

단일 영상과 LM 신경망 퍼지제어기를 적용한 장애물 회피 시스템

Obstacle Avoidance System Using a Single Camera and LMNN Fuzzy Controller

유 성 구, 정 길 도*
(Sung-Goo Yoo and Kil-To Chong)

Abstract : In this paper, we proposed the obstacle avoidance system using a single camera image and LM (Levenberg-Marquart) neural network fuzzy controller. According to a robot technology adapt to various fields of industry and public, the robot has to move using self-navigation and obstacle avoidance algorithms. When the robot moves to target point, obstacle avoidance is must-have technology. So in this paper, we present the algorithm that avoidance method based on fuzzy controller by sensing data and image information from a camera and using the LM neural network to minimize the moving error. And then to verify the system performance of the simulation test.

Keywords : fuzzy, neural network, obstacle avoidance, self-learning

I. 서론

로봇이 산업시스템뿐만 아니라 가정, 공공분야에 적용되면서 기존의 단순하고 반복적인 시스템을 벗어나 복잡하고 정밀한 작업을 요구하게 되었다. 현재 가정의 청소로봇, 공공장소의 안내로봇 또한 우주, 심해, 원자로 등 위험한 장소에서 인간을 대신해서 작업을 진행할 수 있도록 로봇 연구가 진행되고 있다.

위의 다양한 로봇이 가져야 할 가장 중요한 기능중의 하나가 임의의 공간 내에서의 자율이동하며 장애물을 회피하는 기술이다. 이를 위해 전통적인 제어 기법인 PID 제어, 강인 제어, 최적 제어, 예측 제어 등이 연구되었다[1]. 기존의 방법은 복잡한 비선형 시스템에 적용이 어렵고 정확한 수학적 모델링이 필요하다. 이에 반해 퍼지이론, 신경회로망[2], 유전자 알고리즘 등 지능제어 방법들은 다양한 불확실성 문제를 해결할 수 있기 때문에 최근 많이 연구되고 있다. 하지만 신경회로망은 국부 최소치(local minimum)에 빠지거나 제어 능력 부족 등의 문제를 가지며 퍼지제어기의 경우 환경 변화에 따른 퍼지 규칙을 얻거나 동조하기 힘든 단점 등을 가진다. 이와 같은 단점들을 개선하기 위해, 뉴로 퍼지[3], 하이브리드 학습[4] 등 다양한 방법들이 제안되었지만, 여전히 변하는 환경에서 실시간 제어에 어려움이 있다[5-7].

따라서 본 논문에서는 카메라를 통해 들어오는 영상 정보로부터 로봇의 좌표 및 장애물의 정보를 획득하고 센서로부터 들어오는 장애물과의 거리 정보를 이용하여 로봇이 장애물을 회피할 수 있는 시스템을 제안하였다.

이를 위해 기존 퍼지 시스템의 회피 알고리즘의 오차를 LM (Levenberg-Marquart) 신경망을 적용하여 최소화 시킬 수 있도록 제어기를 제작하였다[8]. LM 신경망은 경사하강법을

사용하는 기존 신경망에 비해 가우시안-뉴튼 방법을 사용하여 국부최소치에 빠지는 단점을 보완하였고, 복잡한 비선형 시스템에도 좋은 제어 효과를 가지고 있다. 다섯 조의 PSD 센서를 사용하여 로봇의 시스템을 구성하였고 2개의 BLDC 모터를 장착한 2-휠 형태로 제작하여 이동성을 보장하였다.

신경망의 학습데이터를 구하기 위해 기존 퍼지룰과 최적 제어기법을 사용하였다. 로봇을 초기위치부터 목적지까지 이동하면서 발생하는 PSD 센서의 거리값을 획득하고 영상카메라로 통해 들어오는 이미지로부터 장애물의 크기 및 형태를 측정한다. 이에 따른 각 모터의 각속도를 획득하여 학습데이터를 생성하였다. 또한 장애물의 형태와 초기위치, 목적지 등을 변화시켜 다양한 학습데이터를 획득하였다. LM 신경망에 학습데이터를 사용하여 로봇의 각속도를 생성하는 제어기를 생성한 후 이를 로봇 시스템에 적용하여 모의실험을 통해 성능을 평가하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서 로봇의 구조와 퍼지규칙과 학습데이터에 대해 서술하였고, III 장에서는 LM 신경망의 구조와 제어기 설계 방법에 대해 기술하며, IV 장에서는 영상으로부터 로봇의 위치를 구하는 알고리즘에 대해 기술하였으며, V 장에서는 모의 실험결과를, 마지막 VI 장에서는 본 논문의 결론을 기술하였다.

