 그에 따른 로봇의 이동 방향 역시 다를 수밖에 없다.

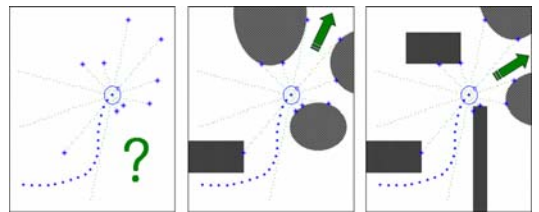


Fig. 2. Sensor based mobile robot
그림 2. 센서 기반 이동 로봇

기존의 센서로부터의 정보만을 이용하는 경로 계획의 경우, 이동 방향에 대한 다음 세 가지의 제약 조건을 적절히 가장 잘 만족 시키는 방향을 로봇의 이동 경로로 설정한다. 첫째, 이동할 방향과 로봇-목표지점 방향의 차이가 최소화야 한다. 둘째, 이동할 방향과 현재 이동 방향의 차이가 최소화야 한다. 셋째,

이동할 방향의 로봇과 장애물간의 거리차가 최대여야 한다. 기존의 연구들에서는 퍼지 로직이나 목적 함수 등을 사용하여 이와 같은 제약사항들을 가장 잘 만족하는 방향을 로봇의 이동 방향으로 선택하였다. 본 논문에서는 예측 지역 목표 개념을 사용하여 보다 효율적이고 합리적인 방향 결정 방법을 제안한다.

미지 환경에서 로봇은 주위에 어떤 장애물이 어떤 방향으로 놓여 있는지 알 수 없다. 하지만 로봇에 장착된 다수의 센서는 로봇의 이동 방향에 대해 항상 일정한 각도를 향하고 있으며, 각각이 향하고 있는 방향의 장애물과의 거리를 측정 할 수 있다. 각 센서가 향하고 있는 방향의 로봇과 장애물간의 공간은 로봇이 안전하고 자유롭게 이동할 수 있는 공간으로 생각 할 수 있으며, 그림 3에서와 같이 이 공간을 미지 환경에서의 안전영역이라 정의한다. 물론, 실제 각 센서들 사이의 공간에는 작은 장애물들이 있을 수 있지만 본 연구에서는 이를 무시하기로 한다. 여기서 중요한 것은 안전영역의 각 모서리 부분, 각 센서가 향하고 있는 방향으로의 공간은 로봇이 자유롭게 이동할 수 있는 안전성이 매우 높은 공간이라는 것이다.

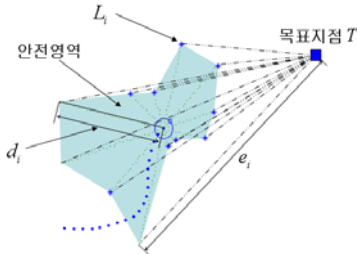


Fig. 3. Safety region and local target point
그림 3. 안전 영역 및 지역 목표

그림 3에서 로봇의 시간에 따른 i 번째 센서의 방향에 대한 장애물과의 거리 $d_i(t_k)$ 는 각 방향으로의 로봇이 장애물과의 충돌 없이 이동 할 수 있는 만큼의 거리를 뜻한다. 그리고 센서 i 에 대한 로봇이 이동 할 수 있는 현재 위치로부터 최대 거리의 위치를 지역 목표 후보 지점 $L_i(t_k)$ 라 하며 이는 식 (6)과 같이 표현할 수 있다.

$$L_i(t_k) = d_i(t_k) \begin{bmatrix} \cos(s_i(t_k)) \\ \sin(s_i(t_k)) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x(t_k) \\ y(t_k) \end{bmatrix} \quad (6)$$

이동 로봇의 경로 계획의 최종적 목표는 로봇이 최대한 빠르고 효율적으로 목적지점으로 찾아가도록 함이다. 로봇의 현재 위치로부터 각 지역 목표 후보 지

