

퍼지-뉴럴 네트워크를 이용한 자율 이동로봇의 운항

(Navigation of Autonomous Mobile Robot using Fuzzy Neural Network)

최정원*

(Jeong-Won Choi)

요 약

본 논문은 장애물에 대한 사전 정보를 가지고 있지 않은 미지의 공간에서 장애물의 회피와 지정된 목표점으로 이동할 수 있는 자율이동로봇을 위한 퍼지-뉴럴 네트워크를 이용한 지능제어 알고리즘을 제안하고, 제안된 제어기의 효용성을 모의실험과 실제 로봇의 구동실험을 통하여 검증을 한다. 제시한 지능제어기는 계층구조의 알고리즘으로 로봇이 목표에 도달하기 위한 퍼지 알고리즘과 주행 중 만날 수 있는 장애물들에 대한 회피를 수행하는 퍼지-뉴럴 알고리즘으로 구성된 계층과, 로봇이 이동하면서 만날 수 있는 여러 가지 상황에 따라 장애물 회피동작과 목표점 도달동작을 수행할 수 있도록 두 알고리즘에 적당한 가중치를 부여하는 가중치 퍼지 알고리즘으로 구성되어 있다. 그리고 로봇의 현재 운동정보와 장애물까지의 거리정보를 바탕으로 가중치 퍼지 알고리즘의 출력부 소속도 합수를 조절함으로써 오목한 장애물에 대해서도 장애물 회피 동작을 수행하도록 하였다. 제작된 로봇으로 제시한 알고리즘의 실효성을 검증하였다.

Abstract

This paper proposes a hierarchically structured navigation algorithm for autonomous mobile robot under unknown environment based on fuzzy-neural network. The proposed algorithm consists of two basic layers as follows. The lower layer consists of two parts such as fuzzy algorithm for goal approach and fuzzy-neural algorithm for obstacle avoidance. The upper layer which is basically fuzzy algorithm adjusts the magnitude of the weighting factor depending on the environmental situation. The proposed algorithm provides an efficient method to escape local minimum points as shown in the simulation result. Most simulation results show that this algorithm is very effective for autonomous mobile robots' traveling in unknown field.

Key Words : Hierarchically structured algorithm, Unknown environment, Autonomous mobile robot

1. 서 론

자율 이동로봇이 주변환경에 대한 어떠한 사전정보를 갖고 있지 않은 미지공간에서 지정된 목표점에 도달하기 위해서는 기본적으로 장애물에 대한 충돌 회피기능과 목표점 도달 기능을 갖고 있어야 한다.

* 주저자 : 금오공과대학 전자공학부 교수
Tel : 054-478-7895, Fax : 054-473-5539
E-mail : jwchoi@kumoh.ac.kr
접수일자 : 2007년 10월 2일
1차심사 : 2007년 10월 9일
심사완료 : 2008년 2월 27일

