

## 자율이동로봇의 계층구조 제어 알고리즘의 개발

### Development of hierarchically structured control algorithm of a mobile robot

최정원, 박찬규, 이석규  
(Jeong Won Choi, Chan Gyu Park, and Suk Gyu Lee)

**Abstract** : We propose a hierarchically structured navigation algorithm for multiple mobile robots under unknown dynamic environment based on fuzzy-neural algorithm. The proposed algorithm consists of two basic layers. 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. In addition, The proposed algorithm provides an efficient method to escape local minimum points as shown in the simulation result. The efficacy of the proposed method is demonstrated via some simulations.

**Keywords** : unknown dynamic environment, multiple mobile robots

#### I. 서론

이동 로봇이 장애물에 대한 어떠한 사전 정보도 가지고 있지 않은 공간에서 지정된 목표점으로 이동하기 위해서 로봇이 기본적으로 갖추어야 할 기능은 장애물 회피 기능과 목표점 도달 기능이다. 로봇이 동작하는 환경에 대한 어떠한 정보 즉 환경 내에서 존재할 수 있는 여러 가지 형태의 고정 장애물 및 이동 장애물에 대한 정보가 전무하므로 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 이동 속도를 조정하여 목표점에 정확하게 도달하도록 목표점 도달 기능 또한 필요하다. 이와 같은 개념을 이용한 로봇의 경로 계획법은 국지적 경로 계획법과 전역 경로 계획법이 있다. 국지적 경로 계획법은 전역 경로 계획법에 비하여 최적의 경로를 생성하기는 힘들지만, 장애물에 대한 사전정보가 없는 동적인 환경에서는 센서기반의 국지적 경로 계획법이 필수적이다. 국지적 경로 계획(Local path-planning)은 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 계획결과를 얻기는 어려우나 강인한 경로 계획 결과를 얻을 수 있다. 그러므로 본 논문에서는 실제 로봇이 동작해야 할 환경이 여러 가지 형태의 고정 장애물과 이동 장애물들이 존재하는 매우 동적인 환경이라고 가정하고 국지적 경로 계획 형태를 취하고 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 확실적인 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 여러 이동 로봇들이 고정 장애물을 회피하여 목표점에 도달하도록 할 뿐만 아니라, 국부 최소점(Local minimum) 및 다른 이동 로봇들에 대한 회피를 수행하며 안정적으로 목표점 도달할 수 있는 기능을 가지도록 하였다.

#### II. 제어 알고리즘

기본적으로 이동로봇이 갖추어야 할 능력은 장애물 회피 기능과 목표점 도달기능이다. 제시한 알고리즘은 그림1에 나타내고 있으며 계층구조의 형태를 갖고 있다. 입력이 너무 많은 경우에서의 퍼지 알고리즘의 사용은 애매함중에서의 추론이라는 장점을 얻지 못하게 되며, 각 입력력에 대해서 경우의 수가 너무 많은 경우에는 퍼지룰의 작성이 곤란하기 때문에 제시한 알고리즘에서 퍼지의 장점과 뉴럴넷의 장점을 이용하고 있다. Fuzzy1, Fuzzy2, Fuzzy 3, Neural Net

논문접수 : 2002. 8. 26., 채택확정 : 2003. 3. 17.

최정원 : 영남대학교 전자정보공학부(garden@taegu.net)

박찬규 : 영남이공대학 전기자동차과(pck@ync.ac.kr)

이석규 : 영남대학교 전자정보공학부(sglee@yu.ac.kr)

※ 이 논문은 2001학년도 영남대학교 학술연구조성비 지원에 의한 것임.

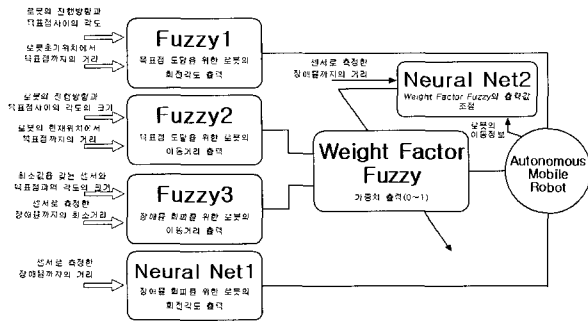


그림 1. 알고리즘의 구성도.

