

퍼지·신경회로망을 이용한 자율주행 로봇의 경로제어

이 병 룡,* 이 원 규,* 이 화 조**

Path Control of a Mobile Robot Using Fuzzy-Neural Hybrid System

B. R. Lee,* W. K. Lee,* H. C. Yi**

ABSTRACT

In this paper, a fuzzy-neural hybrid control approach is proposed for controlling a mobile robot that can avoid an unexpected obstacle in a navigational space. First, to describe the global structure of a known environment, a heuristic collision-free space band is introduced. Based on the band, the moving information in the known environment is trained to a neural controller. Then, during the execution of a mobile robot navigation moving information at each position is given from the neural controller. If the mobile robot encounters an unexpected obstacle, a fuzzy controller activates to avoid the unexpected obstacle. Finally, some numerical examples are presented to demonstrate the control algorithm.

Key Words : Fuzzy Logic, Neural Network, Mobile Robot, Path Control, Obstacle Avoidance

1. 서 론

자율주행 로봇에 있어서 경로계획의 주된 목적은 그 로봇을 출발지로부터 목적지까지 주위의 장애물에 충돌하지 않고 이동하는 것이며, 이때까지 주류를 이루고 있던 경로계획 방법은 격자분할법(cell decomposition method) 와 인공전위장법(artificial potential field method) 이다. 격자분할법^(1,2,3)은 장애물의 유무에 따라 작업장을 크고 작은 격자로 분할하여 충돌로부터 안전한 격자간의 연결로서 경로를 찾는 방법이고, 인공전위장법^(4,5,6)은 장애물 근처에서 높은 전위값(poten-

tial)를 부여하고 장애물로부터 멀리 떨어진 곳일수록 낮은 전위값을 갖으며 목적지에서 최소 전위값을 갖게 하여 경로를 찾게 하는 방법이다. 그러나, 격자분할법은 격자간의 연결선(connectivity graph)을 구하는데 많은 시간이 소요되며, 인공전위장법 역시 전위장을 형성하는데 많은 시간이 걸리는 단점이 있다. 이와 같은 많은 계산시간과 복잡한 모델링 문제를 해결할 수 있는 한 방법은 지능적제어(intelligent control) 개념을 이용한 경로제어 시스템이다.

지능적 제어시스템은 일반적으로 퍼지논리(fuzzy logic)와 신경회로망(neural network) 시스템으로 분

* 울산대학교 생산기계공학과

** 한국기계연구원 자동화연구부

류할 수 있다. 최근 퍼지논리와 신경회로망 제어의 중요성이 증가되고 있는데, 그것의 주된 장점은 제어시스템의 복잡한 기구학 및 동역학적 계산식을 고려할 필요가 없고 단지 경험을 가진 교사(teacher)에 의해 학습을 시킬 수 있다는 점이다. 퍼지 및 신경회로망 제어는 로봇,^(7,8,9) 자동제어^(10,11) 및 패턴 인식^(12,13) 분야 등에 다양하게 이용되어 왔다. 특히 경로제어 부분에서는 Kong과 Kosko,⁽¹⁴⁾ Jou와 Wang⁽¹⁵⁾ 그리고 Nguyen과 Widrow⁽¹⁶⁾은 트랙을 후진시켜서 지정된 장소에 주차하도록 하는 문제를 연구했으며, Zhang과 Bohner⁽¹⁷⁾ 그리고 Pin과 Watanabe⁽¹⁸⁾는 부분적으로 인지되는 환경에서 센서 데이터를 이용한 이동용 시스템에 적용하였다.

이 논문에서는 먼저 경험적인 안전경로(collision-free band) 개념을 도입하여 신경회로망을 학습시키는데, 필요한 학습샘플(training sample)의 수를 가능한 줄임으로서 학습을 시키는 시간을 줄이도록 하였다. 학습된 신경회로망 제어기는 작업영역(navigational space)에서의 전반적인 경로정보를 보유하게 된다. 그 다음, 자율주행 로봇의 이동 중에 예기치 못한 장애물을 만났을 때 그 장애물을 우회할 수 있는 기능을 갖추기 위해서 퍼지 제어를 사용하였다.