퍼지-뉴럴 네트워크를 이용한 자율 이동로봇의 운항

미지의 환경에서 이동로봇이 주행할 수 있도록 제어기를 구성하는 것은 매우 힘든 작업이다. 로봇이 주변환경을 인식하기 위해 사용하는 여러 가지 센서의 부정확성, 센서의 실시간 계측, 센서정보를 이용한 외부 환경의 모델링, 센서정보를 이용한 로봇용 제어기의 설계 등 수 많은 어려움이 있다. 그리고 로봇이 동작하는 환경에 대한 어떠한 정보 즉 환경 내에서 존재할 수 있는 여러 가지 형태의 고정 장애물 및 이동 장애물에 대한 정보를 갖고 있지 않으므로 이 장애물들에 대하여 로봇이 지능적으로 회피할 수 있게 하는 장애물 회피 기능이 필요하다. 또한 이러한 장애물 회피 과정을 통하여 목표점을 지향하던 로봇의 진행 방향이 바뀔 수 있으므로 장애물 회피 동작 후 항상 로봇이 목표점을 지향하도록 하고 그 이동속도를 조정하여 목표점에 정확하게 도달하도록 목표점 도달 기능 또한 필요하다. 이와 같은 개념을 이용한 로봇의 경로 계획법은 국지적 경로 계획법(Local path-planning)과 전역 경로 계획법(Global path-planning)이 있다. 국지적 경로 계획법은 전역 경로 계획법에 비하여 최적의 경로를 생성하기는 힘들지만, 장애물에 대한 사전정보가 없는 동적인 환경에서 로봇의 운항은 센서기반의 국지적 경로 계획법[1]이 필수적이며, 전역 경로 계획법으로 경로 계획을 수립한 이후 새로운 장애물이 추가되었을 경우에는 국지적 경로 계획 알고리즘을 적용하여 장애물을 회피할 수 있어야 한다. 그리고 국지적 경로 계획은 전체 동작환경에 대한 국지적인 환경 정보 즉, 로봇이 가진 센서 정보만을 이용하여 on-line으로 경로계획을 수립하는 형태로서 동작 환경의 모델 또는 지도 등의 정보를 사용하여 off-line으로 경로 계획을 하는 전역 경로계획 방식에 비해서 최적의 경로 계획 결과를 얻기는 어려우나 강인한 경로 계획 결과를 얻을 수 있다. 이러한 국지적 경로 계획은 위에서 밝힌 바와 같이 센서 정보만을 이용하여 자율 이동 로봇의 필수적인 기능들인 목표점 도달 기능과 장애물 회피 기능을 수행하여야 하는데 이의 지능적인 수행을 위한 접근 방법으로는 장애물 회피를 위한 조작자의 경험을 퍼지 논리로 기술하는 방법을 개발하는 방법[2-3], 이동 로봇의 센서정보를 입력으로 하는 신경망을 통하여 주행 제어를 위한 퍼지

규칙을 얻도록 학습시키는 방법, 유전 알고리즘과 퍼지 이론을 합성하여 환경 적응 기능을 가진 알고리즘을 개발[4]하는 방법, 이동 로봇이 동작하는 환경에 대한 센서 정보를 통하여 확률적인 위치 정보를 가진 지도를 구축하여 이 지도 정보를 통하여 경로계획[5]을 수행하는 방법 등 여러 가지 방법이 있다. 이에 본 논문에서는 목표점 접근을 위한 이동 로봇의 진행 각도와 속도를 제어하기 위해서 각각에 대한 퍼지 규칙을 만들어 적용하고 로봇간의 회피 및 장애물 회피를 위한 이동 로봇의 진행 각도와 속도를 제어하기 위해서 장애물 회피 각도는 신경망을 통해서 그리고 회피 속도는 퍼지 논리를 통해서 얻도록 제어기를 구성하였다. 그리고 로봇이 처한 상황에 따라 목표물 접근 알고리즘과 장애물 회피 알고리즘 간의 가중치를 조절해 주는 가중치 알고리즘을 퍼지로 구성하여 전체 제어기를 총괄하도록 함으로써 계층적 제어기를 구성하여 이동 로봇이 고정 장애물을 회피하여 목표점에 도달하도록 할 뿐만 아니라, 국부 최소점(Local minimum)에 대한 회피를 수행하며 안정적으로 목표점에 도달할 수 있는 기능을 가지도록 하였다.

2. 제어 알고리즘

퍼지-뉴럴 네트워크를 이용한 계층구조 알고리즘의 구성도를 그림 1에 나타내었다. 입력이 너무 많은 경우에서의 퍼지 알고리즘의 사용은 매해함중에서의 추론이라는 장점을 얻지 못하게 되며, 각 입출력에 대해서 경우의 수가 너무 많은 경우에는 퍼지들의 작성이 어렵기 때문에 제시한 알고리즘에서 퍼지의 장점과 뉴럴네트워크의 장점을 이용하였다. 기본적으로 이동로봇이 갖추어야 할 능력은 장애물 회피 기능과 목표점 도달기능이다. 그림 1에서 Fuzzy 1, Fuzzy 2, Fuzzy 3, Neural Net 1은 계층구조의 하층부에 해당하며, Fuzzy 1, Fuzz 2는 목표점 접근을 위한 알고리즘으로서 로봇과 목표점이 이루는 각도와 목표점까지의 거리를 입력변수로 사용하여 로봇이 목표점에 도달하기 위한 회전각도와 이동거리를 출력한다. Fuzzy 3, Neural Net 1은 장애물회피를 위한 알고리즘이며, Fuzzy 3은 장애물까지의 거리와 목표

점까지의 거리를 입력변수로 사용하여 로봇이 장애물을 회피하기 위한 이동거리를 출력한다. Neural Net 1은 장애물까지의 거리를 입력받아서 로봇이 장애물을 회피하기 위한 회전각도를 출력한다. 계층구조의 하층부에서 출력되는 각도와 이동거리는 계층구조의 상층부에 해당하는 Weight Factor Fuzzy, Neural Net 2에 의해 조절된다.