점 $L_i(t_k)$ 까지의 로봇의 움직임은 확정적이지만 그 이후 $L_i(t_k)$ 부터 목표지점 T까지의 로봇의 움직임은 비확정적 일수밖에 없다. 그렇기 때문에 지역 목표 후보 지점에서부터 전역목표지점까지의 로봇의 움직임을 예측하여 최단거리의 경로설정이 가능한 지점을 예측 지역 목표라 정의하고 로봇이 이 지점으로 이동할 수 있도록 경로를 계획한다. 이때, 지역 목표 후보 지점과 전역목표지점까지의 최단경로 예측은 그림 3에서와 같이 두 지점간의 직선거리가 되며 step k 에서의 예측 지역 목표 $L(t_k)$ 는 식 (7)에서와 같이 그 직선거리가 최소가 되는 지점이 된다.

$$L(t_k) \equiv L_i(t_k), s.t. \min(\|T - L_i(t_k)\|) \quad (7)$$

로봇의 지역 목표 설정 및 경로 계획 알고리즘은 표 1에서와 같은 순서로 진행 된다.

Table 1. The process of path planning algorithms
표 1. 경로 계획 알고리즘 진행 과정

순서	내용
1	각 센서를 통해 장애물과 로봇간이 거리를 알아낸다.
2	각 센서가 향하고 있는 방향과 장애물과의 거리를 통해 지역 목표 후보 지점을 찾아낸다.
3	각 지역 목표 후보 지점에서부터 전역목표지점까지의 거리를 알아낸다.
4	3)에서의 예측 정보를 바탕으로 예측 지역 목표로 지정하고 로봇의 다음 이동방향을 그쪽으로 계획한다.
5	로봇이 최종 목표지점에 도착할 때까지 1)에서부터 계속적으로 반복한다.

로봇은 실시간으로 각 시간에 지정된 예측 지역 목표를 향해 계속적으로 이동한다. 그리고 이동과 동시에 각 시간에 따른 새로운 지역 목표를 찾는 과정을 반복한다. 그런데 그림 4에서 보여 주는 것처럼 로봇의 센서가 장애물을 향하는 방향 및 위치는 로봇의 계속적인 이동 및 회전에 따라 수시로 변할 수밖에 없다. 이러한 이유로 로봇의 k 번째 움직임에서의 지역 목표 $L(t_k)$ 가 $k-1$ 번째 움직임이나 그 이전에서의 예측 지역 목표 $L(0) \sim L(t_{k-1})$ 보다 오히려 전역 목표에서 더 멀리 떨어져 있는 현상이 발생 가능하다. 결국, 항상 최적의 예측 지역 목표를 기억하고 새로운 더 나은 예측 지역 목표가 발견 될 때마다 이를 갱신시켜 줄 필요가 있으며, 이때의 최적 예측 지역

목표를 L_o 로 표시한다.

$$R(t_k) = R_p(t_k) + R_o(t_k) \tag{8}$$

III. 분산 퍼지 제어 시스템을 이용한 장애물 회피

1. 퍼지 제어를 이용한 Potential Field 모방

예측 지역 목표를 이용한 경로 계획의 경우 장애물에 대한 고려 없이 목표지점까지의 최단거리 경로 지정을 목표로 한다. 이러한 경로 계획 방법의 경우, 미지 환경에서 장애물과의 충돌 없이 안전하게 목표지점까지 주행하기 위해서는 뛰어난 장애물 회피 능력이 중요시 될 수밖에 없다. 그리고 장애물 회피 기능의 가장 중요한 성능 요소는 센서로부터의 정보에 얼마나 정확하고도 빠르게 반응 할 수 있는가이다.

퍼지를 이용한 장애물 회피 방법은 적은 양의 데이터를 다루며 계산 시간이 적게 드는 단순한 연산만으로 이루어지기 때문에 동적 미지 환경에서의 장애물 회피 기능 구현시 빠른 반응 속도를 얻을 수 있다. 뿐만 아니라, 규칙 기반 퍼지 제어 시스템의 경우 전문가의 지식에 바탕을 두고 발견적 해결 방법에 기반하고 있기 때문에 수학적 모델링 없이 손쉽게 적용 및 최적화 할 수 있는 장점이 있다.