2. 신경회로망을 이용한 경로계획

2.1 전진파 신경회로망(Feedforward Neural Network)

본 연구에서는 이동용 로봇의 이동영역내에서의 이동정보를 학습시키기 위해 3층 피드포워드 회로(3-layer feedforward net)를 고려하였다. 기본적인 3층 피드포워드 회로는 3개의 부분, 즉 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer) 그리고 출력층(output layer)으로 구분된다. 입력 층은 외부로부터 정보를 받아 들여서 그것을 은닉층의 뉴런(neuron)으로 전달하며, 출력층은 회로망에서 처리된 정보를 외부로 방출하게 된다. 피드포워드 신경회로망에서 은닉층과 출력층의 모든 뉴런(neuron)은 Fig. 1과 같은 구조를 갖고 있다.

Fig. 1에서 벡터값 $V = [v_1, v_2, \dots, v_n]^T$ 는 전층(previous layer)에서의 출력 신호이며, $W_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn}]^T$ 는 가중치 벡터(weight vector)이다. 그러면, 한 층에서의 j th 뉴런은 다음과 같은 식으로 표시된다.

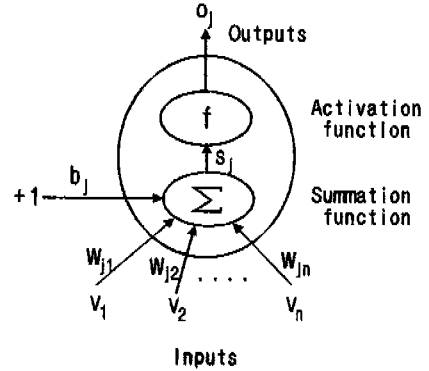


Fig. 1 은닉층 및 출력층에서의 전형적인 뉴런의 구조

$$s_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} v_i + b_j = W_j^T \cdot V + b_j \quad (1)$$

여기서, b_j 는 j th 뉴런의 바이어스(bias)이다. 양의 값을 갖는 바이어스는 활성화함수(activation function)를 수평축을 따라 왼쪽으로 이동시키는 역할을 한다. 활성화함수는 s_j 값을 처리하여 j th 뉴런의 출력값 o_j 를 아래와 같이 방출한다.

$$o_j = f(s_j) \quad (2)$$

여기서, f 는 활성화함수이다. 활성화함수는 단조증가(monotonically increasing)하며 미분가능한 함수를 사용한다. 가장 많이 사용되는 활성화함수는 생물의 뉴런(neuron)처럼 작용하는 시그모이드 함수(sigmoid function)인데 일반적으로 아래와 같이 표시된다.

$$f(s_j) = \frac{1}{1 + e^{-s_j}} \quad (3)$$

신경회로망이 학습되는 과정은 여러 쌍의 입력 및 출력 패턴을 이용하게 되는데, 신경회로망 시스템은 먼저 입력 벡터를 받아서 그 자신의 출력벡터를 생성하고 그 값을 요구값(desired output)과 비교를 해서 그 값이 차이를 보이면 가중치(weight)를 조정하여 차이값을 줄여 나간다. 만약, U_p 가 학습 세트의 p th 학습샘플이라고 하고 θ_p 를 대응하는 출력값이라고 한다면, 학습을 하는 과정은 아래와 같은 수학적 형태로 표시될 수 있다.

$$\sqrt{\sum_{p=1}^n (\bar{\theta}_p(U_p, W) - \theta_p(U_p))^2} \leq \epsilon \quad (4)$$

여기서, $\bar{\theta}_p$ 는 요구 출력값이고, ϵ 은 미리 정해지는 허용 오차범위이고, W 는 회로에서의 가중치 벡터이다. 그러므로, 회로망에서의 학습오차의 총합(E)은 아래와 같은 식으로 표시된다.

