퍼지-뉴럴을 이용한 이동 로봇의 장애물 충돌 회피

Navigation of a Mobile Robot with Stationary and Moving Obstacles using Fuzzy-Neural Network

박 찬 규, 최 정 원, 권 순 학, 이 석 규
(Chan Gyu Park, Jeong Won Choi, Soon Hak Kwon and Suk Gyu Lee)

Abstract · This paper proposes a new fuzzy-neural algorithm for navigation of a mobile robot with stationary and moving obstacles environment. The proposed algorithm uses fuzzy algorithm for its speed control and neuralnetwork for effective collision avoidance. Some computer simulation results for a mobile robot equipped with ultrasonic range sensors show that the suggested navigation algorithm is very effective to escape in stationary and moving obstacles environment.

Keyword · fuzzy-neural, navigation, mobile robot, stationary obstacles, moving obstacles

I. 서론

이동 로봇의 경로 계획은 정보에 따른 분류와 방법에 따른 분류가 있는데 정보에 따른 경로 계획의 종류는 전역 경로 계획(global path-planning)과 국지적 경로 계획(local path-planning)이 있다 전역 경로 계획은 활동 영역 안에 장애물의 위치나 모양 등의 환경에 대한 모든 정보를 알고 있는 상황에서 off-line으로 경로를 계획하는 경로 계획이고, 국지적 경로 계획은 장애물에 대한 사전의 지식이 없이 미지의 환경에서 스스로 판단하여 on-line으로 경로를 계획하는 경로 계획이다.

전역 경로 계획은 지식 기반 경로 계획(knowledge based path plaining)이라고도 하며 이동하기 전에 인식하여 장애물의 정보를 가지고 최적의 경로를 찾는 경로 계획인데 장점은 최적의 경로를 찾을 수 있지만 단점은 움직이는 장애물이나 변화하는 환경에서는 개루프(open loop)특성 때문에 적용이 어렵다.

국지적 경로 계획은 센서 기반 경로 계획(sensor based path plaining)이라고도 하며 이것은 이동하면서 인식하여 사전의 장애물이나 주위환경의 정보 없이 주행하는 경로 계획으로 장점은 변화하는 환경이나 움직이는 장애물에 대한 적응성은 있으나 단점은 최적의 경로를 찾기는 어렵다.

방법에 따른 경로 계획은 포텐셜 필드법(potential field method), 가시 도표법(visibility graph method), 보르노이 도형(voronoi diagram), 셀 분해법(cell decomposition) 등이 있다[1]-[4].

전역 경로 계획은 환경에 대한 정보가 부정확하거나 움직이는 장애물이 존재하여 환경이 변화하는 경우에 대처하기 어렵기 때문에 국지적 경로 계획이 필요하다. 국지적 경로 계획은 이동 로봇에 적외선 센서, 초음파 센서, 범퍼 센서, 시각 센서 등에 의해 정보를 얻어 이동 로봇에 지능과 자율성을 추가해 줄 수 있으므로 로봇이 주행하면서 장애물의 유무를 판단하고 장애물을 회피하여 목표점에 도달할 수 있게 된다

적외선 센서와 시각 센서는 정보를 얻는데 시간이 많이 걸리므로 주로 초음파 센서를 사용하는데 초음파 센서가 주로 사용되는 이유는 몇 가지 단점에도 불구하고 정확성이 비교적 우수하고, 비용이 저렴하며 간단한 하드웨어 장치로 구성할 수 있기 때문에 많이 사용된다.

Chang와 Song은 이동 로봇이 이동 장애물이 있는 상황에서 실시간으로 다량의 센서로 감지하여 앞으로 일어날 환경에 대해 미리 예측하여 주행하는 것을 제시하였는데 이동 장애물이 단순한 경우에 적용이 되었다[6]. Hiraga 등은 퍼지 뉴럴 네트워크를 이용하여 이동 장애물이 있는 상황에서 이동 로봇의 주행법을 제시하였다[7]. 이들 논문에서 제시한 이동 로봇의 주행법은 대부분 이동 장애물의 모션을 단순화하거나 이동 장애물의 수를 간단히 하여 충돌 회피 문제를 다루었다.