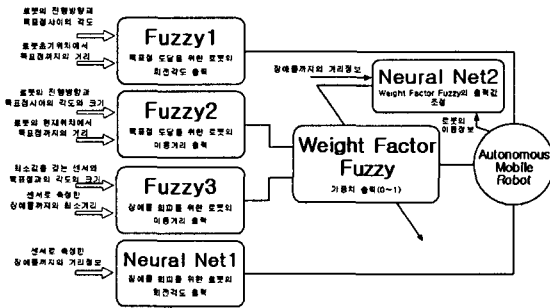


그림 1. 계층적 알고리즘의 구성도
Fig. 1. Structure of the proposed hierarchical algorithm

로봇과 목표점 사이에 장애물이 존재할 경우에는 목표점 도달 알고리즘은 목표점으로 로봇을 이동시키려는 동작을 하고, 반대로 장애물 회피 알고리즘은 장애물을 회피하는 방향으로 로봇을 이동시키려는 서로 상반되는 방향을 출력하는 경우가 발생한다. 만약 두 알고리즘이 같은 가중치를 갖고 있다면 국부최소점 문제에 취약한 성능을 보인다. 그러므로 장애물이 존재하는 환경에서 로봇이 장애물을 회피하고 있을 때는 로봇이 목표점으로 이동하지 않도록 장애물 회피 알고리즘에 가중치를 많이 부여하고, 장애물이 없다면 로봇이 목표점으로 이동할 수 있도록 목표점 접근에 가중치를 많이 부여하여 장애물이 오목하거나 긴 경우에도 안정된 장애물 회피와 목표점 도달을 가능하게 한다. 목표점 도달 알고리즘에서 출력되는 각도와 거리는 하나의 벡터가 되고, 장애물 회피 알고리즘에서 출력되는 각도와 거리도 하나의 벡터가 된다. 이 두 벡터는 가중치를 부여 받은 후 벡터 합성이 이루어지고 벡터 합성 결과에 의해서 현재 위치에서 다음 위치로 로봇이 이동하게 된다.

2.1 목표점 접근을 위한 퍼지 제어기

목표점 접근 퍼지 제어기는 로봇이 목표점에 도달하기 위하여 이동해야 할 방향을 출력하는 Fuzzy 1과 로봇이 이동해야 할 거리를 출력하는 Fuzzy2로 구성되어 있다. Fuzzy 1은 항상 로봇이 목표점을 향하여 이동할 수 있도록 로봇의 각도를 조절하며, 로봇과 목표점과의 거리에 따라서 로봇의 이동속도가 바뀌어야 하는데 Fuzzy 2는 이동속도를 결정한다.

2.1.1 Fuzzy 1

목표점 접근을 위한 Fuzzy 1은 관측변수로 로봇의 진행 방향과 목표점이 이루는 각도와 로봇의 초기 위치에서 목표점까지의 거리를 사용하고, 출력변수는 로봇이 목표점에 도달하기 위하여 회전해야 할 각도이다.

표 1은 이동로봇과 목표점이 이루는 각도와 목표점까지의 거리에 대한 퍼지 규칙들이다. 목표점이 로봇의 왼쪽에 있다면 로봇은 왼쪽으로 이동하게 하였고, 목표점까지의 거리에 따라 회전각도의 크기를 조절하여 안정되게 목표점에 도달하게 하였다.