$$E(w) = \sum_{p=1}^n \|\bar{\theta}_p(U_p, W) - \theta_p(U_p)\|_2 \quad (5)$$

학습과정 동안에 학습오차 $E(W)$ 를 최소화 하기 위한 알고리즘이 여러 종류 알려져 있으나 역전파 학습(back-propagation training) 알고리즘이 퍼드포어드 신경회로망에 가장 널리 이용되고 있다. 역전파학습 알고리즘은 gradient descent 방법을 이용해서 학습오차를 줄이기 위해 가중치 W 를 아래와 같은 방법으로 계속적으로 조정하게 된다.

$$\delta_j = o_j(1 - o_j)(y_j - o_j), \text{ 출력층의 } j \text{ 뉴런에서} \quad (6)$$

$$\delta_j = o_j(1 - o_j) \sum_k \delta_k \cdot w_{kj}, \text{ 은닉층의 } j \text{ 뉴런에서} \quad (7)$$

$$\Delta w_{ji}(k+1) = \eta \delta_j o_i + \alpha \Delta w_{ji}(k) \quad (8)$$

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \Delta w_{ji}(k+1) \quad (9)$$

여기서, η 는 학습율이며, α 는 모멘텀을(momentum rate)이다. 학습에 있어서, 학습율의 값이 클수록 가중치 값이 큰 폭으로 변화한다. 따라서, 학습율이 클수록 학습에 걸리는 시간이 줄어들지만 그 값이 너무 커지면 발산될 염려가 있으므로 적정한 값의 선택이 요구된다. 반면에, 모멘텀율은 전역최소값(global minimum)에 대한 수렴도를 향상시키기 위해 사용된다.

2.2 자율주행 로봇을 위한 경험적 안전경로(Collision-free Band)

안전경로는 이동용 로봇이 작업장 내에서 충돌 없이 안전하게 목표점까지 이동할 수 있는 좁은 띠 모양의 안내통로로서 작업자가 경험적으로 규정할 수 있는 영역이라고 정의하도록 한다. 작업장에서 안전경로를 고려할 때 안전경로가 내부에 목적지(goal position)를 포함해야 하지만, 출발지(starting position)는 안전경로의 내부 혹은 외부에 있어도 무관하다. 안전경로를 이용한 경로계획의 근본적인 방법은 자율주행 로봇이 안전경로 외부에 놓여 있으면 그 로봇을 안전경로 내부

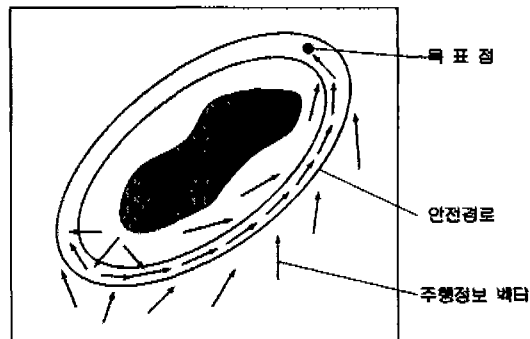


Fig. 2 경험적 안전경로의 설정 예

로 밀어주는 이동정보를 주고, 로봇이 일단 안전경로 내부로 들어 오게 되면 목적지까지 안전경로를 따라 이동하게 하는 이동정보를 주게 하는 것이다. 안전경로를 이용한 경로계획의 개념도가 Fig. 2에 나타나 있다. 그러므로, 자율주행 로봇의 초기위치가 어떤 위치에 있다 하더라도 로봇은 목적지를 성공적으로 찾아 갈 수가 있게 된다. 이동정보에 대한 입력 데이터는 로봇의 현위치가 되고, 출력은 그 위치에서의 로봇의 이동방향 정보이다. 경험적으로 추출된 이동정보는 신경회로망을 통해서 학습시키게 되는데, 안전경로내에서는 비교적 밀집한 샘플(densed sampling)을 추출하고 안전경로 외부에서는 덜 밀집한 샘플을 취하도록 한다. 그 이유는 샘플이 밀집할 수록 더 정확한 이동정보를 얻을 수 있기 때문인데, 안전경로 외부에서는 로봇을 안전경로 내부로 밀어주는 정보만 주면 되므로 정확한 이동정보가 필요 없기 때문이나 안전경로 내부에는 로봇에 정확한 이동정보를 주어서 목적지까지 이동시켜야 하므로 밀집된 샘플이 필요하게 된다.

