

퍼지신경회로망을 이용한 장애물 회피에 관한 연구

A Study on the Obstacle Avoidance using Fuzzy-Neural Networks

노영식, 권석근

(Young-Shick Ro, and Seok Geon Kwon)

Abstract : In this paper, the fuzzy neural network for the obstacle avoidance, which consists of the straight-line navigation and the barrier elusion navigation, is proposed and examined. For the straight-line navigation, the fuzzy neural network gets two inputs, angle and distance between the line and the mobile robot, and produces one output, steering velocity of the mobile robot. For the barrier elusion navigation, four ultrasonic sensors measure the distance between the barrier and the mobile robot and provide the distance information to the network. Then the network outputs the steering velocity to navigate along the obstacle boundary. Training of the proposed fuzzy neural network is executed in a given environment in real-time. The weights adjusting uses the back-propagation of the gradient of error to be minimized. Computer simulations are carried out to examine the efficiency of the real time learning and the guiding ability of the proposed fuzzy neural network. It has been shown that the mobile robot that employs the proposed fuzzy neural network navigates more safely with and less trembling locus compared with the previous reported efforts.

Keywords : mobile robot, obstacle avoidance, fuzzy neural network, ultrasonic sensor

I. 서론

잘 알려져 있지 않고 정돈되지 않은 환경에서 이동로봇을 정해진 목적지까지 운행하는 일은 어려운 일이다. 알려져 있지 않은 영역에서는 사전에 계획된 경로를 따라 이동을 불가능하게 하는 여러 장애물이 존재하기 때문이다. 이러한 영역에서 이동로봇은 장애물과의 충돌을 피하면서 목적지점까지 이동하여야 하고, 따라서 장애물을 감지하는 센서를 갖추어야 한다. 그러나 현재 개발된 센서 혹은 센서 시스템은 장애물을 포함한 주위환경을 완벽하게 인식할 수 없으며 또한 감지된 정보는 너무 방대하여 이동로봇에서 필요로 하는 조건들을 추출하는 데 어려움이 발생하고 있다. 따라서 감지된 정보를 적절히 융합하여 지적인 의사결정을 할 수 있는 특별한 알고리즘이 필요하다.

Lumelsky[1]는 이동로봇이 접촉식 센서를 갖춘 경우 적용할 수 있는 일종의 미로 탐색 알고리즘인 Bug2 알고리즘을 제안하여 반드시 목표점에 도달할 수 있음을 증명하였다. 또한 거리감지 센서를 갖춘 이동로봇에 적용할 수 있는 VisBug 알고리즘을 제안하였다[2]. 이러한 목표점 탐색 알고리즘들은 출발점과 목표점을 잇는 직선을 따라 주행하는 직선주행과 장애물 주위를 따라 주행하는 장애물 주위주행을 필요로 한다. 만일 이동로봇이 단지 장애물과 거리만을 감지할 수 있는 센서를 지닌 경우 다양한 형태의 장애물을 따라 유연하게 이동로봇을 주행시키기 위해서는 지적인 주행제어 기법이 요구된다. Sawaregi[3]는 AI기술을 기반으로 조작자의 제어동작을

분석하기 위한 알고리즘을 제안하였다. Hammer 및 Haral[4], Shimada[5]는 충돌회피를 위한 조작자의 경험적 법칙을 퍼지논리를 이용하여 기술하는 방법을 개발하였다. 그러나 이러한 방법들은 작업자의 지식을 얻는데 상당히 많은 작업을 요구한다. Maeda 및 Yamanake[6]는 조작자에 의하여 발생된 정보를 이용하여 충돌회피 전략을 자동으로 얻을 수 있는 방법을 개발하였다. 이 방법은 위험도에 따라 회피방향을 결정할 수 있는 판단 테이블을 작성하는 것으로 정적 위험도 및 동적 위험도를 퍼지추론을 이용하여 얻는다[7]. 그러나 이 방법은 판단 테이블이 위험도를 통하여 간접적으로 얻어지므로 얻어진 회피법칙이 과연 조작자의 지식과 잘 일치하는지가 명확하지 않다. 따라서 장애물에 대한 정보를 직접 사용하여 조작자의 회피법칙을 얻어내는 것이 필요하다.