II. 로봇 제어기

1. 로봇 시스템 구조

그림 1과 같이 다섯 조의 PSD (Position Sensitive Device) 센서를 장착하여 장애물과의 거리를 측정하였고 전면에서 카메라를 설치하여 영상을 획득할 수 있도록 하였다. 전면센서, 중앙에서 ± 15 도 기울기를 가지는 센서 두 개, 그리고 좌우 측면에 각각 하나씩을 설치하였다. 두 개의 BLDC 모터를 장착하여 로봇의 이동을 제어하며 중앙에 제어기를 설치하여 센서신호 값에 따라 모터의 속도를 제어할 수 있도록 제작하였다. 앞 뒷면의 바닥에는 옴니디렉션을 장착하여 모바일 로봇의 자율 이동이 가능하도록 하였다. 카메라는 IEEE1934

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 12. 5., 채택확정 : 2008. 12. 30.

유성구 : 전북대학교 제어계측공학과(ding5@chonbuk.ac.kr)

정길도 : 전북대학교 전자정보공학부(kitchong@chonbuk.ac.kr)

형태의 카메라로 1024*768의 해상도를 가진다.
로봇의 모델링 방정식은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 \\ \sin\theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ w \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서 x, y 는 로봇의 중심의 위치, θ 는 축을 기준으로 한 목표지점간의 각도를 나타낸다. 선형 속도 v 와 각속도 w 는 다음과 같다.

$$v = \frac{v_l + v_r}{2} \quad (2)$$

$$w = \frac{v_l - v_r}{D}$$

여기서 v_l 과 v_r 은 각각 좌측 바퀴와 우측 바퀴의 속도를 나타내며, D 는 두 바퀴간의 거리를 나타낸다.

2. LMBP 신경회로망 학습데이터 및 퍼지룰

본 논문에서는 신경망의 학습데이터를 생성하기 위해 기존 퍼지룰에 따른 모터의 속도를 사용하였다. 즉, 각 센서로부터의 들어오는 거리값에 따라 모터의 좌우 속도가 정해질 수 있도록 제작하였다.

본 논문에서 사용한 퍼지룰의 입력 변수는 장애물과의 거리 (d)와 목표지점과 로봇의 현재 각도차이 (θ)이며, 출력 변수는 좌우바퀴의 각각의 속도 (v_l, v_r)가 되겠다. 이동로봇과 장애물과의 거리는 로봇 전면부에 부착한 PSD 센서로부터 획득하며, 각도차이는 영상으로부터 추출한 현재 로봇 위치에서의 각도와 목표좌표간의 각도차로 구한다. 영상으로부터 로봇의 위치좌표를 구하는 알고리즘은 IV장에 기술하였다.

xy 평면상에서 x 축을 기점으로 시계방향으로 각도값을 증가한다. 장애물과의 거리 $d = \min\{s_0, s_1, s_2\}$ 이며, 여기서 s_0, s_1, s_2 는 PSD 센서로부터 들어온 거리값이다. 본 논문에서 사용한 퍼지소속함수는 표 1에 나타내었다.

각각의 입출력 변수의 소속함수는 그림 2에 나타내었다.

로봇의 바퀴 속도는 VS(Very Slow), S(Slow), LS(Little Slow), M(Middle), LF(Little Fast), F(Fast), VF(Very Fast)로 나타내며 좌우 바퀴에 대한 퍼지규칙은 표 2, 표 3과 같다.

