

최적 경유점 선택 방법을 이용한 이동로봇의 반응적 주행

Reactive Navigation of Mobile Robots Using Optimal Via-point Selection Method

◦김 경 훈, 조 형 석

한국과학기술원 기계공학과 (Tel: 042-869-3253; Fax: 042-869-3210; E-mail: khkim@lca.kaist.ac.kr)

Abstracts In this paper, robot navigation experiments with a new navigation algorithm are carried out in real environments. The authors already proposed a reactive navigation algorithm for mobile robots using optimal via-point selection method. At each sampling time, a number of via-point candidates is constructed with various candidates of heading angles and velocities. The robot detects surrounding obstacles, and the proposed algorithm utilizes fuzzy multi-attribute decision making in selecting the optimal via-point the robot would proceed at next step. Fuzzy decision making allows the robot to choose the most qualified via-point even when the two navigation goals—obstacle avoidance and target point reaching—conflict each other. The experimental result shows the successful navigation can be achieved with the proposed navigation algorithm for real environments.

Keywords Reactive navigation, Optimal via-point selection, Fuzzy decision making, Local path planning

1. 서론

이동로봇이 미지의 환경에 운행하기 위해서는 (1) 환경을 인식하고 장애물을 회피할 수 있는 능력, (2) 과거의 경험을 기초로 하여 로봇의 행동을 결정할 수 있는 능력 등을 필요로 한다. 이러한 능력을 로봇에 부여하기 위해 여러가지 접근방법으로 주행 알고리즘에 대한 연구가 진행되어 왔다.

이러한 연구의 대표적인 사례로서 Khatib[1], Krogh 와 Thorpe[2], Borenstein 과 Koren[3] 등의 '힘 필드(force field)를 이용한 방법'이 있다. 이 방법은 장애물에 의해 가상의 척력(repulsive force)이 작용하고, 최종목적지에서는 로봇에 인력(attractive force) 작용하는 것으로 모델링하여 로봇이 장애물에 부딪히지 않게 안내한다. 그러나, 이 방법은 전방향 구동(omni-directional) 로봇에만 매우 효과적으로 적용가능하고, 이동속도와 방향각을 결정하는 가상힘 관련 계수를 찾기가 어려웠다.

퍼지이론을 이용한 로봇 주행 알고리즘 방법은 다양한 상황에 대해 환경에 대한 해석적 모델없이도 적용가능하고, 불확실성을 극복할 수 있다는 장점이 있다. Takahashi[4], Ishikawa[5], Martinez[6], Lee 와 Wang[7] 등은 센서신호로부터 퍼지제어기법을 이용한 주행 알고리즘을 제안했다. 이러한 방법은 경험적으로 얻어야 하는 수많은 퍼지 규칙을 구성해야 한다는 단점이 있었다.

Saffiotti[8]는 서로 상충되는 주행목표(navigation goal)에 대해서 퍼지논리가 매우 유용하게 절충안을 제시할 수 있다는 것을 설명하였다. 범회략[9]은 퍼지논리와 강화학습법(reinforcement learning)을 이용한 항법 알고리즘을 제안하였다. 이 방법은 로봇의 거동을 장애물 회피와 목적지 추종의 두 가지 거동으로 나누어, 각 거동에 대한 퍼지 규칙을 로봇 스스로 학습할 수 있는 가능성을 부여하였다.