본 논문의 퍼지를 이용한 장애물 회피 기능은 기존 Potential Field 방법과 유사한 방식으로 동작 한다. Potential Field 방법의 경우 장애물과 로봇 사이에 인위적인 반발적인 힘을 두고, 그로 인해 서로간의 충돌을 피할 수 있도록 하고 있다. 본 논문에서의 퍼지를 이용한 장애물 회피 역시 장애물과 로봇간의 거리에 따른 반발적인 힘에 의한 서로 간 충돌을 방지 할 수 있도록 한다 [7]. 단, 기존의 Potential Field 방법의 경우 주위 장애물에 대한 전체 정보를 미리 알고 있어야 하는 반면, 퍼지를 이용한 방법의 경우 로봇을 둘러싸고 있는 n개의 센서 정보만으로도 안정적인 동작이 가능하도록 할 수 있다. 뿐만 아니라 퍼지 로직의 빠른 반응 속도를 통해 유동적 미지 환경에서도 높은 적응성을 가질 수 있다.

2. 분산 퍼지 제어를 이용한 실시간 장애물 회피

기존 Potential Field 방법과 유사하게 본 논문에서의 퍼지 제어를 이용한 장애물 회피 방법 역시 로봇과 장애물 사이의 반발적인 힘에 기반하고 있다. 로봇에는 로봇이 계획된 경로를 따라 목표지점으로 향하고자 하는 힘과 주위 장애물에 의해 밀려나는 힘이 작용한다. 결국, 실제 로봇에 작용되는 힘 $R(t_k)$ 는 다음 식 (8)과 같이 나타낼 수 있다.

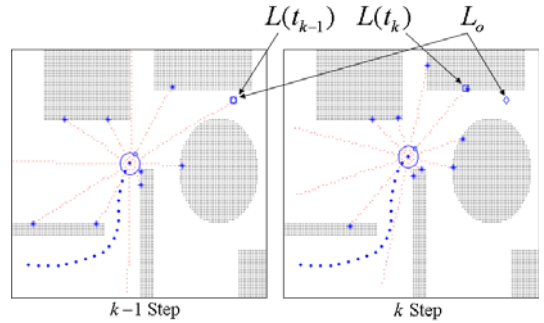


Fig. 4. Optimal predictive local target point
그림 4. 최적 예측 지역 목표

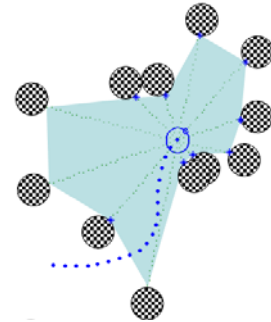


Fig. 5. Obstacle of each sensor
그림 5. 각 센서의 장애물

여기서, $R_p(t_k)$ 는 계획된 경로를 향해 이동하고자 하는 로봇의 이동력이며, $R_o(t_k)$ 는 로봇과 장애물 사이의 반발력이다.

기존 Potential Field 방식의 경우 주위 환경을 이미 알고 있는 상황에서의 방법이므로 장애물이 로봇에 미치는 반발력을 정확히 알 수 있다. 하지만 미지 환경에서의 이동 로봇의 경우 단지 몇 개의 센서 정보만으로 주위 장애물들의 정보를 정확히 알기는 힘들다. 단지 각 센서가 향하고 있는 방향이 장애물과 얼마나 멀리 떨어져 있는지만 알 수 있다. 이에 본 논문에서는 로봇과 장애물간의 관계를 그림 5와 같이 가정한다.

로봇의 각 센서가 향하고 있는 위치에 각각의 장애물들이 하나씩 놓여 있으며, 각 센서는 로봇과 각 장애물간의 거리를 측정해 낸다. 이때, 로봇에 미치는 장애물로부터의 반발력은 식 (9)와 같이 각 센서가 향하는 방향에 놓인 모든 장애물들로부터의 반발력의

함으로 나타낼 수 있다.

$$R_0(t_k) = \sum_{i=0}^n R_i(t_k) \quad (9)$$

즉, 각 장애물들이 서로 독립적이라는 가정을 통해 각 센서에 대한 반발력을 여러 개의 독립적인 퍼지 제어 시스템으로 표현 및 분산 시킬 수 있다. 로봇에 대한 각 장애물의 반발력 $R_i(t_k)$ 는 그림 6에서와 같이 로봇의 이동 방향과 장애물 간의 각도 $\psi_i(t_k)$ 와 장애물과의 거리에 따른 Potential $g(d_i(t_k))$ 를 입력으로 하는 퍼지 로직을 통해 결정된다. 또한, 각각의 센서에 대한 퍼지 로직은 서로 독립적으로 동작하며, 센서로부터의 정보에 대한 퍼지 규칙과 그에 따른 소속 함수(memberhip function)들은 표 2와 그림 7에서와 같이 설계 될 수 있다.