표 1. 목표점 접근을 위한 Fuzzy 1 규칙
Table 1. Fuzzy rules 1 for goal approach

Angle \ Dist	ZE	PS	PM	PB
	LB	LB	LB	LB
LM	LB	LM	LM	LS
LS	LM	LM	LS	LS
ST	ST	ST	ST	ST
RS	RM	RM	RS	RS
RM	RB	RM	RM	RS
RB	RB	RB	RB	RM

2.1.2 Fuzzy 2

목표점 접근을 위한 Fuzzy 2의 관측변수는 로봇의 이동 방향과 목표점이 이루는 각도의 크기 즉, 절대값과 로봇의 현재 위치에서 목표점까지의 거리이며 출력변수는 로봇이 목표점까지 한 스텝동안 이동해야 할 거리이다. 표 2는 이동로봇과 목표점이 이루

퍼지-뉴럴 네트워크를 이용한 자율 이동로봇의 운영

는 각도와 목표점까지의 거리에 대한 퍼지 규칙들이다. 목표점이 멀리 있으면 로봇을 빠르게 움직이게 하였고, 목표점이 멀지만 로봇방향이 목표점방향과 반대이면 이동거리를 작게하여 목표방향으로 회전하도록 하였다.

표 2. 목표점 접근을 위한 Fuzzy 2 규칙
Table 2. Fuzzy rules 2 for goal approach

Angle \ Dist	ZE	PS	PM	PB
ZE	PS	PM	PB	PB
PS	PS	PM	PB	PB
PM	ZE	PS	PS	PS
PB	ZE	PS	PS	ZE

2.2 장애물 회피를 위한 퍼지-뉴럴 제어기

장애물 회피 알고리즘의 입력변수는 이동 로봇과 장애물 사이의 각도와 거리이며, 출력변수는 이동 로봇이 장애물을 회피하기 위한 각도를 출력으로 하는 Neural Net 1과 장애물 회피를 위해 한 스텝동안 로봇이 이동하여야 할 거리를 출력하는 Fuzzy 3으로 구성되어 있다.

2.2.1 Neural Net 1

본 논문에서 Neural Net 1에 사용한 신경망은 이동 로봇의 거리 센서를 통해 얻어진 장애물과의 거리 및 각도 정보를 통하여 로봇의 장애물 회피 각도를 출력하는 기능을 수행한다. 신경망의 구조는 입력층이 15개, 은닉층이 35개, 출력층은 13개로 구성되어 있고 이 다층의 신경망을 학습시키기 위하여 일반적으로 많이 사용되는 오차 역전파 방식을 사용하였다. 15개의 센서로 측정된 장애물까지의 거리가 뉴럴넷에 입력되며, 출력층은 로봇이 장애물을 회피하기 위해 회전하여야 할 13개 방향을 나타낸다. 본 논문에서는 이동 로봇이 주행하는 가운데 만날 수 있는 여러 가지 상황을 설정하고, 로봇이 실제로 장애물까지의 거리를 센서로 측정하도록 하였다. 이 측정값들이 입력될 때 로봇이 이동하여야 할 방향은

인간의 경험적 지식을 바탕으로 효과적인 장애물 회피를 위한 각도를 정해주는 것을 신경망의 학습 데이터 쌍으로 구성했으며 이것을 신경망의 최종 학습 목표로 삼았다. 그러므로 이 신경망의 학습 패턴은 장애물에 대한 센서들의 거리 값과 이에 대한 이동 로봇의 회피 각도로 구성되어 있고 신경망 학습을 위해 사용된 패턴의 수는 32개이고 학습율은 0.03, 관성상수는 0.8로 설정하였으며 오차가 0.05이하가 될 때까지 학습하였다. 로봇이 이동하면서 장애물 회피를 실패할 경우에는 그 위치에서 다시 센서정보를 얻고 학습패턴을 생성하여 신경망을 학습하도록 하였다.

2.2.2 Fuzzy 3

장애물 회피를 위한 Fuzzy 3은 장애물까지 측정된 거리 값 중 가장 작은 값과 이 가장 작은 값을 가지는 센서와 목표점이 이루는 각도의 크기를 입력 변수로 가지고 장애물 회피를 위한 로봇의 이동 거리를 출력으로 한다.

표 3은 Fuzzy 3의 퍼지규칙을 나타낸다. 장애물까지의 거리가 가깝고 그 센서가 목표점과 이루는 각도가 작다면 이동거리를 적게하여 장애물에 충돌하지 않도록 하였다.