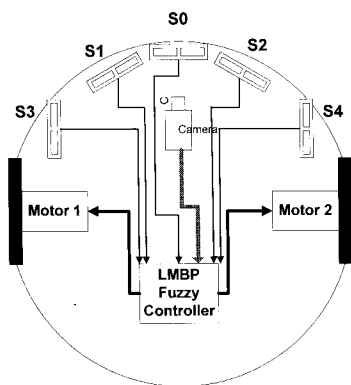


그림 1. 이동 로봇의 구조와 제어기.
Fig. 1. Structure of the mobile robot and controller.

표 1. 거리와 오차각도에 대한 퍼지소속함수.
Table 1. Fuzzy membership functions about distance and error angle.

장애물과의 거리 (d)		오차각도 (θ)	
NB	아주 가깝다	NB	아주 큰 음의 값
NM	가깝다	NM	조금 큰 음의 값
NS	조금 가깝다	NS	작음 음의 값
M	적당하다	M	0
PS	조금 멀다	PS	작은 양의 값
PM	멀다	PM	조금 큰 양의 값
PB	이주멀다	PB	아주 큰 양의 값

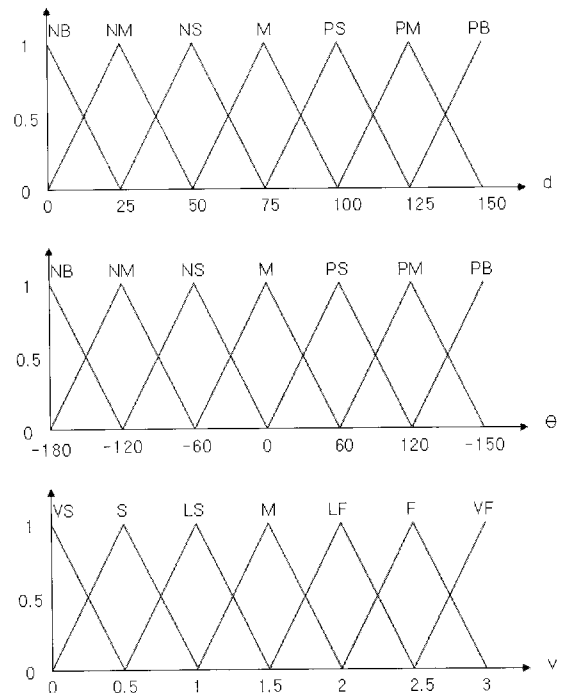


그림 2. 거리, 오차각도, 속도에 대한 소속함수.
Fig. 2. Membership function about distance, error angle and velocity.

표 2. 좌측 바퀴의 퍼지규칙.
Table 2. Fuzzy rules of the left wheel.

		거리 (d)						
		NB	NM	NS	M	PS	PM	PB
오차각도 (θ)	NB	M	LF	L	VF	VF	VF	VF
	NM	LS	M	LF	L	VF	VF	VF
	NS	S	LS	M	LF	L	VF	VF
	M	VS	S	LS	M	LF	L	VF
	PS	VS	S	LS	M	LF	L	L
	PM	VS	S	LS	M	LF	L	LF
	PB	VS	S	LS	M	LF	L	M

표 3. 우측 바퀴의 퍼지규칙.

Table 3. Fuzzy rules of the right wheel.

		거리 (d)						
		NB	NM	NS	M	PS	PM	PB
오차각도 (θ)	NB	VS	S	LS	M	LF	F	M
	NM	VS	S	LS	M	LF	F	LF
	NS	VS	S	LS	M	LF	F	F
	M	VS	S	LS	M	LF	F	VF
	PS	S	LS	M	LF	F	VF	VF
	PM	LS	M	LF	F	VF	VF	VF
	PB	M	LF	F	VF	VF	VF	VF

III. LM 신경망 제어기의 구조

본 연구에서 적용한 제어기의 형태는 그림 3과 같다. 입력노드는 각 초음파로부터 들어오는 장애물과의 거리값이며 출력노드의 출력값은 좌우 모터의 속도값이다. 학습범으로는 비선형 시스템에 적용이 가능하고 국부최소치에러가 적은 Levenberg-Marquardt 신경망 방법을 적용하였다. 기존 역전파신경망이 경사하강법만을 적용하여 오차를 최소화 하였다면 LM 신경망은 가우스-뉴턴 방법을 적용하여 2차 도함수와 헤시안 행렬을 적용하여 신경망의 에러를 최소화 하였다.