본 연구에서는 초음파 센서를 갖춘 이동로봇을 미지의 환경에서 목표점까지 유도하기 위하여 직선주행과 장애물 주위주행으로 구성된 Bug2[1] 알고리즘을 이용하고, 각각의 주행제어를 위하여 학습에 의하여 퍼지법칙을 얻을 수 있는 퍼지신경회로망을 제안한다. 직선주행제어를 위한 퍼지신경회로망은 직선과의 거리와 방향을 입력으로 하고 조향속도를 출력으로 하는 2입력/1출력 구조로 하고 각 입력에 대한 퍼지변수는 5개가 되도록 구성한다. 또한 장애물 주위주행을 위한 퍼지신경회로망은 장애물을 감지할 수 있는 4개의 초음파 센서 정보를 입력으로 하고 역시 조향속도를 출력으로 하는 4입력/1출력 구조로 한다. 4개의 입력을 사용한 이유는 벽면과 일정한 거리를 유지하여 주행하기 위해 적어도 2개의 센서가 필요하고 전방의 장애물을 검출하기 위해 1개의 센서가 필요하고 장애물의 모서리를 검출하기 위해 1개의 초음파가 필요하게 되어 4개를 사용하였다. 이때 각 센서정보에 3개의 퍼지변수를 부여한다. 퍼지신경회로망의

접수일자 : 1998. 2. 28., 수정완료 : 1999. 1. 30.

노영식 : 울산대학교 전기공학과 부교수

권석근 : 울산대학교 전기공학과 박사과정

* 본 논문은 1996년도 한국학술재단의 공보과제 연구비에 의하여 연구되었습니다.

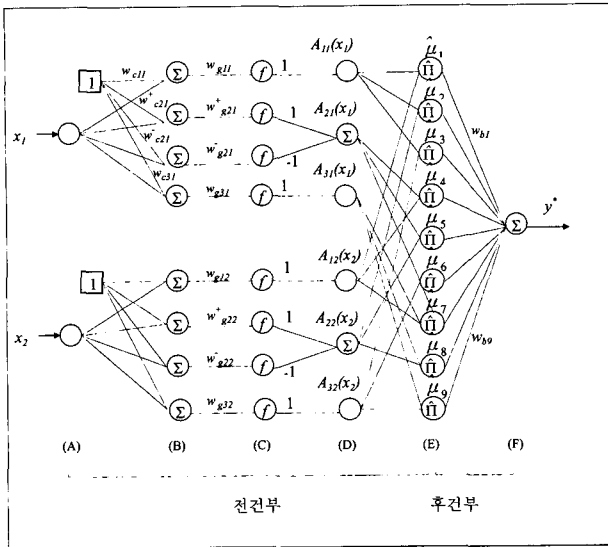


그림 1. 퍼지신경회로망의 구조.
Fig. 1. Architecture of fuzzy neural network.

학습을 위하여 미리 준비된 학습용 입출력 데이터를 사용하지 않고, 학습을 위한 주행환경에서 주행 중에 실시간으로 학습이 수행되도록 한다. 본 논문에서 제안한 방법의 유용성을 확인하기 위하여 퍼지신경회로망의 학습을 위한 실험과 미지환경에서의 주행실험을 컴퓨터 시뮬레이션으로 실시한다.

II. 퍼지신경회로망

퍼지신경회로망(FNN : Fuzzy Neural Network)은 퍼지 제어의 입력의 퍼지화, 퍼지추론, 비퍼지화 과정을 신경회로망으로 구현한 것으로 그림 1은 2개의 입력, 각 입력에 대한 3개의 멤버십 함수, 하나의 출력을 갖는 퍼지신경회로망의 예를 보여준다. (C)층 unit는 시그모이드 함수를 내부함수로 가지며 출력 O_j 는 결합하중 w_c, w_g 를 이용하여 (1)과 같이 된다.

$$O_j = \frac{1}{1 + \exp - w_g(x_j + w_c)} \quad (1)$$

후건부(consequences) (E) 및 (F)층의 출력은 다음의 퍼지추론으로 표현된다.