Fig. 1. Structure of the proposed algorithm.

1은 계층구조에서 하층부에 해당되며, Fuzzy 1, Fuzzy 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 목표점까지의 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. 계층구조의 상층부는 로봇이 장애물을 감지하여 장애물을 회피하고 있는 상황에서는 목표점으로 이동하려는 성분을 줄여서 장애물 회피에 가중치를 많이 주고, 장애물이 없는 경우에는 목표점 접근 알고리즘에 가중치를 많이 부여한다. 그래서 장애물이 옴목하거나 길이가 긴 경우에도 안정된 장애물 회피와 목표점 도달을 가능하게 한다. 목표점 도달을 위한 각도와 거리는 하나의 벡터가 되며, 장애물 회피를 위한 각도와 거리도 하나의 벡터가 된다. 이 두 벡터의 합성한 결과에 의해서 현재 위치에서 다음의 위치로 로봇은 이동하게 된다.

1. 목표점 접근을 위한 퍼지 알고리즘

목표점 접근 퍼지 알고리즘은 목표점에 도달하기 위하여 로봇이 이동해야 할 방향을 출력하는 Fuzzy1과 로봇이 이동해야 할 거리를 출력하는 Fuzzy2로 구성되어 있다. Fuzzy1은 항상 로봇이 목표점을 향하여 이동할 수 있도록 로봇의 각도를 조절하며, 로봇과 목표점과의 거리에 따라서 로봇의 이동속도가 바뀌어야 하는데 Fuzzy 2는 이동속도를 결정한다.

1.1. Fuzzy 1

목표점 접근을 위한 Fuzzy1은 관측변수로 로봇의 진행 방향과 목표점이 이루는 각도와 로봇의 초기 위치에서 목표점까지의 거리를 사용하고, 출력변수는 로봇이 목표점에 도달하기 위하여 회전해야 할 각도이다. 그림 2와 3은 Fuzzy 1의 입력변수의 소속도 함수를 나타내고 그림 4는 출력변수의 소속도 함수를 나타낸다.

표 1은 이동로봇과 목표점이 이루는 각도와 목표점까지의 거리에 대한 퍼지 규칙들이다. 목표점이 로봇의 왼쪽에 있다면 로봇은 왼쪽으로 이동하게 하였고, 목표점까지의 거

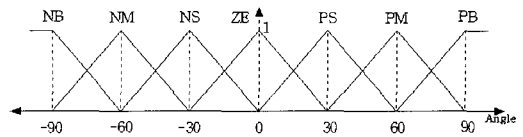


그림 2. 로봇의 이동 방향과 목표점이 이루는 각도의 소속도 함수.

Fig. 2. Membership function of angle between the goal and the moving direction of the robot.

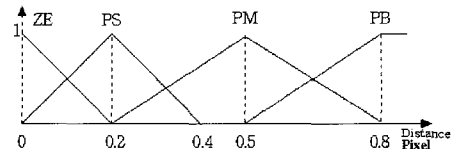


그림 3. 로봇과 목표점 사이의 거리에 대한 소속도 함수.

Fig. 3. Membership function of distance between the goal and the robot.

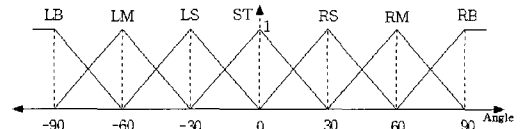


그림 4. 로봇이 목표점으로 접근하기 위해 회전해야 할 각도의 소속도 함수.

Fig. 4. Membership function of the rotating angle of robot for goal approach.

표 1. 목표점 접근을 위한 Fuzzy1 규칙.