저자들은 이미 최적의 중간경유점(via-point) 선택을 통한 이동로봇의 반응적 주행 알고리즘을 제안하고 시뮬레이션으로 그 성능을 보여주었다[10]. 제안된 주행 알고리즘은 복잡한 퍼지규칙의 나열이 필요없고, 두가지 상충되는 주행목표를 융합하여 로봇의 움직임을 결정하기 때문에 기존 방법에 비해 주행성능의 개선을 가져올 수 있다는 장점이 있다. 본 논문에서는 실험을 통해 제안된 주행 알고리즘의 타당성을 검증하고자 한다. 그림 1은 저자들이 개발한 이동로봇 LCAR의 모습을 보여주고 있다. 이 로봇은 앞방향에 대해 18개의 초음파 센서가 링형으로 배치되어 있어서 주위의 장애물을 감지할 수 있게 되어있다. 로봇은 DC 서어보 모터로 구동되는 2개의 구동바퀴를 이용하여 움직이며, 두 바퀴의 속도차이에 의해 조향할 수 있는 구조로 되어있다. 이러한 구조는 비홀로노믹(non-holonomic) 운동 구조조건을 갖는다.

제안된 주행 알고리즘은 퍼지 의사 결정(fuzzy decision making) 이론을 이용하여 최적의 중간경유점을 매순간 선택하여 이동한다. 퍼지 의사 결정 방법은 로봇에서 '장애물 회피'와 '목적지 도달'이라는 두가지 상충되는 주행목표(navigation goal)를 동시에 만족시킬 수 있는 최적의 중간경유점을 선택할 수 있게 한다. 즉, 장애물에 부

딛히지 않으면서 목적지에 보다 가까운 지점으로 매 순간 로봇의 위치를 옮기게 해준다.

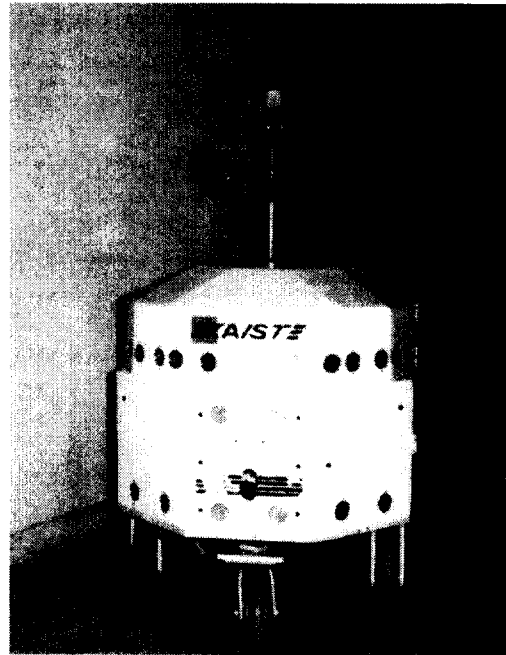


그림 1 이동로봇 LCAR

2. 중간경유점과 퍼지 의사결정 이론

로봇은 최종목적지에 도달할 때 까지 무수히 많은 지점을 거쳐 가야 한다. 로봇이 매 샘플링 시간마다 지나가는 지점을 중간경유점(via-point)라 한다면, 로봇주행 알고리즘은 최적의 중간경유점 선택의 문제로 볼 수 있다. 즉, 여러개의 가능한 중간경유점을 로봇의 이동가능 영역에 분포시킨 다음, 센서의 신호로부터 여러가지 주행 목표들을 동시에 가장 잘 만족시키는 중간경유점을 선택하여 매순간 이동한다면 장애물을 회피하면서 최종 목적지에 도달할 수 있다.

비홀로노믹 제한조건이 있는 바퀴구동형 로봇은 샘플링 시간, 매스택의 진행속도, 지향각 등에 따라 중간경유점이 결정된다. 이때 최적의 중간경유점은 퍼지 의사결정이론을 이용하여 찾을 수 있다. 그림 2는 몇 가지의 진행속도와 지향각에 따른 로봇의 이동가능 중간경유점을 나타낸 것이다.

퍼지 의사결정은 서로 상충될 수 있는 다수의 달성목표

(objective)가 있을 때 발생되는, 여러가지 대안(alternative)에 대해 어느 것을 선택할 것인가 하는 문제를 해결하는 데 퍼지이론을 이용한 방법이다.