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ then } y = w_{bi} \quad (2)$$

$$(i=1, 2, \dots, n \quad i_1, i_2=1, 2, 3)$$

$$\mu_i = A_{i1}(x_1)A_{i2}(x_2) \quad (3)$$

$$\widehat{\mu}_i = \frac{\mu_i}{\sum_{k=1}^n \mu_k} \quad (4)$$

$$y^* = \sum_{i=1}^n \widehat{\mu}_i w_{bi} \quad (5)$$

여기서 R^i 는 i 번째의 퍼지룰, n 은 퍼지룰의 개수(각 입력에 대한 멤버십함수의 개수의 곱으로 이 경우 6이다), x_1, x_2 는 입력, $A_{i1}(x_1), A_{i2}(x_2)$ 는 퍼지변수 w_{bi} 는 후건부 정수 μ_i 는 후건부 적합도 $\widehat{\mu}_i$ 는 합이 1이 되도록

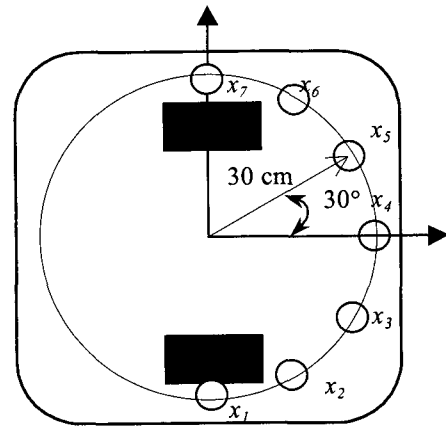


그림 2. 이동로봇 시스템.
Fig. 2. Mobile robot system.

규격화한 후건부 적합도, y^* 는 입력에 대한 추론치이다.

III. 퍼지신경회로망에 의한 장애물 회피

1. 이동로봇

이동로봇에 초음파 센서를 많이 사용할수록 장애물을 인식하는 데는 유리하다. 그러나 센서의 동작속도와 data의 처리시간의 증가로 빠른 제어가 어렵다. 퍼지신경회로망의 경우, 입력의 개수가 많을수록 결합하중이 기하급수적으로 증가하기 때문에 초음파 센서의 개수를 최대한 줄일 필요가 있다. 그러나 초음파 센서의 수가 부족한 경우, 이동로봇이 장애물을 따라 주행할 때 환경에 대한 정보의 부족으로 진동이 발생하며 경우에 따라 주행이 불가능하다. 따라서 본 연구에서 사용된 초음파 센서 수는 이동로봇이 약간의 진동은 있지만 장애물을 피하여 목표점까지 도달할 수 있는 최소의 개수로 확인된 7개로 하였다.

초음파 센서는 2 바퀴를 가진 이동로봇의 중심에서 일정한 반지름(30cm)을 가지고 30도의 각도로 그림 2과 같이 배치하였다. 이 중 4개의 센서(x_1, x_2, x_3, x_4)는 우측 장애물을 따라 주행하기 위하여 사용하고 다른 4개의 센서(x_7, x_6, x_5, x_8)는 좌측 장애물을 따라 주행하기 위하여 사용하였다. 초음파 센서의 사양은 최소측정거리 20cm, 최대측정거리 200cm이다. 또한 초음파 센서의 빔 폭은 30도, 측정 가능한 장애물의 각도는 $90^\circ \pm 15^\circ$ 정도이다.

2. 장애물 회피 주행전략

장애물의 형태나 위치가 알려져 있지 않은 미지의 환경에서 초음파 센서에 의존하여 이동로봇이 목표점까지 주행하기 위해서 미로탐색 기법인 Bug2[1] 알고리즘을 이용하였다. 이는 시작점과 목표점을 잇는 직선경로를 설정하고 직선경로를 따라 가다가 만일 장애물이 나타나면 설정된 직선경로를 따라 이동할 수 있을 때까지 장애물 주위를 따라 이동한다. 따라서 장애물을 피하여 목표점까지 이동하기 위하여 직선 주행제어와 장애물 주위 주행제어가 요구된다. 본 연구에서는 직선주행 및 장애물 주위주행 제어를 위하여 퍼지신경회로망을 각각 제안하였다. 그림 3은 제안한 주행제어 구조를 보여준다.

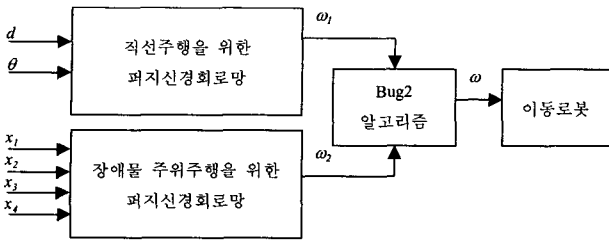


그림 3. 이동로봇의 주행제어 구조.
Fig. 3. Structure for navigation control of mobile robot.