2.3 신경회로망 경로제어 시스템

안전경로내,외의 추출된 이동정보를 3층 퍼드포어드 신경회로망을 이용하여 학습시키게 되는데, 회로망을 위한 입력패턴은 2차원 위치정보(x,y position)이고, 출력패턴은 이동방향각도인데 이후로 θ_n 이라 정의한다. 자율주행 로봇을 위한 신경회로망 경로제어시스템의 개략도는 Fig. 3에 나타난 바와 같다.

Fig. 3에서 아래첨자 k 는 이동 로봇의 현재위치를 표시한다. 이동용 로봇의 위치 데이터가 신경회로망에 전달이 되면 회로망은 그 위치에서의 이동방향각도를 이동용 로봇에 출력하게 되고, 아래와 같은 로봇의 기

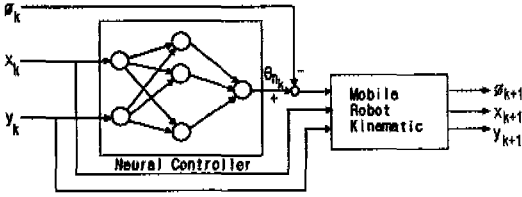


Fig. 3 자율이동 로봇을 위한 신경회로망 시스템

구학적 운동방정식을 통해서 새로운 위치와 좌표각 (orientation angle) 을 계산하게 된다.

$$x_{k+1} = x_k + d \cdot \cos(\pi/2 - \theta_k) \quad (10)$$

$$y_{k+1} = y_k + d \cdot \sin(\pi/2 - \theta_k) \quad (11)$$

$$\phi_{k+1} = \theta_{nk} \quad (12)$$

여기서, ϕ_{k+1} 는 새로운 위치에서의 좌표각이고, d 는 이동용 로봇의 1스텝 이동거리를 나타낸다. 그리고, 로봇의 회전각(steering angle)은 $\theta_{k+1} - \phi_{nk}$ 로 표시될 수 있다.

3. 퍼지 제어를 이용한 돌발 장애물 (Unexpected Obstacle) 의 우회

이동용 로봇은 신경회로망 제어기에서 지령하는 이동 명령에 따라서 작업장을 안전하게 이동하게 되는데, 만약 이동중에 돌발 장애물이 발생되었을 경우에 이 장애물을 실시간 (real-time) 적으로 우회해야 하는 기능이 필요하게 된다. 이러한 역할을 퍼지 제어를 이용해서 수행하고자 한다. 먼저, 자율주행 로봇과 돌발 장애물에 대한 상황을 Fig. 4와 같이 모델링 할 수 있다.