Table 1. Fuzzy rules1 for goal approach.

| Dist<br>Angle | ZE | PS | PM | PB |
|---------------|----|----|----|----|
| NB            | LB | LB | LB | LM |
| NM            | LB | LM | LM | LS |
| NS            | LM | LM | LS | LS |
| ZE            | ST | ST | ST | ST |
| PS            | RM | RM | RS | RS |
| PM            | RB | RM | RM | RS |
| PB            | RB | RB | RB | RM |

리에 따라 회전각도의 크기를 조절하여 안정되게 목표점에 도달하게 하였다.

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. 그림 5와 6은 Fuzzy 2의 관측 변수의 소속도 함수를 나타내고 그림 7은 Fuzzy 2의 출력 변수의 소속도 함수를 나타낸다.

표 2는 이동로봇과 목표점이 이루는 각도와 목표점까지의 거리에 대한 퍼지 규칙들이다. 목표점이 멀리 있으면 로봇을

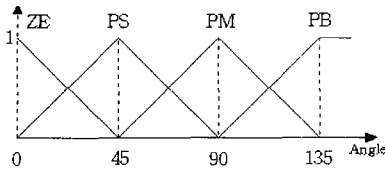


그림 5. 로봇의 이동 방향과 목표점이 이루는 각도의 크기의 소속도 함수.

Fig. 5. Membership function of the angle between the moving direction of the robot and the goal.

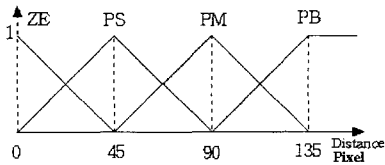


그림 6. 로봇의 현재 위치에서 목표점까지의 거리에 대한 소속도 함수.

Fig. 6. Membership functions of distance between the current position of the robot and the goal.

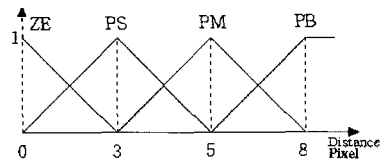


그림 7. 로봇이 목표점으로 이동해야 할 거리의 소속도 함수.

Fig. 7. Membership functions of the distance between throbote and the goal.

표 2. 목표점 접근을 위한 Fuzzy2 규칙.

Table 2. Fuzzy rules 2 for goal approach.

| Dist \ Angle | ZE | PS | PM | PB |
|--------------|----|----|----|----|
| ZE           | PS | PM | PB | PB |
| PS           | PS | PM | PB | PB |
| PM           | ZE | PS | PS | PS |
| PB           | ZE | PS | PS | ZE |

빠르게 움직이게 하였고, 목표점이 멀지만 로봇방향이 목표점방향과 반대이면 이동거리를 작게하여 목표방향으로 회전하도록 하였다.

2. 장애물 회피 알고리즘

장애물 회피 알고리즘의 입력변수는 이동 로봇과 장애물 사이의 각도와 거리이며, 출력변수는 이동 로봇이 장애물을 회피하기 위한 각도를 출력으로 하는 Neural Net1과 장애물 회피를 위해 한 스텝동안 로봇이 이동하여야 할 거리를 출력하는 Fuzzy 3으로 구성되어 있다. 본 논문에서의 모의 실험에 채용한 로봇 모델은 24개의 거리 센서를 15°씩의 각도 차를 두고 로봇에 원형으로 장착하고 있다. 모의 실험에서의 로봇은 직경 10픽셀의 원형이고 거리 센서는 최고 센서 방향

100픽셀까지 측정한다고 가정하고 모의 실험을 수행하였다.