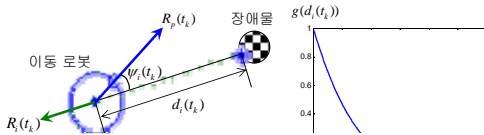


Fig. 6. Representation of independant repulsive power of obstacle using fuzzy logic system

그림 6. 퍼지 로직 시스템을 이용한 독립적 장애물의 반발력 표현

로봇의 이동 방향과 장애물 간의 각도 차이가 $\psi_i(t_k)$ 가 적을수록, 로봇과 장애물 사이의 Potential $g(d_i(t_k))$ 이 클수록 로봇과 장애물간의 반발력 $R_i(t_k)$ 이 크도록 설계한다.

IV. 모의실험

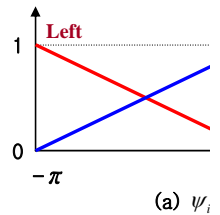
본 장에서는 모의실험을 통해 미지 환경에서의 센서기반 예측 지역 목표를 통한 경로 계획과 Potential Field를 모방한 퍼지 제어를 통한 장애물 회피 기능의 성능을 확인하고자 한다. 로봇은 미지의 환경에서 소나 센서를 통한 장애물과의 거리 정보만으로도 목표 지점까지 장애물과의 충돌 없이 효율적이면서도 안정적으로 이동 할 수 있어야 한다.

실험에는 그림 1에서의 이동 로봇 모델이 사용되었으며, 로봇의 몸체는 지름이 45cm인 원의 형태로 가

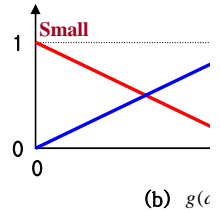
Table 2. Fuzzy rules of fuzzy logic for each sensor

표 2. 각 센서에 대한 퍼지 로직의 퍼지규칙

Fuzzy Rule		$g(d_i(t_k))$		
		Small	Middle	Large
$\psi_i(t_k)$	Left	VS	S	L
	Center	VS	M	VL
	Right	VS	S	L



(a) ψ_i



(b) $g(c)$

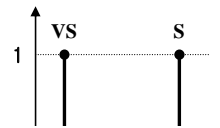


Fig. 7. Fuzzy membership function

그림 7. 퍼지 소속 함수

정한다. 그리고 로봇은 (1m, 1m) 위치에서 0° 방향으로 출발하여 1.6m/s의 일정한 속도로 (35m, 25m) 지점을 목표로 이동한다. 또한, 이 로봇에 장착된 소나 센서들은 20° 간격으로 18개가 배치되어 초당 100번의 업데이트 속도를 가지며, 각 소나 센서들의 장애물까지의 거리 측정 범위는 0m에서부터 5.8m까지이다. 본 실험은 Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU Q6600 @ 2.40GHz 사양의 컴퓨터 환경에서 Matlab 7.0.4를 통해 시행 되었다.

1. 예측 지역 목표를 통한 경로 계획 실험

로봇은 출발 이후 매 순간 최종 목표지점을 가장

빠르고 효율적으로 찾아가기에 적합한 예측 지역 목표를 지정하고 그 곳을 향해 이동한다. 그리고 이러한 움직임의 연속적 결과는 그림 8에서와 같이 나타

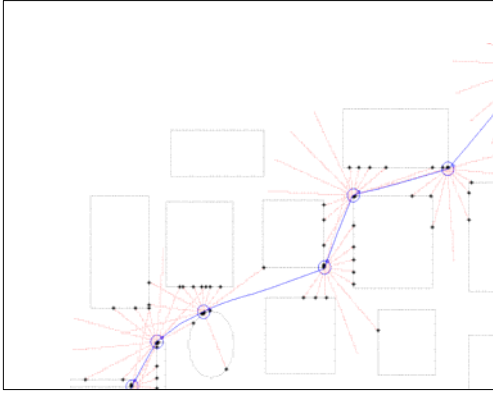


Fig. 8. Path planning with predictive local target
그림 8. 예측 지역 목표를 이용한 경로 계획
그림 8은 미지 환경에서의 예측 지역 목표를 통한 로봇 이동 경로의 생성과 그에 따른 로봇의 상태 및 이동을 보여주고 있다.