따라서 본 논문에서는 퍼지-뉴럴 네트워크를 이용하여 다수의 이동 장애물이 2차원 상에서 계속해서 움직이는 상황에서 이동 로봇은 임의의 시작점과 목표점을 지정해주면 스스로 주행하면서 장애물을 감지하여 충돌 회피함으로써 목표점으로 도달하는 주행법을 제시하고 다수의 이동 장애물과 고정 장애물이 공존하는 경우에 대해서도 모의실험을 하고자 한다.

II. 퍼지 및 뉴럴을 이용한 이동 로봇의 주행 알고리즘

퍼지 제어와 뉴럴 네트워크는 특정 분야의 이론으로 서로의 장·단점을 내포하고 있다.

퍼지 제어는 지식의 논리적인 표현이나 구조적인 표현을 명확히 할 수 있고, 퍼지 연산을 통하여 퍼지 정보처리를 할 수 있고, 복잡한 시스템도 자연 언어적인 표현을 사용하여 고차원적인 정보처리가 가능하다. 하지만 학습 능력이 없고 소속함수와 규칙에 대한 조정 능력이 없어 변화하는 환경에 대해 적응 능력이 떨어지며 계산하는데 시간이 많이 걸리는 단점이 있다.

뉴럴 네트워크는 학습 능력과 병렬성을 보유하기 때

접수일자 · 1999 3 9., 수정완료 1999 9. 6.
박찬규, 최정원, 권순학, 이석규 : 영남대학교 전기전자공학부

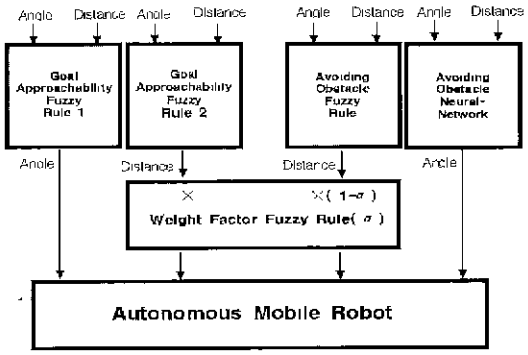


그림 1 전체 시스템의 구성도.
Fig. 1 Block diagram of the whole system.

문에 자기 조정 기능을 가지고 있어서 유연성이 뛰어난 모델이고, 연상이나 패턴 처리에 우수한 특성을 나타낸다. 하지만 지식의 표현이 구조적으로 분명하지 않고, 전문가의 지식을 반영하기가 어려우며 학습하는데 시간이 많이 걸리는 단점이 있다.

본 논문에서는 뉴럴 네트워크와 퍼지 규칙을 사용하여 효율적으로 이동 로봇이 목표점에 도달하게 한다. 뉴럴 네트워크의 입력 변수는 장애물까지의 거리와 각도이고, 출력은 로봇이 진행해야할 방향이다. 그리고 퍼지 규칙의 입력 변수는 목표점까지의 거리와 로봇의 정방향과 목표점이 이루는 각도이고, 출력은 로봇이 이동해야 할 거리이다. 이동 로봇의 속도는 장애물이 없는 경우에는 빨리 주행을 하고, 주행중 장애물이 감지되는 경우에는 장애물을 회피하기 위해 이동 로봇의 속도를 줄여서 주행하고, 이동 로봇이 이동하여 목표점에 가까이 갔을 경우에는 이동 로봇의 속도가 빠르면 목표점을 지나쳐 버릴 경우가 있으므로 속도를 줄여서 목표점에 도달하는 알고리즘을 제시하고자 한다.

이동 로봇이 주행하는데 있어서 고려해야될 사항 중 가장 중요한 부분이 로봇의 이동 방향과 이동해야 할 거리이다.

목표점 접근을 위한 퍼지 알고리즘은 앞에서 제시한 목표점에 도달하기 위해 로봇이 이동해야 할 방향을 출력하는 목표점 접근 퍼지규칙1과 목표점으로 이동해야할 거리를 출력하는 목표점 접근 퍼지규칙2로 구성되어 있다. 목표점 접근 퍼지규칙1의 관측변수는 로봇의 정방향과 목표점이 이루는 각도이고, 출력변수는 로봇이 목표점에 도달하기 위한 회전 각도이다[5]. 본 논문에서 사용한 퍼지추론법과 디퍼지화기는 각각 최소-최대추론법과 무게중심법을 사용하였다.