2.1. Neural Net1

본 논문에서 Neural Net1에 사용한 신경망은 이동 로봇의 거리 센서를 통해 얻어진 장애물과의 거리 및 각도 정보를 통하여 로봇의 장애물 회피 각도를 출력하는 기능을 수행한다. 신경망의 구조는 입력층이 24개, 은닉층이 35개, 출력층은 13개로 구성되어 있고 이 다층의 신경망을 학습시키기 위하여 일반적으로 많이 사용되는 오차 역전과 방식을 사용하였다. 24개의 센서로 측정된 장애물까지의 거리가 뉴럴넷의 입력되며, 출력층은 로봇이 장애물을 회피하기 위해 회전하여야 할 13개 방향을 나타낸다. 이는 로봇의 현재 위치에서 회전하여야 할 각도를 30°씩 각도 차를 갖는 12개의 방향과 목표점으로서의 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 학습데이터 쌍으로 구성했으며 이것을 신경망의 최종 학습목표로 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 학습하였으며, 학습시간은 펜티엄4-2Giga에서 약 7초가 걸렸다. 로봇이 이동하면서 장애물회피를 실패할 경우에는 그 위치에서 다시 센서정보를 얻고 학습패턴을 생성하여 신경망을 학습하도록 하였다.

2.2. Fuzzy 3

장애물 회피를 위한 Fuzzy 3은 로봇의 최소 거리 센서 값 즉 장애물까지의 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.

그림 8과 9는 퍼지 규칙 3의 입력변수의 소속도 함수를 나타내고 그림 10은 퍼지 규칙 3의 출력변수의 소속도 함수를 나타낸다.

표 3은 로봇이 장애물 회피를 위한 거리출력을 위한 퍼지 규칙을 나타낸다.

3. Weight Factor Fuzzy

가중치 퍼지 규칙은 로봇의 목표점 접근을 위한 이동 거리와 장애물 회피를 위한 이동 거리 사이에 가중치를 각각 적용하여 주변 환경에 맞추어 지능적으로 로봇을 이동시키

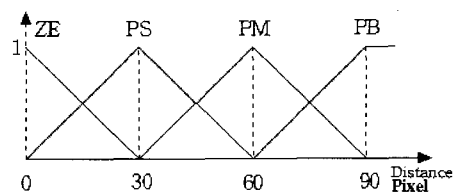


그림 8. 장애물과의 거리가 가장 작은 센서값의 소속도 함수.

Fig. 8. Membership function of the distance between the obstacle and the closest obstacles from it.

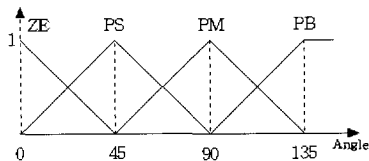


그림 9. 가장 작은 거리 값을 가지는 센서와 목표점이 이루는 각도 크기의 소속도 함수.

Fig. 9. Membership function of the angle between the sensor with the smallest distance value and the goal.

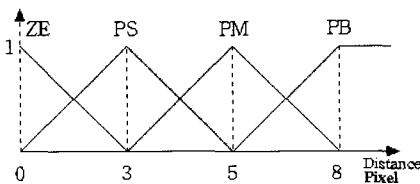


그림 10. 장애물 회피를 위해 로봇이 이동해야 할 거리의 소속도 함수.

Fig. 10. Membership function of moving distance of the robot for obstacle avoidance.

표 3. 장애물 회피를 위한 Fuzzy 3 규칙.

Table 3. Fuzzy rule 3 for obstacle avoidance.

|               |    |    |    |    |
|---------------|----|----|----|----|
| Dist<br>Angle | ZE | PS | PM | PB |
| ZE            | ZE | PS | PS | PM |
| PS            | ZE | PS | PM | PM |
| PM            | ZE | PM | PM | PB |
| PB            | PS | PM | PB | PB |

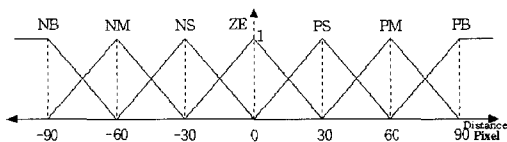


그림 11. 목표점까지의 거리와 가장 가까운 장애물까지의 거리의 차에 대한 소속도 함수.

Fig. 11. Membership functions of the difference between the distance to the goal point and the closest distance to the obstacle.