퍼지논리를 이용한 다속성 의사결정(MADM; Multi Attribute Decision Making)은 구분적인 공간(discrete space), 즉 여러개의 대안(또는 후보) 중에서 주어진 다수의 목적을 가장 만족시키는 것을 고르는 방법이다[11]. n 개의 의사결정대안(decision alternative)과 m 개의 달성목표(goal)가 있을 때, 최적의 대안은 모든 목표에 대해 가장 만족도가 높은 대안이다.

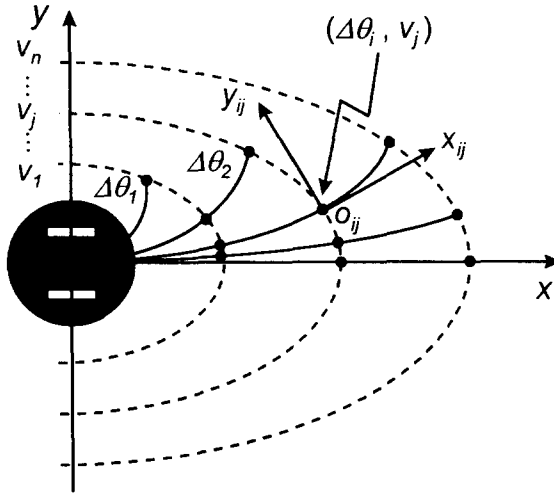


그림 2 이동로봇의 중간경유점 후보

집합 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 을 의사결정 대안의 집합이고, \tilde{G}_j ($j=1, \dots, m$)을 달성목표를 나타내는 퍼지 집합이며, j 번째 달성목표의 중요도는 w_j 로 표시된다고 하자. 대안 x_i 의 목표 \tilde{G}_j 에 대한 달성정도는 소속도값(degree of membership) $\mu_{\tilde{G}_j}(x_i)$ 로 나타내어진다. 이 때의 의사결정(decision)은 다음 식과 같이 모든 퍼지목표의 교집합으로 표시된다.[12]

$$\tilde{D} = \tilde{G}_1^{w_1} \cap \tilde{G}_2^{w_2} \cap \dots \cap \tilde{G}_m^{w_m} \quad (1)$$

이 때, 최적의 대안은 집합 \tilde{D} 에서 가장 소속도가 높은 대안이 된다. 여기서, $\tilde{G}_j^{w_j}$ 는 중요도 w_j 가 반영된 퍼지 집합이다. 각 달성목표 서로간의 상대적 중요도를 반영하는 방법으로는 Saaty[13]의 eigenvector를 이용하는 방법이 대표적이다.

이러한 의사결정 과정을 그림으로 나타내면 그림 3과 같다. 그림 3에서 ξ 는 의사결정 공간이고, μ 는 그 달성도를 나타낸다. 두가지 goal을 모두 만족하는 퍼지집합은 굵은 선으로 표시된 퍼지집합으로 표현된다. 여기서 가장 달성도가 높은 의사결정 후보가 최적의 후보이다.

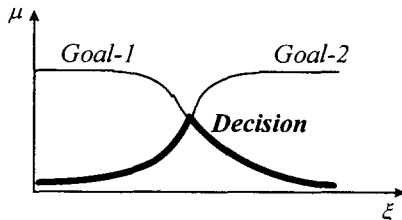


그림 3 두가지 상충되는 퍼지목표(fuzzy goal)에 대한 의사결정

3. 주행 알고리즘

3.1 퍼지 목표(Fuzzy goal)

장애물 회피의 퍼지목적과 목적지 도달의 퍼지목적을 초음파 센

서의 스캔 데이터와 현재위치에서 목적지까지의 거리를 이용하여 다음과 같이 정의하였다.