1. 장애물 회피를 위한 퍼지-뉴럴 알고리즘

장애물 회피를 위한 퍼지-뉴럴 알고리즘은 앞에서 제시한 장애물 회피를 위한 거리를 출력하는 장애물 회피 퍼지규칙과 각도를 출력하는 뉴럴 네트워크로 구성되어 있다. 장애물 회피 퍼지규칙의 관측변수는 로봇이 측정한 장애물까지의 거리 중에서 가장 작은 값과 가장 작은 값을 갖는 센서와 목표점이 이루는 각도이다. 출력변수는 장애물 회피를 위해 로봇이 이동해야할 거리이다.

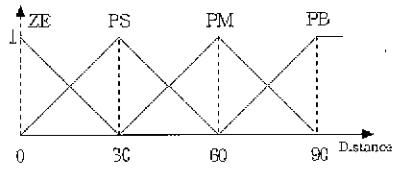


그림 2 장애물과의 거리 중 가장 작은 값의 소속도함수.
Fig. 2 Membership function of the smallest distance between obstacles.

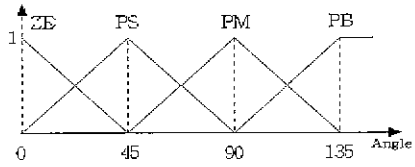


그림 3. 가장 작은 값을 갖는 센서와 목표점이 이루는 각도의 소속도함수.
Fig. 3 Membership function of the angle between the sensor with the smallest value and goal point.

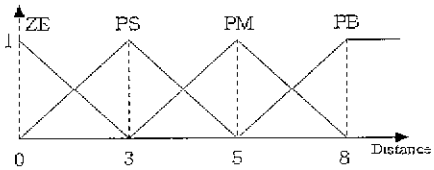


그림 4. 장애물 회피를 위한 거리의 소속도함수.
Fig. 4. Membership function of distance for collision avoidance.

표 1. 장애물 회피를 위한 거리 출력 퍼지규칙.
Table 1. Fuzzy rules of distance for obstacle avoidance.

Dist / Angle	ZE	PS	PM	PS
ZE	ZE	PS	PS	PM
PS	ZE	PS	PM	PM
PM	ZE	PM	PM	PB
PB	PS	PM	PB	PB

표 1은 로봇이 장애물을 회피하기 위해 거리를 출력하는 퍼지규칙이다.

본 논문에서 제시하는 이동 로봇은 크기, 무게가 없는 점 로봇으로 가정하고, 24개의 센서를 15°씩 원형으로 배치되어 있고 센서의 최대 감지거리는 컴퓨터 모니터 상의 100화소(Pixel)로 가정하였다. 로봇은 장애물이 없을 때는 목표점으로 빠르게 움직이고 목표점 근처에서는 목표점에 안정되게 도달하게 하기 위하여 한번에 움직이는 양을 3~9화소로 조절되게 되며, 움직임의 방향은 30°씩의 12방향과 목표점으로의 방향을 합쳐 모두 13방향이다. 논문에서 사용한 뉴럴 네트워크는 입력층이 24개, 은닉층은 35개, 출력층은 13개로서 센서 24개의 값을 입력

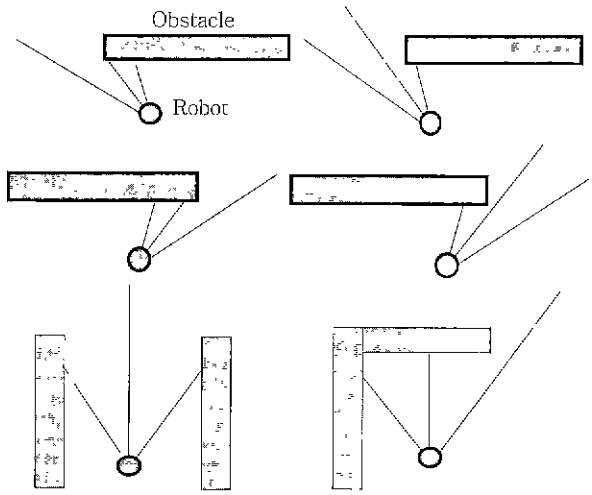


그림 5. 로봇이 주행시 장애물과 만날 수 있는 상황.
Fig 5 Some cases between the robot and obstacle.