Fig. 4에서

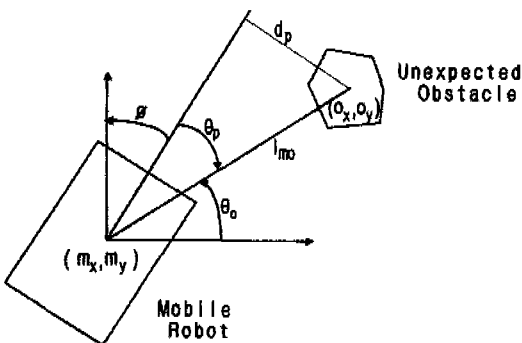


Fig. 4 이동 로봇과 돌발 장애물사이의 자세

$$l_{mo} = \sqrt{(o_x - m_x)^2 + (o_y - m_y)^2} \quad (13)$$

$$\theta_o = \tan^{-1}[(o_y - m_y)/(o_x - m_x)] \quad (14)$$

$$\theta_p = \pi/2 - \phi - \theta_o \quad (15)$$

$$d_p = l_{mo} \sin(\theta_p) \quad (16)$$

위와 같은 기하학적인 성질을 이용하여 충돌을 우회할 수 있는 퍼지 제어가 디자인될 수 있다. 퍼지 제어를 구성하기 위한 2개의 입력변수는 d_p 와 l_{mo} 로 선정하였으며, 출력변수는 이동방향각 (θ_f) 으로 선정하였다. 입력 및 출력변수에 대한 퍼지 구성함수(member-ship function)과 퍼지 세트가 Fig.5에 나타나 있다. Fig. 5에서 입력변수 l_{mo} 의 퍼지세트는 VC(Very Close), C(Close) 그리고 LC(Less Close)로 분류되어 있고 입력변수 d_p 의 퍼지세트는 PB(Positive Big), PM(Positive Medium), PS(Positive Small), NS(Negative Small), NM(Negative Medium) 그리고 NB(Negative Big)으로 분류되어 있으며, 마찬가지로 출력변수 θ_f 도 7개의 퍼지 세트 구성되어 있다. 입력 및 출력변수의 퍼지세트에 대한 퍼지 제어 규칙인 FAM(Fuzzy Associative memory)가 Fig. 6에 나타나 있다.

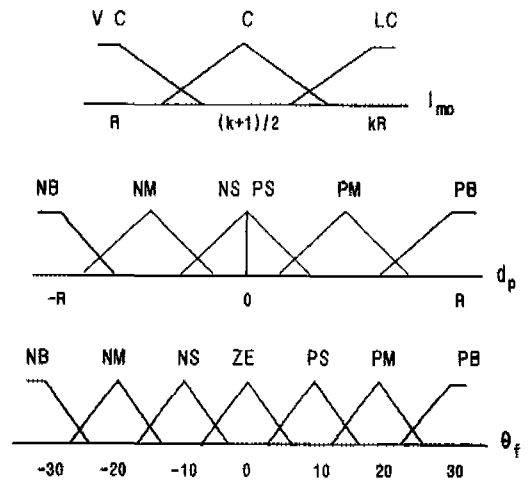


Fig. 5 입. 출력변수에 대한 퍼지 구성함수

4. 퍼지. 신경회로망 복합시스템을 이용한 경로제어

앞에서 설명한 퍼지제어기와 신경회로망 제어기를 복합적으로 이용하여 자율주행 로봇에 대한 완전한 경로 제어 알고리즘이 만들어진다. 먼저, 이를 위해서 장애 거리(obstacle distance)와 조정면적(adjustment area)라는 개념을 도입하고자 한다. 만약 r_m 이 로봇몸체의 중심에서 가장자리까지의 최대거리이고 r_o 가 돌발 장애물의 중심에서 가장자리까지의 최대거리 라고 한다면, 장애거리(obstacle distance) R 은 $R = r_m + r_o$ 로 정의된다. 그러므로, 로봇과 돌발 장애물의 중심거리가 장애거리에 가까워지면 충돌의 가능성이 높아진다는 것을 알 수 있다. 따라서, 돌발장애물과의 충돌을 미리 예방하기 위해서는 로봇과 돌발장애물과의 중심거리가 장애거리보다 어느 정도 큰 거리에서 돌발장애물을 우회할 수 있어야 하므로 조정면적(adjustment area) R_a 를 $R_a = kR$, ($k > 1$)과 같이 정의한다. 그러므로, 자율주행 로봇의 주행중에 복합시스템은 조정면적내에 장애물의 유무를 파악하여 돌발장애물이 없으면 신경회로망 제어기로부터 이동정보를 받아 움직이지만, 만약에 돌발장애물이 감지되면 퍼지제어기가 작동하여 로봇을 우회시키도록 한다. 이와 같은 작업을 반복하여 자율주행 로봇은 목적지까지 도달할 수가 있다. 자율주행 로봇을 위한 전체적인 경로제어-알고리즘은 아래와 같이 요약할 수 있다.