$$G_1: U_{min} > C_1$$

$$G_2: F_r < C_2 \quad (2)$$

$$G_3: dist-rank(D_{target}) > C_3$$

여기서, U_{min} 은 초음파 센서로 측정된 가장 가까운 장애물과 로봇사이의 거리이며, F_r 은 장애물에 의한 척력 포텐셜(repulsive potential), D_{target} 은 목적지까지의 직선거리, $dist-rank()$ 는 정규화(normalize)된 거리순위도 함수를 나타낸다. 그리고, C_1, C_2, C_3 는 적당한 상수이다. 이 때, 척력 포텐셜, F_r 은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$F_r = \sum_{k=0}^{N-1} (R_{max} - U_k) \quad (3)$$

여기서, R_{max} 는 센서의 측정범위, U_k 는 k 번째 센서의 측정값(로봇중심에서 장애물까지의 거리), N 은 센서의 전체개수이다.

퍼지목표 G_1 과 G_2 는 장애물의 회피목적으로 정의된 것이다. 퍼지목표 G_1 은 “장애물로부터 최소한 C_1 이상의 거리를 유지하자”는 목표를 수학적적으로 표현한 것이다. 그러나, G_1 은 가장 근접된 장애물의 정보만 활용하고 나머지는 무시하기 때문에 장애물 회피가 불완전하게 될 수 밖에 없다. 그래서, 퍼지목표 G_2 를 정의하게 되었다. G_2 는 모든 초음파 센서의 신호를 이용하여 척력 포텐셜을 계산하고, 이를 장애물회피에 활용한다. 즉, 식 (3)의 F_r 은 현재 측정영역에 들어온 장애물이 차지하는 영역을 의미하므로, F_r 이 C_2 보다 작게하자는 퍼지목표는 가능한 장애물에서 멀리 떨어진 경우점을 선택하게 한다. 이 두가지 퍼지목표는 소속도 함수(membership function)로서 식 (4), (5)와 같이 정의할 수 있다.

퍼지목표 G_3 은 목적지로 나아가게 하는 퍼지목표로서, 목적지까지의 직선거리, D_{target} 의 순위에 따라 선형적으로 소속도를 나타내도록 하였다. 각 경우점 후보에 대한 D_{target} 은 목적지에 다가갈수록 전체적으로 감소하기 때문에 정규화(normalize)할 필요가 있다. 이에 대한 소속도 함수는 식 (6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mu_{\tilde{G}_1}(x_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{min}(x_i) = R_{max} \text{ for all } i \\ 1/(1 + e^{-d_1 \cdot (U_{min}(x_i) - C_1)}), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu_{\tilde{G}_2}(x_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } F_r(x_i) = 0 \text{ all } i \\ 1 / (1 + d_2 / [F_r(x_i) + d_3]), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu_{\tilde{G}_3}(x_i) = 0.9 - 0.8 \cdot \frac{D_{target}(x_i) - (D_{target})_{min}}{(D_{target})_{max} - (D_{target})_{min}} \quad (6)$$