$$\hat{y}_i(t) = g_i[\phi, \theta]$$

$$= F_i \left[\sum_{j=1}^m W_{i,j} f_j \left(\sum_{l=1}^{n_h} w_{j,l} \phi_l + w_{j,0} \right) + W_{i,0} \right] \quad (3)$$

일반적인 다층 퍼셉트론 구조의 출력은 (3)과 같다. 여기서 θ 는 신경회로망 구조에서 조정이 가능한 모든 매개변수를 포함하는 매개변수벡터이며, $\{w_{j,l}, W_{i,j}\}$ 은 연결강도변수이다.

가우스 뉴우톤 방법중의 하나인 LM 신경망은 동적으로 최급강화법과 뉴우톤 방법의 문제를 해결할 수 있다. 즉 학

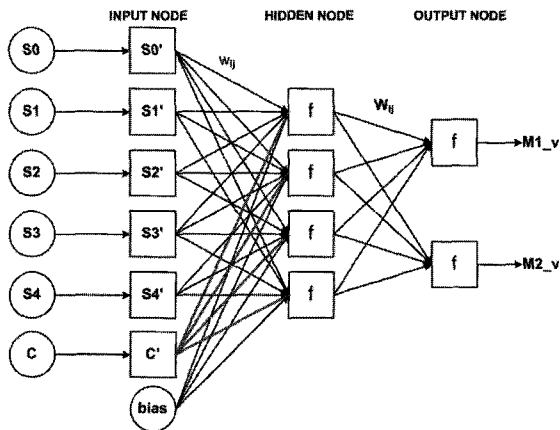


그림 3. 신경망 시스템 구조.
Fig. 3. Structure of the neural network system.

습 초기에는 최급강화법을 사용하면서 가중치를 크게 설정하여 학습하고, 어느 정도 학습된 상황에서 수렴이 느려지게 되면 뉴우톤 방법에 가중치를 주어 국부적 최소치로 수렴시킨 후 다시 최급강화법에 의해 빠르게 최적해 쪽으로 수렴하게 하는 방법이다. 즉, 다음과 같은 (4)에 의해 학습함으로 가중치 w 를 구한다.

$$w_{i+1} = w_i - (H + \lambda I)^{-1} \nabla F(w_i) \quad (4)$$

여기서

$$\nabla F(w_i) = \frac{\partial F}{\partial w_i} : \text{gradient}, w_i \text{ 는 } i \text{ 번째 가중치} \quad (5)$$

$$F = \sum_{k=0}^N e_k^2 \text{ 는 square-sum error, } k \text{ 는 } k \text{ 번째 샘플} \quad (6)$$

$$H = \nabla^2 F(w) \text{ 는 Hessian matrix} \quad (7)$$

이며 λ 는 동적으로 조절된다.

하지만 실제 LM 알고리즘을 사용하는 BP 신경회로망 (LMBP)에서는 뉴우톤 방법의 H 가 2차 도함수를 사용하기 때문에 이를 1차 도함수로 근사화시켜 사용하는 가우스-뉴우톤 방법이 사용된다. 즉 뉴우톤 방법에서의 H 는 (8)과 같이 구할 수 있으며,

$$H = [\nabla^2 F(w)]_{ij} = \frac{\partial^2 F(x)}{\partial w_i \partial w_j}$$

$$= 2 \sum_{k=0}^N \left[\frac{\partial e_k(w)}{\partial w_i} \frac{\partial e_k(w)}{\partial w_j} + e_k(w) \frac{\partial^2 e_k(w)}{\partial w_i \partial w_j} \right] \quad (8)$$

(8)에서 두번 항은 충분히 무시할 수 있는 항이므로

$$[\nabla^2 F(w)]_{ij} \cong 2 \sum_{k=0}^N \frac{\partial e_k(w)}{\partial w_i} \frac{\partial e_k(w)}{\partial w_j} = 2J^T(w)J(w) \quad (9)$$

와 같이 나타낼 수 있다. $J_{ki} = \frac{\partial e_k}{\partial w_i}$ 은 Jacobian matrix 이다.