표 3. 장애물 회피를 위한 Fuzzy 3 규칙
Table 3. Fuzzy rules 3 for obstacle avoidance

Angle \ Dist	ZE	PS	PM	PB
ZE	ZE	PS	PS	PM
PS	ZE	PS	PM	PM
PM	ZE	PM	PM	PB
PB	PS	PM	PB	PB

2.3 가중치 퍼지 제어기

가중치 퍼지 규칙은 로봇의 목표점 접근을 위한 이동 거리와 장애물 회피를 위한 이동 거리 사이에 가중치를 부여하여 복잡한 환경에서 장애물에 충돌하지 않게 하며 안정된 목표점 도달 기능을 충족시켜준다. 이 가중치(Weight factor) 퍼지 알고리즘의

관측변수는 장애물까지의 최소거리와 목표점까지 거리의 차, 그리고 로봇이 측정한 장애물까지의 가장 가까운 거리이다. 그 출력은 0~1사이의 값을 갖고 목표점 접근 알고리즘과 장애물 회피 알고리즘에 가중치를 부여한다. 장애물까지의 거리보다 목표점이 더 멀리 있다면(NS, NM, NB) 로봇은 장애물을 회피하여야 하므로 가중치 퍼지 규칙의 출력은 장애물 회피 알고리즘에 가중치를 많이 부여한다. 반대로 목표점이 더 가까이 있다면(PS, PM, PB) 로봇은 목표점으로 이동해야 하므로 목표점 접근 알고리즘에 가중치를 많이 부여한다.

표 4는 가중치 퍼지규칙을 나타낸다. 로봇이 장애물과 가까이 있으면 가중치 퍼지 규칙은 작은값을 출력하여 장애물 회피 퍼지규칙에 더 많은 가중치를 부여하도록 하였다. 그리고 로봇이 장애물과의 거리가 가깝더라도 목표점이 장애물보다 가까이 있으면 가중치 퍼지의 출력값을 크게 하여 목표점 접근 알고리즘에 가중치를 많이 부여하도록 하였다.

표 4. 가중치 퍼지규칙
Table 4. Weight factor fuzzy rules

Dist Dist1 \	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
ZE	ZE	ZE	PS	PS	PM	PM	PB
PS	ZE	PS	PS	PM	PM	PB	PB
PM	PS	PM	PM	PM	PB	PB	PB
PB	PM	PB	PB	PB	PB	PB	PB

2.4 Neural Net2

Neural Net 2는 로봇의 현재 이동상태와 장애물까지의 거리정보를 이용하여 가중치 퍼지 규칙의 출력부 소속도 함수를 조절한다. 로봇의 현재 이동방향이 목표점 방향과 각도 차가 크다면 로봇은 장애물을 회피하고 있는 중이다. 그리고 로봇의 이동방향이 목표점 방향과 비슷하면 로봇은 목표점으로 이동하고 있다. 로봇이 장애물을 회피하고 있고, 장애물까지 거리가 가깝다면 Neural Net 2는 가중치 퍼지 규칙의 출력부 소속도 함수의 폭을 조절하여 더욱더 장애물 회피 알고리즘에 가중치를 많이 부여하도

록 한다. 반대로 로봇이 목표점 방향으로 이동하면서 장애물까지의 거리가 멀다면 장애물과 부딪히지 않는 상황이므로 목표점 접근 알고리즘에 가중치를 더욱 더 많이 부여한다. Neural Net 2에서 사용한 뉴럴네트워크는 오류 역전파 방식을 사용하였으며, 학습 패턴수는 21개, 학습율은 0.03, 관성상수는 0.8로 설정하였으며, 오차가 0.05이하가 되면 학습이 완료되며, 학습시간은 펜티엄 4-2[GHz]에서 약 5초가 소요되었다.

3. 모의실험 및 고찰

본 논문에서 사용된 프로그램은 Microsoft사의 Windows 환경에서 Visual C++을 사용하여 작성하였다. 모의실험에 채용한 로봇 모델은 15개의 거리 센서를 15°씩의 각도 차를 두고 로봇에 원형으로 장착하고 있다. 모의실험에서의 로봇은 직경 6픽셀(Pixel)의 원형이고 장애물을 탐지하는 센서의 최대 감지거리는 100픽셀로 가정하였다.