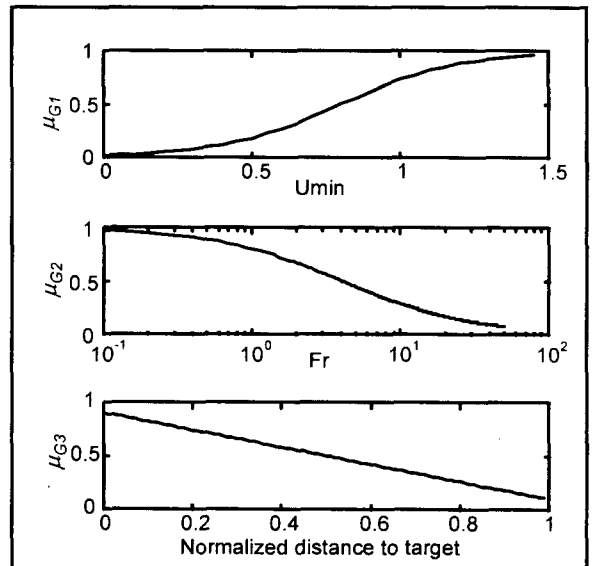


그림 4 각 퍼지목표에 대한 소속도함수의 정의

3.2 초음파 센서 데이터의 예측

최적의 경유점을 찾기 위해서는 각 경유점 후보의 퍼지목표 달성도를 계산해야 한다. 그런데, 퍼지목표 달성도는 로봇위치에서 최종 목적지까지의 거리와 초음파 센서배열의 거리측정값에 따라 계산된다. 그렇지만, 각 경유점 후보는 아직 가보지 않은 지점이므로, 이점에서의 센서신호는 현재 지점에서 얻은 센서 스캔 데이터로부터 두 지점사이의 기하학적인 관계를 이용하여 예측할 수밖에 없다.

이러한 현재 로봇의 위치/자세와 목적지 후보의 위치/자세 사이의 관계는 일반적인 좌표변환식으로 표현할 수 있다. 그림 5는 현재의 초음파 스캔 데이터를 이동후보지 좌표와 로봇자세에 따라 변환하여, 후보지점의 스캔 데이터를 얻는 방법을 나타낸다. 여기서는 연산을 간단히 하기 위해 초음파 신호를 직선으로 모델링하고, 장애물 면도 초음파 센서와 수직한 것으로 가정하였다. 또한, 현재 측정 영역 밖의 영역은 열린공간으로 가정한다. 물론, 이러한 방법으로는 데이터의 변환방법이 부정확하고, 현재 인식영역 밖에 위치한 장애물에 접근하게 될 불확실성이 존재한다. 그러므로, 이동로봇의 한 스텝당 이동거리와 진행속도를 너무 크지않게 하고, 초음파 센서의 측정범위가 너무 작지않게 해야한다.

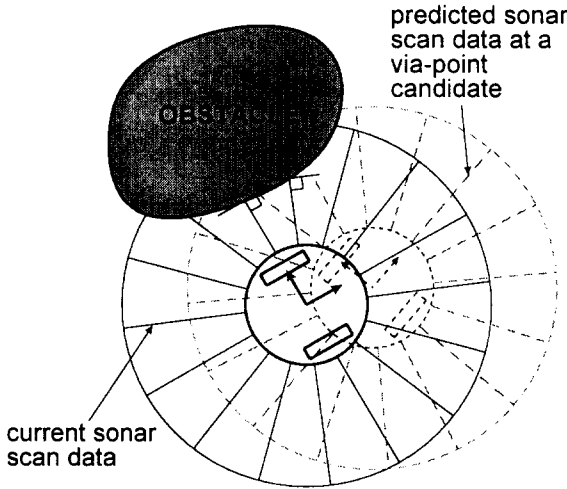


그림 5 로봇의 경유점 후보에 대한 초음파 센서신호 예측

표 1 퍼지 의사결정 연산예

x	1	2	3	4	5	6	7
μ_{G1}	0.1	0.2	0.1	0.4	0.5	0.25	0.3
μ_{G2}	0.2	0.5	0.05	0.5	0.1	0.3	0.2
μ_{G3}	0.3	0.6	0.4	0.7	0.3	0.6	0.3
μ_D	0.1	0.2	0.05	0.4	0.1	0.25	0.2

3.3 최적 경유점의 선택

각 경유점 후보에 대한 초음파 센서 신호가 예측되고, 데드 레커닝 등으로 인식된 현재 로봇 위치로부터 각 후보점에서 최종목적지까지의 거리를 계산하고나면, 이 값들로부터 각 후보점이 각 퍼지 목표에 대한 달성도를 계산할 수 있다. 표 1을 예로 이용하여 연산 과정을 설명하면 다음과 같다. 식 (1)에 따라 각 후보에 대한 의사결정(decision) 집합을 구한다. 여기서는, 일반적으로 많이 사용되는 min-max 연산을 사용하기로 한다. 식 (1)로부터 의사결정 집합의 달성도는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mu_D = \mu_{G1} \wedge \mu_{G2} \wedge \dots \wedge \mu_{Gm} \quad (7)$$