근사화하여 2차 도함수를 제거하면 (9)의 $\nabla F(w_i)$ 은

$$\nabla F(w_i) = J^T(w_i)e(w_i) \quad (10)$$

으로 정의될 수 있기 때문에 수정된 LMBP의 가중치를 갱신하는 방정식은 다음과 같다.

$$w_{m+} = w_m - [J^T(w_m)J(w_m) + \lambda_m I]^{-1} J^T(w_m)e(w_m) \quad (11)$$

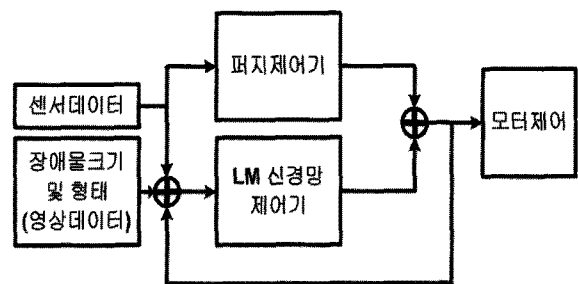


그림 4. 자기 학습을 적용한 신경망 제어기.
Fig. 4. NN controller using self-learning algorithm.

여기서 w 는 각 노드와 연결된 가중치이며, J 는 자코비 행렬이다. 그리고 $e(w)$ 는 오차값이다.

그림 4는 퍼지제어기와 오차를 피드백 시켜 자기학습 (self-learning)을 거친 후 신경망제어기의 오차를 줄여나가는 시스템을 보여준다.

VI. 영상시스템과 장애물 형태 측정

본 논문에서는 센서정보를 이용하여 영상에서 장애물을 찾고 특징점 처리를 통해 장애물의 가로 크기만을 측정한다. 이는 맵의 구성을 2차원으로 하기 때문에 복잡하게 모든 영상의 윤곽선 검출을 시행하지 않고 영상에서 장애물을 탐지한 부분에서만 검출을 시행한다. 이는 영상처리 시간을 줄일 수 있고 시스템의 자원을 효율적으로 사용할 수 있다.

로봇이 초기위치에서 이동시 인코더를 사용하여 로봇의 좌표를 구할 수 있다. 하지만 바퀴의 슬립이나 충돌로 인해 좌표오류가 발생한다. 이를 보정하기 위해 영상으로부터 장애물과의 거리를 측정하여 인코더 정보를 보완한다. 일반적으로 물체와의 거리를 계산하는 데는 2개의 카메라를 사용해 각각의 카메라에서 얻어진 영상을 비교하여 거리를 계산한다. 이러한 거리 측정 방식을 스테레오 비전방식이라고 하는데, 스테레오 비전 방식은 연산시간이 오래 걸려 실시간으로 장애물을 인식하고 회피하는데 불리하다. 따라서 본 논문에서는 단일 카메라를 사용하여 연산시간을 줄이고 물체와의 거리를 계산하였다. 단일 카메라로부터 3차원 공간상의 좌표를 계산하기 위해 모든 물체는 바닥에 접하고 있다고 가정하여 2차원 평면공간으로 해석하였다[9].

그림 5와 6은 좌표변환 방법을 도시한 내용으로, 바닥에서 카메라까지의 높이 h , 로봇 앞부분에 존재하는 사각 지역의 거리 y_b , 카메라에서 보이는 y 축 방향의 거리 y_i , x 축 방향의 거리 x_i , 위의 네 가지 요소를 이용하여 α, β, θ 각을 구할 수 있다.

$$\alpha = \tan^{-1}\left(\frac{h}{y_b}\right) \tag{12}$$

$$\beta = \tan^{-1}\left(\frac{h}{y_b + y_i}\right) \tag{13}$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{y_b + y_i}{h}\right) \tag{14}$$

위의 각을 통해 영상기반의 좌표를 이동로봇 기반 좌표로

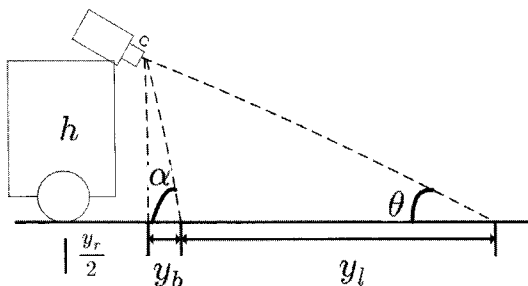


그림 5. 좌표변환 측면.