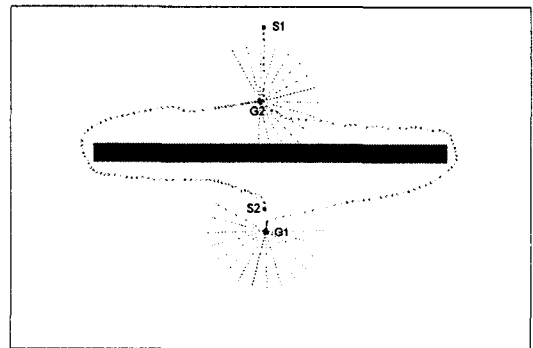


그림 2. 긴 막대형 장애물에 대한 모의실험
Fig. 2. The simulation result for long-bar type obstacle

모의실험에서 사용한 좌표계는 2차원 직교 좌표계로 창의 좌측 상단을 원점으로 하고 X축은 화면 우측방향으로 좌표값이 증가하고 Y축은 화면 아래 방향으로 좌표값이 증가한다. 그림에서 S는 출발점이며 G는 목표점이다. 그림 2는 긴 막대형태의 장애물에 대해서 모의 실험한 결과이다. 긴 막대형 장애물 사이에 두고 출발점과 목표점이 대칭을 이루고 있

퍼지-뉴럴 네트워크를 이용한 자율 이동로봇의 운항

을 때의 모의실험으로서 로봇이 출발하여 목표점으로 이동하다가 정면에 장애물을 만나서 좌측으로 회피동작을 하여 목표점에 도달하는 과정을 나타낸다.

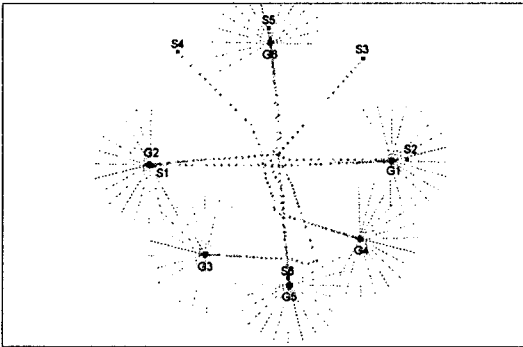


그림 3. 이동로봇간의 회피
Fig. 3. The result of simulation for mobile robots' mutual avoidance

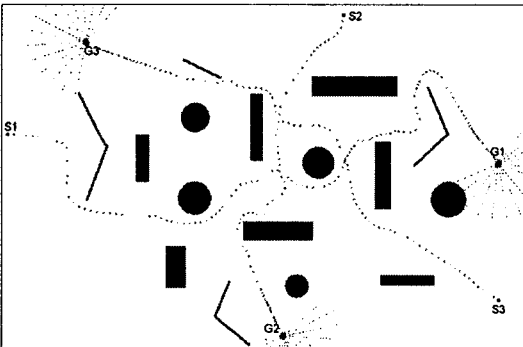


그림 4. 여러 고정 장애물 및 로봇 상호간의 회피
Fig. 4. The simulation result of mobile robots and static obstacles

그림 3은 여러대의 이동로봇이 출발점과 목표점을 다르게 설정하여 동시에 출발시킨 모의실험 결과로서 여러대의 로봇들이 이동 경로 중간에 만났을 때 회피하는 결과를 보여주고 있다. 만약 로봇이 이동하다가 고정 장애물이나 다른 이동로봇과 부딪히면 그 위치에 멈추도록 하였으며 실험 결과 충돌없이 안정되게 목표점에 도달하였다. 그림 4는 3대의 이동로봇이 각각의 목표점을 향하여 동시에 출발하여 로봇 상호간에 회피동작을 하면서 국부 최소점을 가진 고정 장애물과 다양한 형태의 장애물을 회피하여 목표점에 각각 도달하는 결과를 보여준다.