표 1과 같이 각 의사결정 후보(x_i)의 의사결정 집합 달성도(μ_D)는 각 퍼지목표(G_1, G_2, G_3)에 대한 달성도($\mu_{G1}, \mu_{G2}, \mu_{G3}$)의 min 값으로 계산된다. 즉, 의사결정 퍼지집합 D 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$D = \{(1, 0.1), (2, 0.2), (3, 0.05), (4, 0.4), (5, 0.1), (6, 0.25), (7, 0.2)\}$$

그리고, 최종적인 의사결정은 집합 D 에서 가장 달성도가 높은 4번 의사결정 후보가 최적의 후보로 선정된다. 제안된 주행 알고리즘에서는 각 경유점 후보가 의사결정 후보로 이용된다. 이러한 방법으로 최적의 경유점 후보가 선택되고, 그 경유점으로 로봇은 이동해나간다.

제안된 주행 알고리즘을 구조적으로 설명하면, 그림 6으로 나타낼 수 있다.

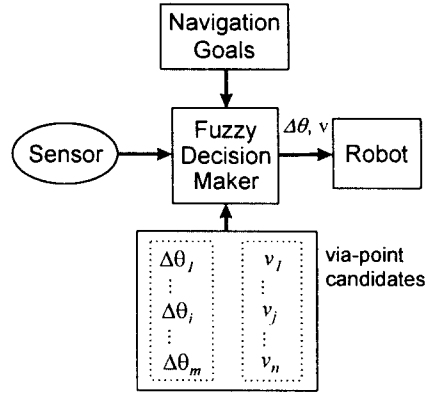


그림 6 제안된 주행 알고리즘의 구조도

4. 주행 시뮬레이션 및 실험

제안된 알고리즘을 시험하기 위해 몇가지 환경에 대하여 주행 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션에 사용된 로봇모델의 변수는 저자들의 연구실에서 자체개발한 이동로봇 'LCAR'의 실제제원과 동일하게 설정하였다.

그림 7은 간단한 환경에서의 주행 예이다. 제안된 주행 알고리즘이 효과적으로 장애물 회피와 목적지 도달을 달성하는 것을 보여준다.

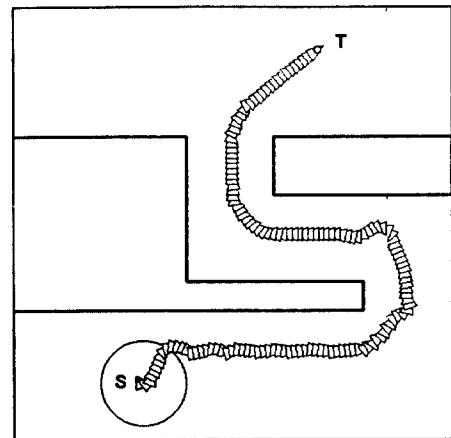
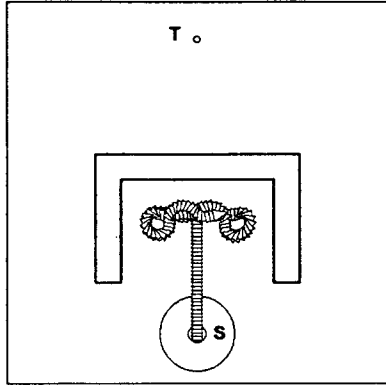