기 위한 제어 알고리즘으로 이를 통하여 복잡한 환경에서 이동로봇의 필수 기능인 목표점 도달 기능과 장애물 회피기능을 동시에 충족시켜준다.

이 가중치 퍼지 알고리즘의 관측변수는 장애물까지의 최소거리와 목표점까지 거리의 차와 장애물까지의 최소거리이고 그 출력은 목표점 접근 알고리즘에서의 이동거리와 장애물 회피 알고리즘에서의 회피를 위한 이동 거리에 대한 가중치이다.

표 4는 가중치 퍼지규칙을 나타낸다. 장애물과 가까이 있으면 장애물 회피 퍼지규칙에 더 많은 가중치를 부여하도록 하였다.

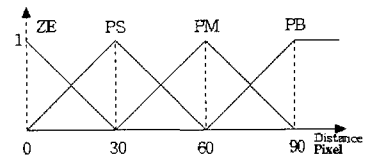


그림 12. 가장 가까운 장애물까지의 거리에 대한 소속도 함수.

Fig. 12. Membership functions of the closest distance to the obstacle.

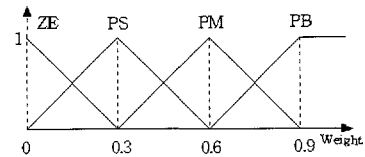


그림 13. 로봇의 목표점 접근을 위한 이동거리에 대한 가중치에 대한 소속도 함수.

Fig. 13. Membership functions of the adjustment variable for robot's moving distance to the goal.

표 4. 가중치 퍼지규칙.

Table 4. Weight factor of fuzzy rule.

|               |    |    |    |    |    |    |    |
|---------------|----|----|----|----|----|----|----|
| Dist<br>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 |

#### 4. Neural Net 2

Neural Net 2는 로봇의 현재 이동상태와 장애물까지의 거리정보를 이용하여 가중치 퍼지 규칙의 출력부 소속도 함수를 조절한다. 로봇의 현재 이동방향이 목표점 방향과 각도차가 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 더욱 더 장애물 회피 알고리즘에 가중치를 많이 부여하도록 한다. 반대로 로봇이 목표점 방향으로 이동하면서 장애물까지의 거리가 멀다면 장애물과 부딪히지 않는 상황이므로 목표점 접근 알고리즘에 가중치를 더욱 더 많이 부여한다. Neural Net2에서 사용한 Neural Network는 오류 역전파 방식을 사용하였으며, 학습패턴수는 21개, 학습율은 0.03, 관성상수는 0.8로 설정하였으며, 오차가 0.05이하가 되면 학습이 완료된다. 학습시간은 펜티엄4-2Giga에서 약 5초가 걸렸다.

### III. 모의실험

본 논문에서 사용된 시뮬레이션 프로그램은 C언어로 작성하였으며 로봇은 직경 10픽셀의 원형 형태를 가지며 장애물을 탐지하는 거리 센서는 로봇 외경을 따라 15°씩 간격을 가지고 총 24개가 장착되어 있는 것으로 가정하고 그 감지 거

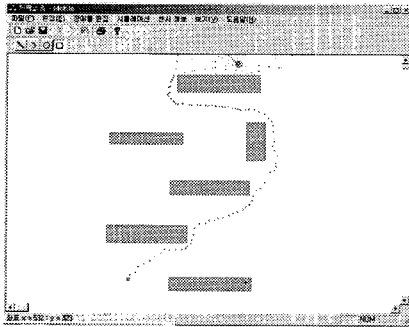


그림 14. 고정 장애물에 대한 시뮬레이션 결과 I.  
Fig. 14. The simulation result among static obstacles I.

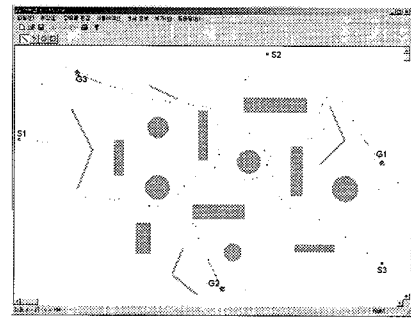


그림 18. 여러 고정 장애물 및 로봇 상호간의 회피.  
Fig. 18. The simulation result of mobile robots and static obstacles.