이동로봇이 퍼지룰에 의하여 직선경로를 연속적으로 부드럽게 따라가도록 제어하기 위하여 직선주행 퍼지신경회로망은 2개의 입력(이동로봇의 직선경로에 대한 거리 및 방향) 과 1개의 출력(이동로봇의 조향속도)으로 구성하였다. 이때 각 입력에 대한 퍼지변수는 큰 양의 값(LP), 작은 양의 값(SP), 영(Z), 작은 음의 값(SN), 및 큰 음의 값(LN)의 총 5개로 하였다. 한편 초음파 센서를 이용하여 장애물 주위로 주행하기 위한 장애물 주위주행 퍼지신경회로망은 4개의 입력(좌측 4개의 초음파 센서출력 혹은 우측 4개의 초음파 센서 출력)과 1개의 출력(이동로봇의 조향속도)의 구조를 갖는다. 각 입력에 대한 퍼지변수는 멀다(F), 적당하다(M), 및 가깝다(N)의 총 3개로 하였다. 각각의 퍼지신경회로망의 출력은 Bug2알고리즘에 의해 목표점에 이르도록 선택되어 이동로봇에 전달된다.

3. 퍼지신경회로망의 학습

퍼지신경회로망의 학습은 학습시 직선주행 퍼지신경회로망의 결합하중 변화량을 구하는 식은 다음과 같다. 출력오차 E^p 와 (F)층 unit의 입력합 I^F 는 다음과 같다.

$$E^p = \frac{1}{2}(w - w^*)^2 \tag{6}$$

$$I^F = w^* = \sum_{i=1}^n w_{bi} \widehat{\mu}_i \tag{7}$$

여기서 ω 는 ω^* 의 목표값이다. 결합하중 w_{bi} 의 변화량을 back-propagation method에 의하여 구하면,

$$\begin{aligned} \Delta w_{bi} &= -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{bi}} \\ &= -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w^*} \frac{\partial w^*}{\partial I^F} \frac{I^F}{\partial w_{bi}} \\ &= \eta (w - w^*) \widehat{\mu}_i \end{aligned} \tag{8}$$

와 같이 된다. 여기서 η 은 학습률이다.

또 결합하중 ω_c, ω_g 의 변화량도 동일한 방법으로 구할 수 있다. 기호의 복잡함을 피하기 위해 구체적인 결합하중 ω_{g11} 및 ω_{c11} 의 변화량을 유도하면 다음과 같다.

먼저 2개의 입력과 5개의 퍼지변수를 갖는 직선주행 퍼지신경회로망의 경우 ω_{g11} 의 변화량은

$$\Delta w_{g11} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{g11}} \tag{9}$$

$$\begin{aligned} &= -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w} \frac{\partial w}{\partial I^F} \sum_{k=1}^n \left(\frac{\partial I^F}{\partial \widehat{\mu}_k} \cdot \frac{\partial \widehat{\mu}_k}{\partial I_k^E} \cdot \frac{\partial I_k^E}{\partial A_{11}} \right) \\ \frac{\partial A_{11}}{\partial w_{g11}} &= \eta (y_p - y^*) \cdot 1 \cdot \sum_{k=1}^5 \left(w_{bk} \cdot \frac{1 - \widehat{\mu}_k}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \cdot A_{12} \right) \\ &\cdot (x_1 + w_{c11}) A_{11} (1 - A_{11}) \end{aligned}$$

와 같다.

ω_{c11} 의 변화량도 유사하게 유도할 수 있고 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta w_{c11} &= \eta (y_p - y^*) \cdot 1 \cdot \sum_{k=1}^5 \left(w_{bk} \cdot \frac{1 - \widehat{\mu}_k}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \cdot A_{12} \right) \\ &\cdot (x_1 + w_{g11}) A_{11} (1 - A_{11}) \end{aligned} \tag{10}$$

한편 4개의 입력과 3개의 퍼지변수를 갖는 장애물 주위주행 퍼지신경회로망의 경우 ω_{g11} 의 변화량은

$$\begin{aligned} \Delta w_{g11} &= -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{g11}} \\ &= -\eta \frac{\partial E_p}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial I^F} \sum_{k=1}^n \left(\frac{\partial I^F}{\partial \widehat{\mu}_k} \cdot \frac{\partial I^F}{\partial I_k^E} \cdot \frac{\partial I_k^E}{\partial A_{11}} \right) \\ \frac{\partial A_{11}}{\partial w_{g11}} &= \eta (y_p - y^*) \cdot 1 \cdot \sum_{i=1}^3 \sum_{m=1}^3 \sum_{n=1}^3 \\ &\left(w_{bi} \cdot \frac{1 - \widehat{\mu}_j}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \cdot A_{12} A_{m3} A_{n4} \right) \cdot (x_1 + w_{c11}) A_{11} (1 - A_{11}) \end{aligned} \tag{11}$$

여기서, $j = 9l + 3m + n$ 이다.