받고, 출력은 로봇이 움직여야 할 방향을 출력하게 된다.

다층의 신경망을 학습시키기 위해 일반적으로 많이 사용되는 학습방법인 오차 역전파방식을 사용하였다. 장애물까지의 거리를 측정한 값이 24개의 뉴럴 네트워크의 입력값이 되고, 뉴럴 네트워크의 출력은 로봇이 장애물을 회피하기 위해 이동해야할 13방향이다. 로봇의 이동 방향은 360도를 12등분한 12방향과 목표점을 향한 방향을 합하여 모두 13방향이 된다.

본 논문에서는 이동 로봇이 주행시 장애물과 만날 수 있는 여러 가지 상황을 설정하고, 각 상황에 대한 24개의 센서값과 효과적인 장애물 회피 방향을 설정한 것을 신경망의 최종 학습 목표로 하였다. 그러므로 한 개의 학습패턴은 장애물까지의 거리와 로봇의 이동 방향으로 구성되어있다. 그리고 여러 상황에 대한 학습패턴의 개수는 26개, 신경망의 학습률은 0.03, 관성상수는 0.8로 설정하여 출력 노드의 오차를 연결된 이전 노드로 역전파시켜 입력노드에 이를 때까지 반복하면서 연결강도를 수정하고, 오차가 0.05 이하가 되면 학습이 완료된다.

2. 가중치 퍼지규칙

가중치 퍼지규칙은 로봇이 이동하는 동안 변화하는 상황에 대하여 목표점접근 알고리즘과 장애물 회피 알고리즘에 적절한 가중치를 부여함으로써 장애물 회피와 목표점 수렴이라는 두 가지 목적을 만족시키게 한다. 가중치 퍼지규칙의 관측변수는 장애물까지의 최소거리와 목표점까지 거리의 차와 장애물까지의 최소거리이다.

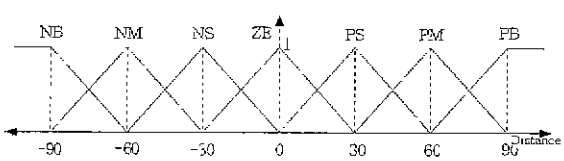


그림 6. 장애물까지의 최소거리-목표점까지의 거리의 소속도함수.
Fig. 6. Membership functions of distance between the nearest obstacle and goal point.

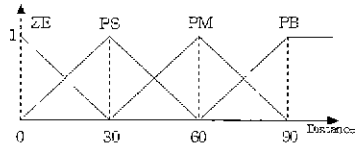


그림 7. 장애물까지의 최소거리에 대한 소속도함수.
Fig. 7. Membership functions for the smallest distance of the obstacle.

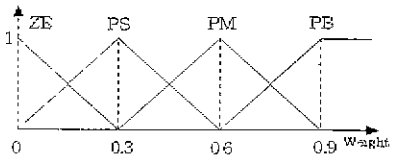


그림 8. 가중치 퍼지규칙에서 조절변수의 소속도함수.
Fig. 8. Membership functions of regulation variables in fuzzy rule.

표 2. 가중치 퍼지규칙.
Table 2. Fuzzy rule of weight factors.

Dist / Angle	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
ZE	ZE	ZE	PS	PS	PM	PM	PB
PS	ZE	PS	PM	PM	PM	PB	PB
PM	PS	PM	PM	PM	PB	PB	PB
PB	PM	PB	PB	PB	PB	PB	PB