4. 결 론

본 논문에서는 미지공간에서 로봇의 장애물 회피와 목표점 도달을 위한 계층구조의 알고리즘을 제시하였다. 위의 시뮬레이션 결과들을 통해서 이 논문에서 제안된 알고리즘이 한 대의 이동로봇 또는 여러대의 이동로봇이 미지의 공간에서 여러 형태의 고정 장애물을 회피하며 목표점에 도달하게 하는 기능을 수행할 뿐만 아니라 여러 대의 로봇들에 대해서도 로봇 상호간의 회피 및 고정 장애물 회피 동작을 효과적으로 수행하며 각각의 로봇들이 목표점에 도달하는 결과를 보여 주었다. 또한 이 알고리즘이 여러 대의 로봇들이 다수의 고정 장애물과 이동장애물이 존재하는 동적인 환경에 대한 정보의 사전 획득 또는 학습[5]없이 그리고 장애물에 대한 모델링 과정이나 이에 맞는 예측 회피를 위한 연산[7]없이 만족할 만한 기능을 수행한다는 결과를 보여 준다. 이러한 사실들을 통하여 이 알고리즘이 다수의 로봇들이 존재하면서 전체적으로 이 로봇들을 제어하는 장치 없이 서로 독립적으로 동작하는 미지 공간에서 유용하다는 점을 알 수 있다.

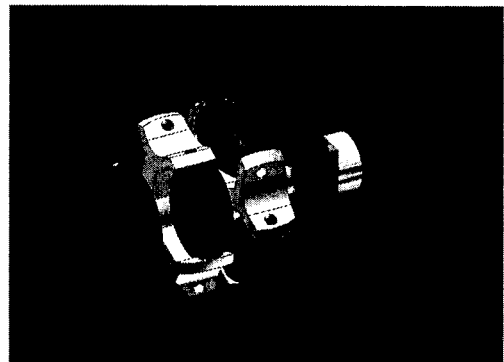


그림 5. 전 방향 이동가능한 바퀴
Fig. 5. Omni-directional wheel

그리고 비전센서 등의 다양한 센서를 이용한 물체의 형상인식과 이를 이용한 로봇의 운항에 관한 연구가 필요하며, 현재 그림 5와 같은 형태의 임의의 방향으로 이동 가능한 4바퀴를 가지고 15개의 초음파 센서를 장착한 실제 이동로봇 시스템을 제작중이며 제시한 알고리즘의 효용성을 검증하려 한다.

References

- [1] J.Y. Lee, H. Choset, "Sensor-Based Exploration for Convex Bodies: A New Roadmap for a Convex-shaped Robot", Proc. 2002 IEEE International Conference on Robotics & Automation, pp.1675-1682, May 2002.
- [2] T. Hessburg and M. Tomizuka "Fuzzy logic control for lateral vehicle guidance", IEEE Control Systems, Vol. 14, No. 4, 1994.
- [3] C. B. Ban, K. B. Sim, "Learning Rules for AMR of Collision Avoidance using Fuzzy Classifier System", Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems, Vol.10, No.5, pp.506-512, 2000.
- [4] Hani Hagras, Victor Callaghan, Martin Colley, Malcom Carr-West, "A Fuzzy-Genetic Based Embedded-Agent Approach to Learning & Control in Agricultural Autonomous Vehicles", Proc. of the 1999 IEEE ICRA Detroit, Michigan. pp.1005-1010, May 1999.
- [5] Nicholas Roy, Wolfram Burgard, Dieter Fox, Sebastian Thrun, "Coastal Navigation Mobile Robot Navigation with Uncertainty in Dynamic Environments", Proc. of the 1999 IEEE ICRA Detroit, Michigan. pp.35-40, May 1999.
- [6] V. Santos, J. G. M. GonÇalves, and F. Vaz, "Perception maps for the local navigation of a mobile robot: a neural network approach", Proc. 1994 IEEE Conference on Robotics and Automation, Vol. 3, pp. 2193-2198, 1994.
- [7] Qiuming Zhu, "Hidden Markov Model for Dynamic Obstacle Avoidance of Mobile Robot Navigation", IEEE TRANSACTION ON ROBOTICS AND AUTOMATION, VOL. 7, NO.3, pp.390-397, JUNE 1991.
- [8] J. W. Choi, Soon H. Kwon, Hae Y. Lee and Suk G. Lee "Navigation Strategy of an Intelligent Mobile Robot Using Fuzzy Logic", Proc. of the 1998 IEEE International Conference on Fuzzy Systems : FUZZ-IEEE'98 - Volume 1, pp. 602-605, 1998.

◇ 저자소개 ◇

최정원 (崔丁元)

1971년 5월 6일생. 1995년 영남대학교 전기공학과 졸업.
2002년 동대학원 전기공학과 졸업(박사). 2003년~
2006년 (주)STX중공업, 연구소 과장. 현재 금오공과
대학교 전자공학부 교수.