Fig. 5. The side view of coordination transformation.

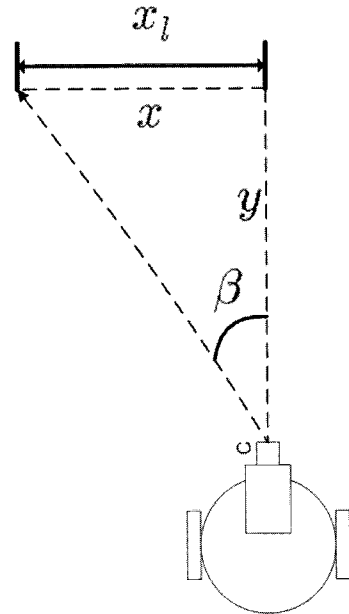


그림 6. 좌표변환 윗면.

Fig. 6. The top view of coordination transformation.

변환할 수 있다.

$$y = \frac{h}{\tan\left(\theta + \frac{y_p(\alpha - \theta)}{y_s}\right)} + \frac{y_r}{2} + y_b \tag{15}$$

여기서, y_p 는 영상에서 y 의 픽셀 개수이며, y_s 는 y 축 전체 픽셀 개수이다. y_r 은 로봇의 y 축 길이이다. 또한 x 좌표는 (16)을 이용하여 구할 수 있다.

$$x = \tan\left(\frac{\beta(1 - 2x_p)}{x_s}\right) \times y \tag{16}$$

여기서, x_p 는 x 의 픽셀 개수이며, x_s 는 x 축 전체 픽셀 개수이다. (15)와 (16)을 이용하여 로봇의 좌표 (x, y, θ) 을 구할 수 있다.

계산된 로봇의 현재좌표와 PSD 센서로부터 획득한 거리 값을 이용하면 장애물의 위치 정보와 크기정보를 획득할 수 있다.

V. 시뮬레이션 및 결과

본 연구의 성능을 평가하기 위하여 모의실험을 진행하였다. 일정 범위 내에 존재하는 임의의 장애물을 회피할 수 있는 능력을 실험하였다. 기존의 퍼지제어기의 이동 경로와 제안한 알고리즘의 이동경로 결과를 그림 7과 8에 각각 나타내었다. 그림 7은 중앙에 위치한 장애물을 회피해서 진행되는 과정을 보여준다. 제안한 방법이 기존 퍼지제어기보다 안정적으로 이동하는 것을 볼 수 있다. 기존 퍼지제어기는 장애물의 감지를 PSD 센서에만 의존하기 때문에 장애물 근처에서 불안정하게 이동하지만 제안한 방법은 안정한 경로를 통해 목적지까지 도착함을 볼 수 있다. 출발좌표는 (500, 5000) 이고 최종좌표는 (4500,1000)이다. 그림 8은 장애물이 다수

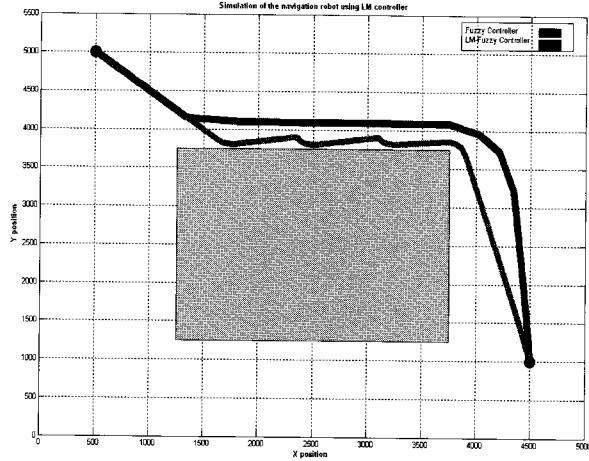


그림 7. 이동 성능 평가.
Fig. 7. Performance evaluation about robot moving.