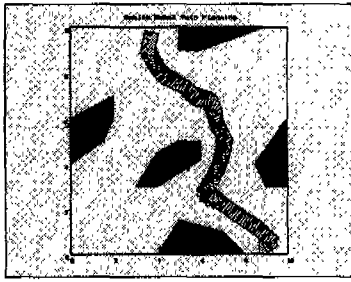
- Step 1: 로봇의 초기위치와 좌표각 $(x_k, y_k, \phi_k)|_{k=0}$ 을 설정한다.
- Step 2: 조정면적 R_a 내부에 돌발장애물 유무를 감지하여 해당하는 제어기를 활성화하고 이동 정보를 얻는다. 즉,
 - If $l_{mo} > k.R_a$, $\theta = \theta_n$ (from Neural controller)
 - Else $\theta = \theta_k$ (from fuzzy controller)
- Step 3: steering angle $\theta_s = \theta - \phi_k$ 와 스텝길이 d 와 Eqn.10,11,12로부터 새로운 위치 및 좌표각 $x_{k+1}, y_{k+1}, \phi_{k+1}$ 를 구한다.
- Step 4: If $(x_{k+1}, y_{k+1}) \in Goal\ position$
 STOP
 Else $k = k + 1$; goto Step 2.

		d_p					
		PB	PM	PS	NS	NM	NB
l_{mo}	LC	ZE	NS	NM	PM	PS	ZE
	C	NS	NM	NB	PB	PM	PS
	VC	NM	NB	NB	PB	PB	PM

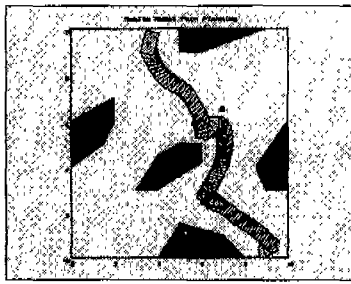
Fig. 6 입·출력변수의 FAM

5. 시뮬레이션

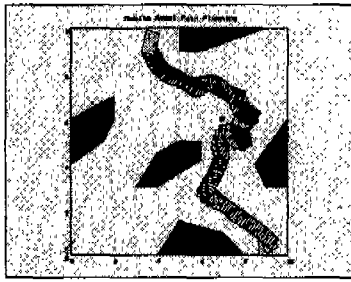
본 논문에서는 두가지의 경우 즉 돌발장애물이 존재하는 경우와 존재하지 않는 경우에 대하여 시뮬레이션을 행하였다. 안전경로(collision-free band)의 내부와 외부에서의 이동정보를 학습시키기 위해서 내부에는 107개의 학습패턴(training pattern)을 취하였고, 외부에서는 51개의 학습패턴을 취하였다. 사용된 신경회로망은 3층 퍼드포워드 넷(3-layer feedforward net)이고 은닉층(hidden layer)에서의 뉴론(neuron) 즉 노드(node)의 수는 32개를 취하였다. 신경회로망은 전체오차값(158쌍에 대한)이 6.0 보다 작을 때 까지 학습을 시켰다. 자율주행 로봇은 0.6×1.0 사이즈를 갖는 사각형으로 모델링하였고, 돌발장애물의 크기는 0.2×0.2 사이즈를 갖는 사각형으로 모델링하였다. 그리고, 조정면적(adjustment area)을 위한 계수값 $k=1.5$ 를 사용하였다. 이동작업을 종료하기 위한 기준으로는 이동 로봇의 y-position이 9.5값을 초과하는 순간에 정지하도록 하였다. Fig. 7은 로봇의 초기위치가 (9, 0.75)인 경우에 대한 시뮬레이션의 결과이다. Fig. 7 a)는 돌발장애물이 존재하지 않는 경우에 대한 이동 경로이며, 로봇은 신경회로망 제어기의 지령만을 받아서 목적지까지 도달하게 된다. Fig. 7 b)와 Fig. 7 c)는 돌발장애물이 각각 (7, 6.5)와 (7, 6)의 위치에 발생한 경우에 대한 이동경로이다. 이 경우 돌발장애물의 근처에서 로봇은 퍼지 제어기의 도움을 받아서 장애물을 우회하고 있음을 확인할 수 있다. Fig. 8은 로봇의 초기위치가 (3, 0.75)인 경우에 대한 시뮬레이션 결과이다. Fig. 8 a)는 돌발장애물이 존재하지 않는 경우에 대한 이동 경로이며, Fig. 8 b)와 Fig. 8 c)는 돌발장애물이 각각 (1, 3.2)와 (2, 3.2)의 위치에 발생한 경우에 대한 이동경로이다.