가중치 퍼지규칙은 장애물 회피 알고리즘과 목표점접근 알고리즘에서의 조절변수인 거리에 각각 가중치를 부여한다. 목표점이 장애물보다 가까우면 목표점으로 이동하고, 반대의 경우에는 장애물을 회피해야하므로, Dist변수는 장애물까지의 거리와 목표점까지의 거리의차이고, Dist1변수는 장애물까지의 거리이다. 두 변수 모두 PB인 경우에 대해서 생각해보면, Dist변수인 거리의 차가 PB이므로 목표점이 장애물보다 가깝다는 것을 알 수 있고, Dist1변수가 PB이므로 장애물은 멀리 있다는 것이므로 가중치 퍼지규칙의 출력은 PB값으로 목표점접근 퍼지규칙에 더 많은 가중치를 부여하여 로봇은 목표점을 향하여 움직이도록 한다. 장애물 회피 알고리즘과 목표점접근 알고리즘의 거리출력에 각각 가중치를 부여하여 이 두벡터의 합성에 의해 로봇의 움직임 방향이 결정된다.

3. 이동 장애물에 대한 충돌 회피

로봇이 이동 장애물에 대한 충돌 회피를 하기 위해서 다음과 같이 수학적으로 구성하였다.

▶ 장애물 정보 : $I_{ob}(p_o, v_o, n_o)$, r_o

$p_o(t) = (x_o(t), y_o(t))$: 장애물의 위치

$v_o(t)$: 장애물의 속도

$n_o(t)$: 장애물의 이동 방향

r_o : 장애물의 반경

▶ 로봇의 정보 : $I_R(p_R, v_R, n_R)$

$p_R(t) = (x_R(t), y_R(t))$: 로봇의 위치

$v_R(t)$: 로봇의 속도

$n_R(t)$ 로봇의 이동 방향

▶ 현재 상황에서 t시간 후의 장애물의 예상 위치

($p_o(t)$)

$p_o(t) = (x_o(t), y_o(t))$

$x_o(t) = x_o(t-1) + v_o(t)\cos n_o(t)$

$y_o(t) = y_o(t-1) + v_o(t)\sin n_o(t)$

▶ 현재 상황에서 t시간 후의 로봇의 예상 위치

($p_R(t)$)

$p_R(t) = (x_R(t), y_R(t))$

$x_R(t) = x_R(t-1) + v_R(t)\cos n_R(t)$

$y_R(t) = y_R(t-1) + v_R(t)\sin n_R(t)$

▶ 충돌 위치 예상

$|p_R(t) - p_o(t)| \le r_o$ 이면 충돌함

$|p_R(t) - p_o(t)| > r_o$ 이면 충돌하지 않음

충돌할 경우, 충돌 예상 위치는 $p_o(t)$ 이다.

본 논문에서는 이동 장애물에 대하여 실시간으로 충돌 회피하기 위해서 장애물에 운동 정보를 이용하여 충돌 예상 위치를 예측하여 충돌 예상 지점으로는 이동 로봇이 이동하지 않고 장애물을 회피하면서 주행한다.

III. 모의실험

모의실험은 비교적 복잡한 고정 장애물만 존재하는 경우, 크기가 큰 여러 개의 원형 이동 장애물만 있는 경우와 고정 장애물과 이동 장애물이 동시에 존재하는 경우에 대하여 모의 실험 하였다. 로봇은 크기와 무게가 없는 점 로봇으로 가정하였다.

그림 9는 비교적 복잡한 고정 장애물만 있는 경우에 대한 모의실험으로 이동 로봇의 출발점을 S1,S2.S3,S4로 나타내고 목표점을 G_1,G_2,G_3,G_4로 나타내었다. 그림 10은 3개의 이동 장애물만 있는 경우에 대한 모의실험이고, 그림 11은 고정 장애물과 이동 장애물이 공존하는 경우의 모의실험으로 이동 로봇과 이동 장애물의 초기 위치를 각각 10로 나타내었고 모의실험 결과를 보기 쉽게 하기 위해 화면의 좌측 상단은 실제의 장애물과 로봇이 이동하는 것을 보여주고, 우측 상단은 실제 이동 로봇의 움직임에 대한 궤적과 이동 로봇이 주행하면서 센서로 감지하여 장애물을 회피하여 주행하는 상태를 나타내었다 좌측 하단은 24개의 센서로 장애물을 측정한 값을 표시하고, 우측 하단은 계수를 나타낸다. 궤적은 로봇이 4번 움직일 때 장애물은 한번만 표시하도록 하였다. 시작점에서 목표점으로 이동하면서 순차적으로 만나는 장애물에 대하여 안정되게 회피하여 목표점에 도달하는 것을 볼 수 있다. 이동 로봇은 임의의 시작점과 목표점을 지정하면 스스로 주행하면서 장애물을 감지하여 충돌 회피함으로써 목표점으로 주행한다.