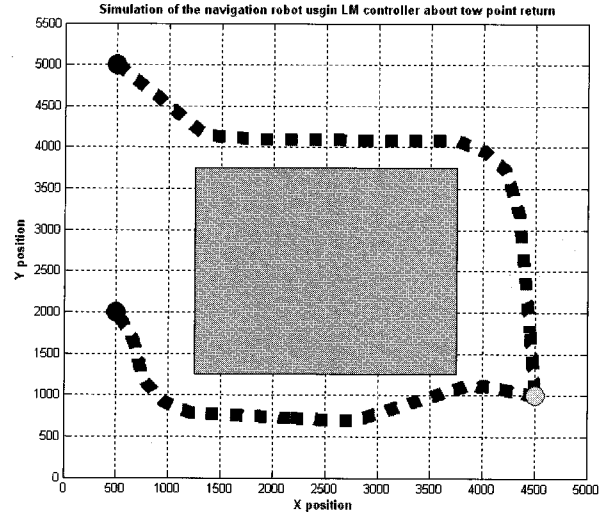


그림 9. 목적지 이동((4500,1000)→(500,2000)).
Fig. 9. Moving target point ((4500,1000)→(500,2000)).

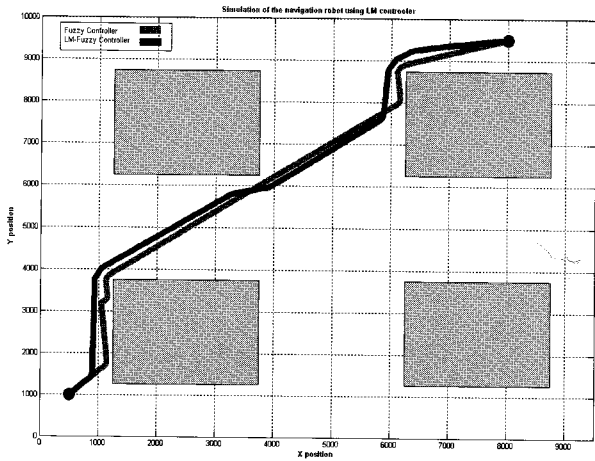


그림 8. 다수 장애물 회피 능력 평가.
Fig. 8. Obstacle avoidance performance evaluation in multiple obstacles.

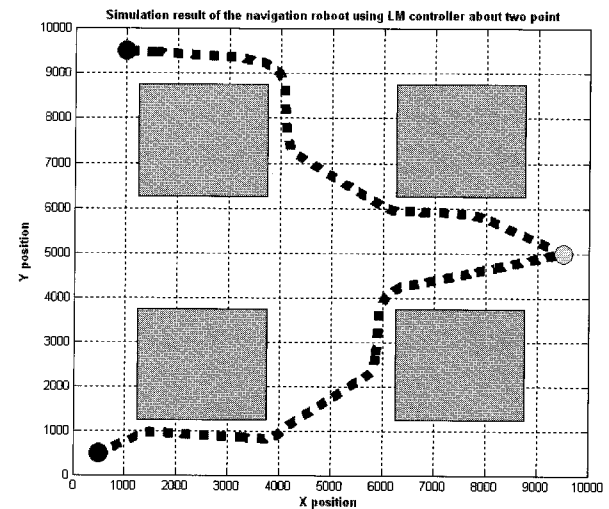


그림 10. 목적지 이동((9500,5000)→(1000,9500)).
Fig. 10. Moving target point ((4500,1000)→(500,2000)).

존재할 경우의 결과를 보인 것으로 출발좌표는 (500,1000)이고 목적좌표는 (8000, 9500)일 경우이다. 마찬가지로 기존의 방법보다 안정적으로 이동하는 모습을 보여준다.

그림 9와 10은 중간목적지를 거쳐 최종목적지까지 이동하는 로봇의 경로를 보여준다.

그림 9는 중앙에 장애물이 위치한 경우이며, 출발좌표(500, 5000)에서 중간목적지 (4500, 1000)을 거쳐 최종목적지(500, 2000)에 도착하는 경로를 보여준다. 장애물과 충돌 없이 이동하는 것을 볼 수 있다. 그림 10은 장애물이 다수일 경우의 경로이동을 보여준다.