그림 7 최적 경유점 선택방법을 이용한 주행 시뮬레이션

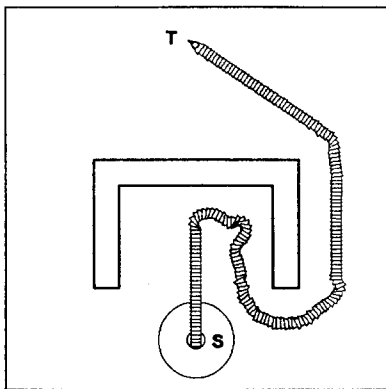
이번에는 그림 8-(a)와 같이 로봇의 초기진행방향의 일직선상에 목적지를 두고, 이 가운데에 오목한 형태의 장애물을 배치하였다. 이런 상황은 본 논문과 같은 국부경로계획(local path planning) 방식의 항법 알고리즘에서 발생하기 쉬운 국부극소점(local minimum)에 빠질 수 있는 환경이다. 제안된 주행 알고리즘도 이런 환경에서는 목적지에 도달하지 못하고 계속 맴도는 현상을 보였다. 이것은 목적지로 향하고자 하는 퍼지목표와 장애물회피의 퍼지목표가 서로 반복적으로 강하게 작용하기 때문에 발생한다.

이러한 상황을 해결하기 위해서는 국부극소 상황을 판단하고, 이를 해결할 수 있어야 한다. 국부극소의 발생의 판단은 비교적 간단한, Borenstein[2]의 방법을 적용하였다. 이 방법은 이동로봇의 진행방향과 목적지 방향 사이의 각도가 90° 이상되면, 국부극소가 발

생할 것으로 간주한다. 이러한 상황에서는 위의 조건에서 빠져나올 때까지 장애물의 벽면을 따라 이동한다. 본 논문에서는 가상의 목적지를 두는 방법으로 이러한 기능을 구현하였다. 가상의 목적지는 가장 가까운 장애물 방향(U_{min} 방향)에 대해 90° 방향으로 로봇으로부터 가까운 지점에 둔다. 이렇게 하면 로봇이 바로 가까이 있는 목적지를 향해 계속 이동하게 된다. 그림 8-(b)는 이러한 방법을 이용하여 오목한 형태의 장애물이 있을 때에도 국부극소를 벗어나 목적지에 성공적으로 도달하는 것을 보여준다.



(a) 국부 극소(local minimum)의 발생



(b) 가상 목적지를 이용한 벽면따라가기 거동

그림 8 벽면 따라가기 거동을 이용한 국부극소의 탈출

제안된 주행 알고리즘을 실제 이동로봇 'LCAR'에 적용하여 주행실험을 해보았다. 실험은 연구실 앞 복도에서 진행되었다. 그림 9는 간단한 환경에서의 실험결과를 보여준다. 로봇은 처음에 최종 목적지 방향으로 진행하다가 벽면이 나타나자 더이상 접근하지 않고 벽면과 일정한 거리를 띄우면서 옆을 따라간다. 벽면을 지나고 나란히 놓인 장애물 옆을 지나자, 곧바로 최종 목적지를 향해 방향을 돌려 최종목적지에 잘 도달하는 것을 보여주고 있다. 주행실험은 시뮬레이션과 달리, 로봇이 원하는 지점으로 정확하게 제어되지 않아서 발생하는 문제, 초음파 센서의 빔폭, 벽면과 센서간의 사이각도에 따른 센서 데이터의 불확실성 등 여러가지 불확실성과 노이즈가 실제로 작용되는 환경이다. 실제 주행실험은 이러한 환경에서도 제안된 주행 알고리즘이 잘 동작할 수 있다는 것을 보여주었다.

5. 결론

본 논문에서는 저자들이 이전에 제안한, 최적 경유점 선택방법을 이용한 주행 알고리즘을 실제 로봇에 적용하여 주행실험을 함으로써 그 타당성을 입증하였다. 이러한 주행실험은 로봇의 제어문제, 초음파 센서 데이터의 불확실성 등 여러가지 불확실성과 노이즈가 있는 실제 환경에서도 제안된 주행 알고리즘이 잘 동작할 수 있다

는 것을 보여주었다.