a)



b)

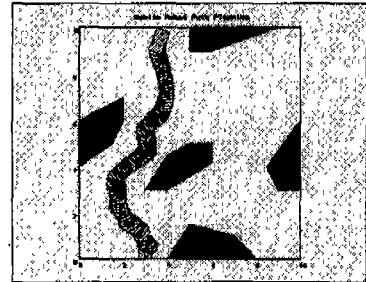


c)

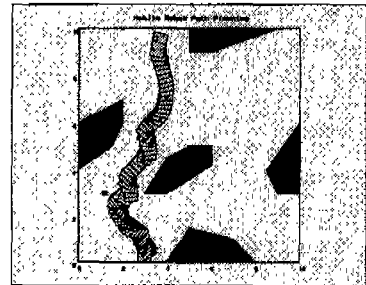
Fig. 7. 자율주행 로봇의 주행 시뮬레이션 결과
 a) 돌발장애물이 없는 경우
 b), c) 돌발장애물이 있는 경우: $(x, y)=(7, 6.5)$,
 $(x, y)=(7, 6)$

6. 결 론

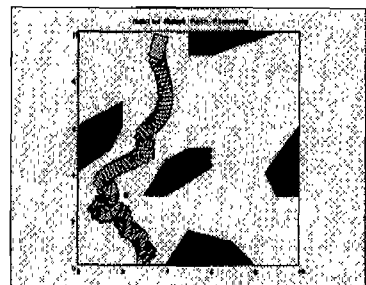
본 논문에서는 퍼지 신경회로망 복합제어 시스템을 이용하여 자율주행 로봇을 그 목적지까지 찾아갈 수 있는 방법에 대하여 연구하였다. 먼저, 안전경로를 고려하여 작업장내의 중요한 부분은 자세한 주행정보를 추출하고 중요하지 않는 부분은 무시하거나 대강의 주행 정보를 추출함으로써 작업장의 주행정보를 학습하는 비



a)



b)



c)

Fig. 8 자율주행 로봇의 주행 시뮬레이션 결과
 a) 돌발장애물이 없는 경우
 b), c) 돌발장애물이 있는 경우: $(x, y)=(1, 3.2)$,
 $(x, y)=(2, 3.2)$

용을 가능한 줄이도록 하였다. 따라서, 이러한 방법은 격자분할방식(cell decomposition method)이나 전위장방식(potential field)처럼 복잡한 모델링을 요구하는 종래의 방법보다 모델링이 훨씬 간소하며 쉽게 적용될 수 있으리라 본다. 복합제어 시스템에서 신경회로망 제어기는 작업장의 전반적인 주행정보를 제공해 주는 반면에 퍼지 제어기는 돌발적인 장애물 발생시에 실시간적으로 우회할 수 있는 역할을 담당하게 된다. 이 시스템의 장점은 로봇의 초기 위치에 상관없이 로봇을 목

적지까지 이동시켜 주는 것이며, 또한 돌발장애물이 임의의 방향으로 움직이는 경우에도 쉽게 적용될 수 있다. 그래서, 공장의 무궤도 운반차량이나 항후의 서비스 로봇에도 유용하게 적용할 수 있을 것이다. 그러나, 돌발장애물을 우회하는 중의 로봇의 움직임이 부드럽지 못한 점은 앞으로 개선해야 할 문제로 본다.