시뮬레이션 결과 기존 fuzzy 제어기만을 사용했을 경우보다 진행되는 과정에 발생하는 오차가 줄었음을 확인할 수 있었고 거리측정 센서만을 사용하는 대신 영상정보를 추가하여 이동시 장애물과의 적당한 거리를 유지하면서 목적지까지 이동함을 볼 수 있었다.

VI. 결론

본 논문에서는 단일 영상과 LM 신경망 퍼지제어기를 적

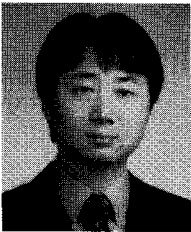
용한 장애물 회피 시스템을 제안하였다. 로봇과 장애물과의 거리를 측정하기 위하여 PSD 센서를 사용하였고 카메라로부터 영상을 획득하여 로봇의 좌표 및 장애물의 정보를 획득할 수 있도록 시스템을 구성하였다.

거리값과 오차각도를 퍼지입력변수로 설정하여 퍼지제어기를 제작하였으며 다양한 장애물 회피 실험을 통해 오차정보를 획득하였다. 이를 LM 신경망을 통해 오차를 줄일 수 있는 LM 신경망 퍼지제어기를 설계하였다. 시뮬레이션을 통해 시스템의 성능을 검증하였다. 하지만 현재는 고정 장애물 회피에만 국한된 것으로 향후 이동 장애물 회피 시스템에 적용하는 방안에 대해 연구를 진행할 예정이다.

참고문헌

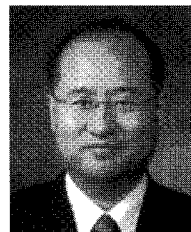
[1] R. M. Desantis, "Path-Tracking for Car-like Robots with Single and Double Steering," *IEEE Trans. On Vehicular Tech.*, vol. 44, no. 2, pp 366-377, 1995.

- [2] M. L. Corradini, G. Ippoliti, S. Longhi, and S. Mihelini, "Neural Networks Inverse Model Approach for the Tracking Problem of Mobile Robot," *Proc. Of RAAD 2000*, pp. 17-22, 2000.
- [3] S. Horikawa, T. Furuhashi, and Y. Uchikawa, "On Identification of Structures in Premise of a Fuzzy Model using a Fuzzy Neural Networks," *Proc. Of IEEE Int Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 661-666, 1993.
- [4] M. J. Er and C. Deng, "Obstacle Avoidance of a Mobile Robot Using Hybrid Learning Approach," *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, vol. 52, no. 3, pp. 898-905, 2005.
- [5] T. Hasegawa, S. Horikawa, T. Furuhashi, and Y. Uchikawa, "On Design of Adaptive Fuzzy Neural Networks and Description of Its Dynamical Behavior," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 71, no. 1, pp. 3-23, 1995.
- [6] 최규종, 안두성, "자코비안과 퍼지 추론 시스템을 이용한 이동로봇의 주행문제에 관한 연구," 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제12권 제6호, pp. 554-560, 2006.
- [7] 정슬, 송덕희, "PD기반의 퍼지제어기로 제어된 로봇의 새로운 신경회로망 보상 제어 기술," 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제11권 제5호, pp. 524-529, 2005.
- [8] Finschi, "An implementation of the Levenberg-Marquardt algorithm," *clausiusstrasses 45*, CH-8092, Zuerich, 1996.
- [9] G. Chung and A. Zelinsky, "Real-Time Visual Behaviours for Navigating a Mobile Robot," *Proc. IROS 96*, pp 973-980, Osaka, Japan, November 1996.



유 성 구

2003년 전북대학교 제어계측공학과 학사 졸업. 2005년 전북대학교 제어계측공학과 석사 졸업. 현재 전북대학교 제어계측공학과 박사과정 관심분야는 Robotics, 인공지능, 제어시스템.



정 길 도

1984년 Oregon State University 기계공학 학사 졸업. 1986년 Georgia Institute of Technology 기계공학 석사 졸업. 1992년 Texas A&M University 기계공학 박사 졸업. 현재 전북대학교 전자정보 교수 관심분야는 Time-Delay, Robotics, 인공지능, Web 기술.