이 주행 알고리즘은 퍼지 의사결정 과정의 계산이 매우 간단하여, 실시간 적용에 아주 효과적인 방법이다. 앞으로는 장애물에 충돌하지 않고 안전하게 주행할 수 있는 최대 주행속도와 센서의 측정범위의 관계, 최적의 경유점 후보 설정방법 등에 대해서 더욱 연구가 진행할 계획이다.

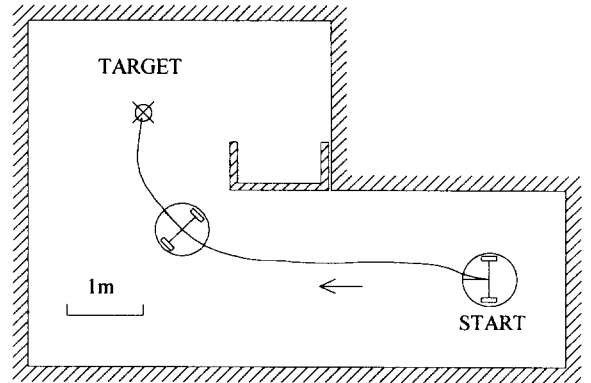


그림 9 이동로봇 LCAR의 주행 실험 결과

참고 문헌

- [1] O. Khatib, "Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots," Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.500-505, 1985.
- [2] B. H. Krogh and C. E. Thorpe, "Integrated path planning and dynamic steering control for autonomous vehicles," Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.1664-1669, 1986.
- [3] J. Borenstein and Y. Koren, "Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots," IEEE Trans. Syst. Man Cyber., vol. 19, no. 5, pp.1179-1187, 1989.
- [4] H. Takahashi, T. Morita, Y. Maruya and A. Okuno, "Obstacle avoidance of a mobile robot with multiple sensors," IEEE/RJS Int. Workshop Int. Rob. Syst., Tsukuba, Japan, pp.533-539, 1989.
- [5] S. Ishikawa, "A method of indoor mobile robot navigation by using fuzzy control," Proc. Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, Osaka, Japan, pp. 1013-1018, 1991.
- [6] A. Martinez, E. Tunstel, and M. Jamshidi, "Fuzzy logic based collision avoidance for a mobile robot," Robotica, Vol. 12, pp.521-527, 1994.
- [7] P. S. Lee and L. L. Wang, "Collision avoidance by fuzzy logic control for automated guided vehicle navigation," J. Robotic Systems, Vol. 11, No. 8, pp.743-760, 1994.
- [8] A. Saffiotti, E. H. Ruspini, K. Konolige, "Blending reactivity and goal-directedness in a fuzzy controller," Proc. IEEE Int. Conf. Fuzzy Systems, pp.134-139, 1993.
- [9] H.R. Beom and H.S. Cho, "A sensor-based navigation for a mobile robot using fuzzy logic and reinforcement learning," IEEE Trans. Syst. Man Cyber., vol. 25, no. 3, pp.464-477, 1995.
- [10] 김경훈, 범희락, 조형석, "퍼지 의사결정을 이용한 이동로봇의 항법에 대한 연구," 한국자동제어학술회의 1995, pp. 108-111, 1995.
- [11] R.E. Bellman and L.A. Zadeh, "Decision-making in a fuzzy environment," Management Science, vol.17, no.4, pp.B-141 - B-164, 1970.
- [12] H.J. Zimmermann, *Fuzzy set theory and its applications 2nd ed.*, Kluwer Academic Publishers, 1991.
- [13] R.R. Yager, "Fuzzy decision making including unequal objectives," Fuzzy Sets and Systems, vol. 1, pp.87-95, 1978.
- [14] T.L. Saaty, "Exploring the interface between hierarchies, multiple objectives and fuzzy sets," Fuzzy Sets and Systems, vol. 1, pp.57-68, 1978.
- [15] K.C. Koh and H.S. Cho, "A path tracking control system for autonomous mobile robots: An experimental investigation," Mechatronics, vol. 4, no. 8, pp. 799-820, 1994.