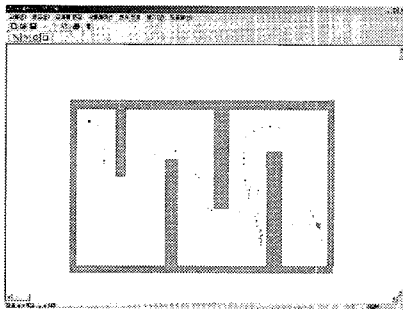


그림 15. 고정 장애물에 대한 시뮬레이션 결과 II.  
Fig. 15. The simulation result for static obstacle II.

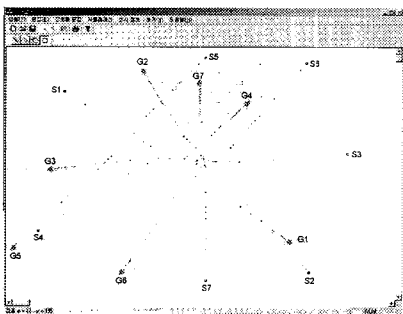


그림 16. 이동 로봇간의 회피.  
Fig. 16. The simulation result of mobile robots.

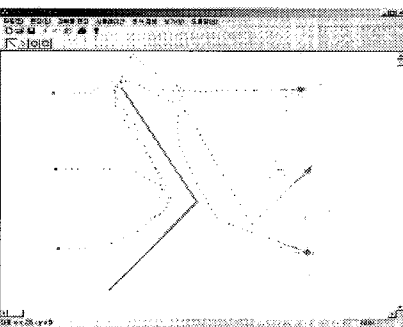


그림 17. 국부 최소점 및 로봇간의 장애물 회피.  
Fig. 17. The simulation result of several mobile robots to escape local minimum.

리는 100 픽셀로 하였다. 이는 실제 시뮬레이션을 위해 모델이 된 실제 로봇의 크기가 길이 44cm, 폭 33cm이므로 이를 50cm 직경의 원으로 근사하고 센서 최대 감지 거리가 10m이므로 이들을 비례적으로 상사하여 얻어진 것이다. 또한 이 시뮬레이션에서 사용된 좌표계는 2차원 직교 좌표계로 시뮬레이션 창의 좌측 상단을 원점으로 하고 X축은 화면 우측 방향으로 좌표값이 증가하고 Y축은 화면 아래 방향으로 좌표값이 증가한다. 그리고, 좀 더 복잡한 환경에 대하여 모의실험하기 위하여 이동장애물 대신 각각의 이동로봇이 서로 이동장애물 역할을 하도록 하였다. 그리고, 계층구조를 갖지 않는 경우, 퍼지만으로 구성된 경우에 대해서도 모의실험을 행하였으며, 본 논문에서는 퍼지 뉴럴네트워크의 계층구조를 갖는 제어기에 대한 모의실험 결과이다.

위 시뮬레이션 결과들 중 그림 14, 15는 여러 가지 형태의 고정 장애물에 대하여 로봇이 한 대씩 출발하여 장애물 회피 동작을 하여 목표점에 도달하는 결과를 나타내고 있다. 로봇의 궤적을 나타내는 작은 원형 점들의 간격을 통해서 로봇 근처에 장애물이 존재하거나 목표물에 가까이 근접하면 로봇의 이동 거리가 작아지고 장애물이 없거나 목표물에 대한 거리가 멀면 이동 거리가 커지는 사실을 알 수 있고 다양한 장애물 형태에 관계없이 회피 동작을 수행하는 것을 알 수 있다. 그림 16은 여러대의 이동로봇이 출발점과 도착점을 다르게 설정하여 동시에 출발시킨 모의실험 결과로서 여러대의 로봇들이 이동 경로 중간에 만났을 때 회피하는 결과를 보여주며, 그림 17은 3대의 이동 로봇이 로봇 상호간에 회피하면서 국부 최소점을 가진 고정 장애물을 회피하여 목표점에 각각 도달하는 결과를 보여 준다. 그림에서 로봇의 이동경로 상에 뾰족한 부분은 로봇이 다른 이동 로봇을 회피하고 있기 때문이다. 또한 그림 18은 여러 형태의 고정 장애물이 존재하는 환경에서 다수의 로봇들이 동시에 출발하여 서로 간에 회피 동작을 취하며 목표점에 도달하는 결과를 보여 준다.