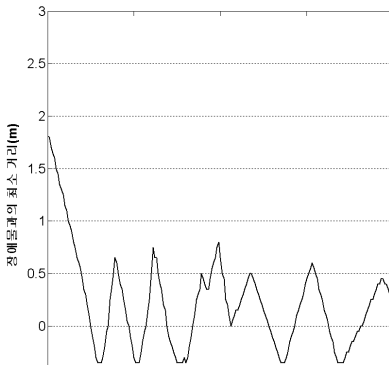


Fig. 9. The minimum distance between robot and obstacle according to the movement
그림 9. 로봇의 이동에 따른 장애물과의 최소 거리

로봇이 목표지점으로 최대한 빠르게 이동 할 수 있기 위한 최단 경로는 로봇의 현재 위치, 장애물의 모서리, 목표지점을 잇는 여러 직선이 연결된 형태의 경로이다. 그리고 그림 8의 결과를 볼 때, 예측 지역 목표의 설정 및 추적을 통해 출발 지점과 목표지점 사이 장애물에 대한 사전 정보 없이도 이상적 형태의 최단 경로와 거의 흡사한 경로를 생성 할 수 있음을 알 수 있다. 이는 로봇이 이동함에 따라 센서의 거리 측정 범위에서만이라도 가장 적합한 예측 지역 목표

를 설정하고, 로봇이 목표를 향해 이동함에 따라 이를 계속적으로 갱신하기 때문이다.

예측 지역 목표를 사용한 경로 계획의 경우, 로봇은 목적지까지의 최단거리 경로를 생성할 수 있다. 하지만 이러한 최단거리 경로를 통한 로봇 이동의 경우 그림 8에서 관찰 할 수 있는 바와 같이, 로봇이 이동 중 장애물과 여러 차례 충돌하게 된다. 그림 9는 이 실험에서의 로봇과 주위 장애물 간의 최소 거리를 나타내고 있으며, 로봇과 장애물간의 거리가 0 이하인 구간이 6개 부분으로서 충돌이 6차례 발생함을 확인 할 수 있다. 이에 본 논문에서는 분산 퍼지 제어를 통한 새로운 장애물 회피 방법을 사용하여 로봇과 장애물간의 충돌 문제를 해결 하고자 한다.

2. 분산 퍼지 제어를 이용한 장애물 회피 실험

본 논문에서의 장애물 회피 방법은 18개의 각 센서가 향하고 있는 방향에 그림 5에서와 같은 작은 장애물이 하나씩 위치해 있음을 가정하고, 각 장애물과 로봇간의 반발력을 통해 장애물을 회피 할 수 있음을 목적으로 한다. 이에 이러한 작은 장애물들에 의한 반발력이 로봇 주위 장애물들을 충분히 대표 할 수 있는지 살펴봐야 한다. 그림 10은 로봇이 이동함에 따른 대표 장애물들의 흔적을 각각 하나씩의 작은 점으로서 나타낸 것이다. 이의 결과를 볼 때, 각각의 작은 장애물들이 주위 장애물들의 전체적인 모습을 잘 대표하여 묘사하고 있음을 알 수 있다.

그림 11은 모의실험에서 예측 지역 목표를 통한 경로 계획 방법에 의해 생성된 로봇의 이동 경로를 표현한다. 실험은 장애물 회피 (Obstacle Avoidance :

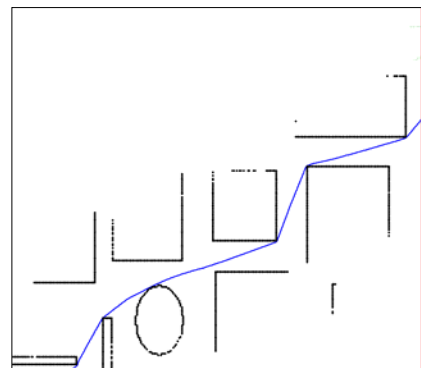


Fig. 10. The representation of surrounded obstacles using particle obstacles

그림 10. 소형 장애물들에 의한 주위 장애물 묘사

OA) 알고리즘 적용에 따른 세 가지 경우로 이루어졌

다: Potential Field 장애물 회피, Potential Field 모방 퍼지 장애물 회피 그리고 장애물 회피 비적용 경우. 실험 결과를 볼 때 장애물 회피가 적용되지 않은 실험 결과에서는 각 장애물의 모퉁이 부분에서 충돌이 수차례 발생하는 반면 Potential Field 장애물 회피 또는 Potential Field 모방 퍼지 장애물 회피가 적용된 실험에서는 서로 비슷한 이동 궤적을 형성하며 주위 장애물과 일정 정도 이상의 거리를 잘 유지하고 있음을 확인할 수 있다. 그리고 이는 그림 12를 통해 보다 확실히 알 수 있다.