ω_{c11} 의 변화량도 유사하게 유도되며 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta w_{c11} &= \eta (y_p - y^*) \cdot 1 \cdot \sum_{i=1}^3 \sum_{m=1}^3 \sum_{n=1}^3 \\ &\left(w_{bi} \cdot \frac{1 - \widehat{\mu}_j}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \cdot A_{12} A_{m3} A_{n4} \right) \\ &\cdot (x_1 + w_{g11}) A_{11} (1 - A_{11}) \end{aligned} \tag{12}$$

IV. 시뮬레이션

시뮬레이션에서 사용한 환경은 10m × 6m의 직사각형 실내로 설정하였고 이동로봇의 주행속도는 30cm/sec로 일정하게 주행하는 것으로 가정하였다. 제어를 위한 샘플주기는 100msec로 설정하였다. 이동로봇은 위치측정 센서를 통하여 공간상의 자신의 위치를 실시간으로 측정할 수 있다고 가정하였고 이를 통하여 시작점, 목표점, 직선경로 등의 위치와 이동로봇과 직선경로와의 거리 및 방향을 계산하였다.

1. 직선주행을 위한 퍼지신경회로망의 학습

이동로봇이 직선경로를 따라 부드럽게 직선주행하도록 하기 위하여 기존 논문에서 제시된 직선주행 알고리즘 [8]의 결과를 목표값으로 하여 퍼지신경회로망을 학습하였다. 학습방법은 랜덤하게 발생된 초기위치에서 출발점에서 목표점까지의 직선경로를 따라 가도록 하면서 학습 알고리즘을 이용하여 실시간으로 학습하도록 하였고, 이러한 과정을 50회 이상 수행 하였다.

후건부 결합하중의 초기값은 모두 zero로 하였다.