IV. 결론

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 공간에

서 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 고정장애물과 이동장애물이 존재하는 동적인 환경에 대한 정보의 사전 획득 또는 학습[5]없이 그리고 장애물에 대한 모델링 과정이나 이에 맞는 예측 회피를 위한 연산[6] 없이 만족할 만한 기능을 수행한다는 결과를 보여 준다. 이러한 사실들을 통하여 이 알고리즘이 다수의 로봇들이 존재 하면서 전체적으로 이 로봇들을 제어하는 장치 없이 서로 독립적으로 동작하는 미지 공간에서 유용하다는 점을 알 수 있다.

#### 참고문헌

- [1] J. W. Choi, S. H. Kwon, H. Y. Lee and S. G. Lee, "Navigation strategy of an intelligent mobile robot using fuzzy logic" *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Fuzzy Systems : FUZZ- IEEE'98 - Volume 1*, pp. 602-605.
- [2] A. Hammer and K. Hara, "Knowledge acquisition for collision avoidance maneuver by ship handling simulator" *Proc. MARSIM4- ICSM90*. pp. 245-252, 1990.
- [3] K. Shimada, S. Mabuchi, and K. Hara, "Identification of operators judgement rules of danger in collision avoidance maneuvering of ship" *Proc. 7th Fuzzy Syst. Symp.*, Japan, pp. 509-512, 1991.
- [4] H. Hagaras, Victor Callaghan, Martin Colley, Malcom Carr-West, "A fuzzy-genetic based embedded-agent approach to learning & control in agricultural autonomous vehicles", *Proceedings of the 1999 IEEE ICRA Detroit, Michigan*. pp. 1005-1010, May 1999.
- [5] N. Roy, W. Bugard, D. Fox, S. Thrun, "Coastal navigation mobile robot navigation with uncertainty in dynamic environments", *Proceedings of the 1999 IEEE ICRA Detroit, Michigan*. pp. 35-40, May 1999.
- [6] Q. Zhu, "Hidden markov model for dynamic obstacle avoidance of mobile robot navigation", *IEEE TRANSACTION ON ROBOTICS AND AUTOMATION*, vol. 7, no. pp. 390-397, JUNE 1991.
- [7] Y. Maeda, M. Tanale, M. Yuta, and T. Takagi, "Hierarchical control for autonomous mobile robots with behavior decision algorithm", *In Proc. IEEE Int. Conf on Robotics and Automation*, pp. 117-122, May 1992.



#### 최정원

1995년 영남대학교 전기공학과(공학사). 1997년 영남대 대학원 전기공학과(석사). 2002년 영남대 대학원 전기공학과(박사). 관심분야 : 이동 로봇, 지능 시스템, Linear Motor Control, 섬유 기계제어.



#### 박찬규

1987년 경일대학교 전기공학과 졸업. 1991년 영남대 대학원 전기공학과(석사). 2000년 영남대 대학원 전기공학과(박사). 1995년-현재 영남이공대학 전기자동화과 부교수. 관심분야: 로봇틱스, 공장자동화, 이동로봇.



#### 이석규

1979년 서울대학교 전기공학과(공학사). 1981년 동대학원(공학석사). 1989년 Dept. of Electrical Eng., University of California, Los Angeles(공학박사). 현재, 영남대학교 전자정보공학부 교수. 관심분야 : Home Networking,

Mobile Robot, Embedded System, Linear Motor Control, Internet Based Control.