그림 9는 여러 가지 형태를 갖는 고정 장애물만 있는

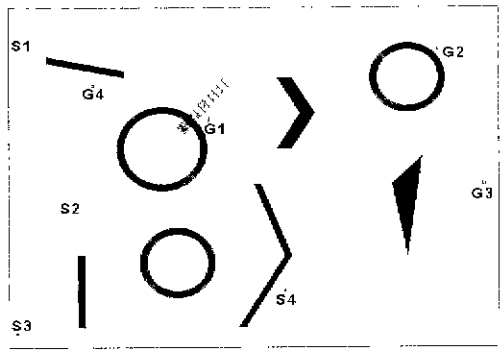


그림 9. 고정 장애물만 존재하는 경우의 모의실험.
Fig. 9. Simulation with stationary obstacles.

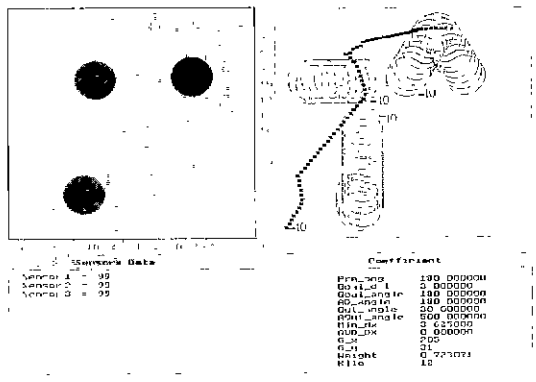


그림 10. 이동 장애물만 존재하는 경우의 모의실험.
Fig. 10 Simulation with moving obstacles

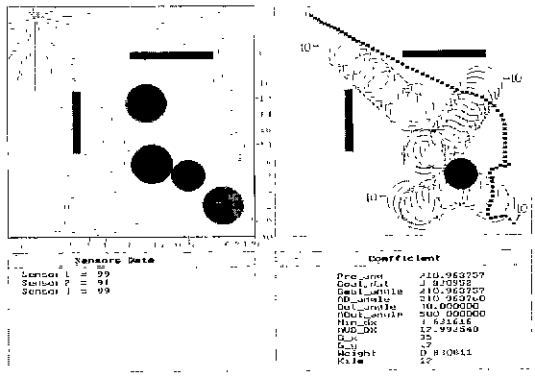


그림 11. 이동 장애물과 고정 장애물이 공존하는 경우의 모의실험.
Fig. 11. Simulation with stationary and moving obstacles.

경우의 모의실험 결과로 알 수 있듯이 비교적 복잡한 장애물에 대해서도 이동 로봇은 목표점으로 이동하면서 순차적으로 만나는 장애물에 대하여 안정되게 회피하여 목표점에 도달하는 것은 볼 수 있다 특히 장애물 중에) 모양의 장애물에 대해서도 국부 최소점(local minimum point)에 빠지지 않고 장애물을 회피하여 목표점에 도달하는 상태를 보여준다

그림 10은 크기가 큰 이동 장애물만 있는 경우의 모의실험 결과를 보는 것과 3개의 이동 장애물은 2차원 평면상에서 사라지지 않고 계속해서 움직이는 상황에서도

이동 로봇은 목표점으로 이동하면서 순차적으로 만나는 이동 장애물에 대하여 안정되게 회피하여 목표점에 도달하는 것을 볼 수 있다.