그림 12는 위 세 실험에서의 로봇과 주위 장애물간의 최소 거리를 나타내고 있다. 이미 앞서 언급한 바와 같이 장애물 회피 기능이 적용되지 않은 경우 로봇과 장애물간의 거리가 0이하가 되어 6차례 충돌이 발생한다. 이에 반해 Potential Field 장애물 회피 또는 Potential Field 모방 퍼지 장애물 회피가 적용된 경우 단 한 차례의 충돌도 발생하지 않는 것을 확인할 수 있다. 뿐만 아니라, 장애물 회피 기능이 적용된 경우 그렇지 않은 경우에 비해 대체로 높은 로봇-장애물 간 최소 거리 값을 가짐을 알 수 있다. 즉, 이동 로봇의 주행시 더 높은 안전성을 보장 할 수 있다.

위의 실험 결과를 통해 Potential Field 장애물 회

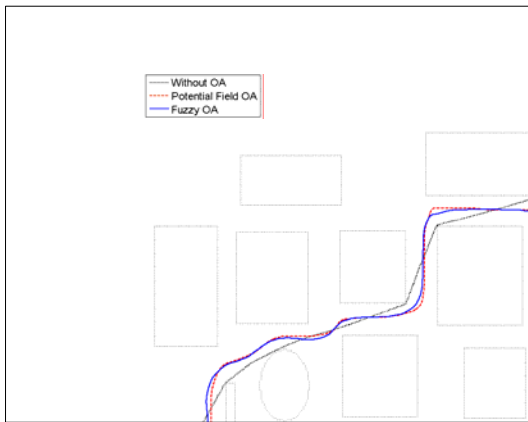


Fig. 11. Traces of robot movement according to each obstacle avoidance

그림 11. 각 장애물 회피에 따른 로봇 이동 궤적

피와 Potential Field 모방 퍼지 장애물 회피가 적용된 로봇의 우수한 장애물 회피 능력을 확인할 수 있었다. 즉, Potential Field를 퍼지를 통해 모방한 본 논문의 장애물 회피가 기존 Potential Field 장애물 회피와 성능적으로 큰 차이를 가지지 않음을 확인할 수 있었다. 하지만 이러한 성능적 유사함에도 불구하고 본 논문에서 제안하는 Potential Field 모방 퍼지 장애물

회피의 경우, 일정 거리 이내의 모든 장애물로 부터의 반발력을 고려해야 하는 기존의 Potential Field 장애물 회피에 비해 월등히 높은 계산적 효율성을 확보할 수 있으며 이는 표 3을 통해 확인 할 수 있다. 표 3은 각 실험에서의 로봇의 이동 방향 결정에 소요된 평균 계산 시간을 나타내고 있다. 본 논문에서 제안하는 Potential Field 모방 퍼지 장애물 회피의 경우 기존 Potential Field 장애물 회피에 비해 1/23배 이하의 적은 계산 시간을 필요로 하는 것을 알 수 있다. 즉, 기존 Potential Field와 비슷한 정도의 높은 성능적 우수성을 유지하며 높은 계산적 효율성을 얻을 수 있다.