참고문헌

1. J. T. Schwarz and M. Sharir, "On The Piano Movers' Problem: I, The Case of a Two-Dimensional Rigid Polygonal Body Moving Amidst Polygonal Barriers", *Communication on Pure and Applied Mathematics*, Vol. 34, 1983, pp. 345-398.
2. F. Avnaim, J. D. Boissonat and B. Faverjon, "A Practical Exact Motion Planning Algorithm for Polygonal Objects Amidst Polygonal Obstacles," Technical Report No. 890, INRIA, Sophia-Antipolis, France, 1988.
3. J. Faverjon, P. Tournassoud, "A Practical Approach to Motion Planning for Manipulators with Many Degrees of Freedom", 5th International Symposium of Robotics Research, 1989, pp. 65-73.
4. O. Khatib, "Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots", *Int. Journal of Robotics Research*, 5(1), 1986, pp. 90-98.
5. Y. K. Hwang and N. Ahuja, "A Potential field Approach to Path Planning", *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, Vol. 8, No. 1, 1992, pp. 23-32.
6. C. W. Warren, "Multiple Robot Path Coordination Using Artificial Potential Fields", *IEEE Int. Conf. of Robotics and Automation*, 1990, pp. 500-505.
7. G. V. S. Raju and J. Zhou, "Fuzzy Rule Based Approach for Robot Motion Control", *IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, 1992, pp. 1349-1356.
8. S. M. Smith, G. J. S. Rae and D. T. Anderson, "Application of Fuzzy Logic to The Control of an Autonomous Underwater Vehicle", *IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, 1993, Vol. 1, pp. 1099-1105.
9. S. Nagata, M. Sekiguchi and K. Asakawa, "Mobile Robot Control by a Structured Hierarchical Neural Network", *IEEE Control System Magazine*, Apr. 1990, pp. 469-476.
10. C. C. Lee, "Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller-Part 1 and 2", *IEEE Trans. Sys. Man. Cybernetics*, Vol. 20, 1990, pp. 404-418.
11. T. Takai and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control", *IEEE Trans. Sys. Man. Cybernetics*, Vol. 15(1), 1985, pp. 116-126.
12. S. Abe and M. S. Lan, "A Classifier Using Fuzzy Rules Extracted Directly from Numerical Data", *IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, Vol. 12, 1993, pp. 1191-1198.
13. A. Iwata, Y. Suwa, Y. Ino and N. Suzumura, "Hand-Written Alpha-Numeric Recognition by Self-Growing Neural Network 'CombNET-II'", *IEEE/INNS Int. Joint Conf. on Neural Networks*, Vol. 4, pp. 228-234.
14. S. G. Kong and B. Kosko, "Comparison of Fuzzy and Neural Truck Backer-Upper Control Systems", in *Neural Networks and Fuzzy Systems*, Prentice-Hall, 1992.
15. C. C. Jou and N. C. Wang, "Training a Fuzzy Controller to Back up an Autonomous Vehicle", *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Vol. 1, 1993, pp. 929-928.
16. D. H. Nguyen and B. Widrow, "Neural Networks for Self-Learning Control Systems", *IEEE Control System Magazine*, Apr. 1990,

- pp.18-23.
17. J.Jang and P.Bohner, "A Fuzzy Control Approach for Executing Subgoal Guided Motion of a Mobile Robot in a Partially-Known Environment", IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, Vol.2, 1993, pp.545-550.
 18. F.G.Pin and Y.Watanabe, "Using Fuzzy Behaviors for the Outdoor Navigation of a Car with Low-Resolution Sensors", IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, Vol.1, 1993, pp.548-553.