그림 11은 이동 장애물과 고정 장애물이 동시에 존재하는 경우의 모의 실험 결과에서 보듯이 3개의 고정 장애물과 3개의 이동 장애물이 동시에 존재하는 경우에 대해서도 장애물과 충돌 없이 안정되게 목표점에 도달하는 것을 볼 수 있다

IV. 결론

이동 로봇의 속도를 제어하는데 퍼지 제어를 사용하여 이동 로봇이 주행 도중에 장애물이 없는 구간에서는 빠른 속도로 목표점을 향해 주행하고, 주행 도중에 장애물이 있는 구간에서는 너무 빠른 속도로 주행하면 장애물과 부딪힐 경우가 발생할 수가 있으므로 속도를 줄여서 천천히 주행하도록 하였다. 이동 로봇이 장애물을 회피하는데 뉴럴 네트워크를 사용하여 여러 형태의 고정 장애물과 이동 장애물에 대해서도 센서로 장애물을 감지하여 장애물과 충돌이 없이 목표점에 도달하는 상황을 통하여 제시한 알고리즘의 타당성을 보였다.

이동 로봇의 주행시 고정 장애물과 다수의 이동 장애물이 계속해서 움직이는 상황에서도 이동 장애물의 운동 정보를 습득하여 충돌 예상 위치를 파악함으로써 충돌 회피하여 주행하는 것을 보여주었다.

앞으로의 연구 과제는 이동 로봇의 모델링과 관성을 고려한 경우의 모의 실험이 수행되어야 하고 실제 실험을 할 예정이다.

참고문헌

[1] A Masoud. M. Bayoumi, "Robot navigation using the vector potential approach", *In Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, vol. 1, pp. 805-811, 1993.

[2] J. A. Janét, R. C Lou, and M. G. Kay, "Autonomous mobile robot global motion planning geometric beacon collection using traversability vectors", *IEEE Trans. Robotics and Automat.*, vol. 13. no. 1, pp 132-140, February, 1997.

[3] Panagiotis G. Tzionas Thanailakis, and P G. Tsalides, "Collision-free path planning for a diamond-Shaped robot using two-dimensional cellular automata", *IEEE Trans. Robotics and Automat.*, vol. 13, no 2, pp. 237-250, April, 1997.

[4] A. Zelinsky, "A mobile robot exploration algorithm", *IEEE Trans. Robotics and Automat.*, vol. 8, no 6, pp 707-717, December, 1992.

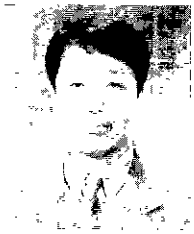
[5] 박찬규, 최정원, 정경채, 권순학, 이석규, "퍼지-뉴럴 네트워크를 이용한 이동 로봇의 경로 계획", Proceeding of the 13th KACC, vol. 1, pp. 494-497, 1998.

[6] C C. Chang and K-T. Song "Environment prediction for mobile robot in a dynamic environment", *IEEE Trans. Robotics Automat.*, vol. 13. no. 6, pp 862-872, 1997.

[7] I. Hiraga, T. Furuhashi, Y. Uchikawa, and S. Nakayama, "An acquisition of operator's rule for collision avoidance using fuzzy neural networks", *IEEE Trans. on Fuzzy System*, vol. 3, no 3, pp. 280-287, August, 1995.

박 찬 규

1987년 경일대학교 전기공학과 졸업. 영남대학교 대학원 석사(1991). 영남대학교 대학원 박사수료(1996) 1995-현재 영남이공대학 전기과 조교수. 관심분야는 로보틱스, 공장 자동화, 이동로봇.

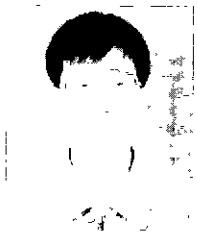


권 순 학

1983년 서울대학교 제어공학과 졸업. 동대학원 석사(1985). Tokyo Institute of Technology 박사 (1995). 1986-1991 KIST 연구원 1996-현재 영남대학교 전기전자공학부 교수. 관심분야는 시스템 모델링 및 지능시스템제어.

최 정 원

1995년 영남대학교 전기공학과 졸업. 동대학원 석사(1997). 1997-현재 동대학원 박사과정. 관심분야는 로보틱스, 시스템 모델링 및 지능제어, 이동로봇.



이 석 규

1979년 서울대학교 전기공학과 졸업 동대학원 석사(1981). University of California, Los Angeles 박사(1990). 1982~현재 영남대학교 전기전자공학부 교수. 1996~1997 University of Michigan, Ann Arbor 교환교수. 관심 분야는 로보틱스, 공장자동화, 지능시스템제어, 선형모터.