Table 3. Computational time of each obstacle avoidance algorithm

표 3. 각 장애물 회피 알고리즘 계산 시간

	평균 계산 시간(ms)
Potential Field OA	78.742
Fuzzy OA	3.318

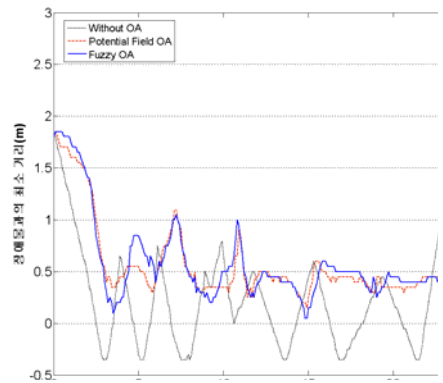


Fig. 12. The minimum distance between robot and obstacle according to the movement

그림 12. 로봇의 이동에 따른 장애물과의 최소 거리

V. 결론

기존의 최단거리 경로 계획 방법들은 출발 지점에서부터 목표지점 사이의 장애물에 대한 사전 정보를 바탕으로 최단 경로를 생성 할 수 있었다. 하지만 미지 환경에서의 경로 계획의 경우, 단지 몇 개의 센서로부터의 정보만으로 목적지까지의 경로를 생성 할 수 있어야 한다. 본 논문에서는 예측 지역 목표라는 개념을 통해 기존 미지 환경에서의 경로 계획 방법과

는 다른 접근 방식의 경로 계획을 제안하고 성능을 확인 하였다. 하지만 이렇게 생성된 경로의 경우 목표지점까지의 최단거리만이 고려되었기 때문에 주변 장애물과의 충돌이 발생한다. 이에 본 논문에서는 미지 환경에 적합한 장애물 회피 방법을 추가적으로 적용 및 성능 확인 하였다.

미지 환경에서의 효율적이고 실용적인 경로 계획 및 장애물 회피 방법을 제안하고 그 우수성을 확인하였다. 하지만 본 논문에서는 지역 최소점(local minimum) 상황에서의 문제는 다루지 않았다. 향후 미지 환경에서의 이동 로봇의 경로 계획에서의 지역 최소점 문제의 효율적 해결을 위해 지속적인 연구를 진행 할 것이다.

참고문헌

- [1] Howie Choset, Kevin M. Lynch, Seth Hutchinson, George Kantor, Wolfram Burgard, Lydia E. Kavraki, Sebastian Thrun, *Principles of Robot Motion: Theory, Algorithms, and Implementations*, MIT Press, 2005
- [2] Bin Lei, Wenfeng Li, "A Fuzzy Behaviours Fusion Algorithm for Mobile Robot Real-time Path Planning in Unknown Environment," *IEEE International Conference on Integration Technology*, pp.173-178, 2000
- [3] John Yen, Nathan Pfluger, "Using fuzzy logic in a mobile robot path controller," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.833, pp.133-142, 1994
- [4] Shao-Yuan Li, Tao Zou, Yi-Peng Yang, "Finding the fuzzy satisfying solutions to constrained optimal control systems and application to robot path planning," *International Journal of General Systems*, Vol.33, No.2 - 3, pp.321-337, 2004
- [5] P. Krishnamurthy, F. Khorrami, "GODZILLA: A Low-Resource Algorithm for Path Planning in Unknown Environments," *Proceedings of the 2005 American Control Conference*, pp.110-115, 2005
- [6] Morteza Majdi, Majid Deldar, Roohollah Barzamini, Javid Jouzdani, "AGV Path Planning in Unknown Environment Using Fuzzy Inference Systems," *IEEE International Conference on E-Learning in Industrial Electronics*, pp.64-67, 2006
- [7] Yong K. Hwang, Narendra Ahuja, "A potential field approach to path planning," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol.8, No.1, pp.23-32, 1992

저 자 소 개

곽 환 주 (학생회원)



2007년 : 고려대학교 전기전자전파공학부 졸업 (공학사)
2007년 3월~현재 : 동 대학원 전자전기공학과 (석박사 통합과정)
<주관심분야> 소프트웨어, 지능제어, 로보틱스, 임베디드 시스템

박 귀 태 (정회원)



1975년 : 고려대학교 전기공학과 졸업 (공학사)
1977년 : 동 대학원 전기공학과 졸업 (공학석사)
1981년 : 동 대학원 전기공학과 졸업 (공학박사)
1978년 3월~1981년 8월 : 광운대학교 전기공학과 조교수
2000년 8월~2005년 11월 : (사) IBS KOREA 회장
1981년 9월~현재 : 고려대학교 전기공학과 정교수
2006년 12월~현재 : 국토해양부 고층 건물 시공 자동화 연구단장
<주관심분야> 퍼지 및 신경망, 컴퓨터 비전, 지능제어, 인텔리전트 빌딩시스템 및 정보통신