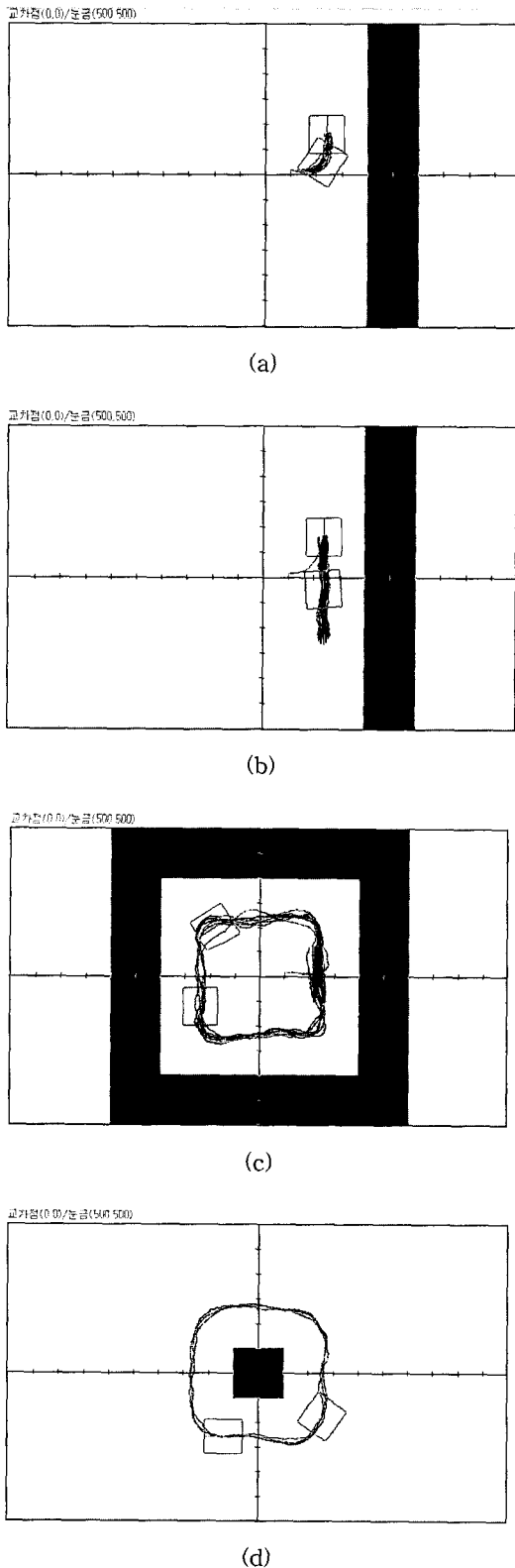


그림 4. 퍼지신경회로망의 학습을 위한 경로. (a) 장애물을 최초로 발견한 경우 (b) 장애물을 따라가는 경우 (c) 장애물의 내부를 따라가는 경우 (d) 장애물의 외부를 따라가는 경우

Fig. 4. Path for learning the fuzzy neural network.

2. 장애물 주위주행을 위한 퍼지신경회로망의 학습

학습실험에 이용된 4가지의 경우를 보여준다. 이동로봇이 장애물과 일정한 거리(30cm)를 유지하면서 부드럽게 따라가도록 학습하기 위하여 장애물과 적절히 떨어진 위치에 직선을 설정하고 이 직선을 따라가도록 제어하기 위한 직선주행 알고리즘의 출력을 학습을 위한 목표값으로 하였다. 이동로봇은 각 제어주기마다 초음파 센서를 동작시켜 측정된 4개의 장애물과의 거리 정보에 따라 퍼지신경회로망을 이용하여 조향속도를 결정하여 주행하고, 이 조향속도와 직선주행 알고리즘의 계산결과와의 차이를 학습에 이용하였다. 그림 4는 이동로봇 우측에 위치한 4개의 초음파 센서를 이용하여 우측에 있는 장애물을 따라 주행하도록 퍼지신경회로망의 학습실험에 이용된 4가지의 경우를 보여준다.

퍼지신경회로망의 학습은 이 4가지 패턴에 대한 주행 명령들을 50회 이상 수행하였다.

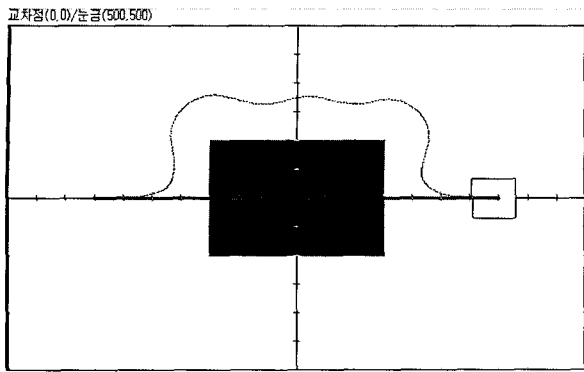
한편, 후진부 결합하중의 초기값은 모두 zero로 하였다. 센서 x_3 는 벽면의 반사효과로 인하여 대부분 장애물을 검출하지 않는 상태(far상태)를 유지하므로 이 상태 이외에서는 거의 학습이 진행되지 않았음을 알 수 있다. 이러한 부분은 보다 다양한 학습환경(예를 들어 원형 장애물)을 조성함으로써 추가로 학습될 수 있다.

좌측에 있는 장애물을 따라 이동할 경우 좌측 4개의 초음파 센서를 사용하고 이는 우측과 대칭관계에 있으므로 별도의 학습없이 이미 학습된 결합하중을 사용할 수 있다.

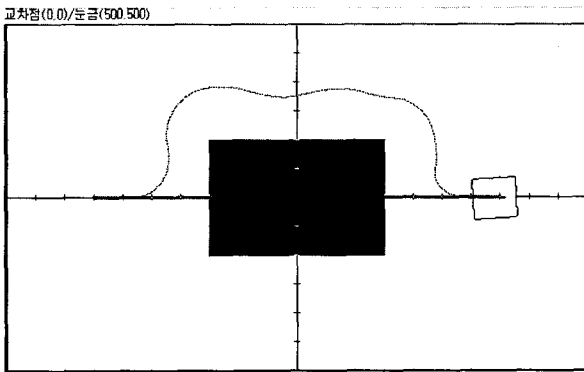
3. 주행실험 및 결과

직선주행 퍼지신경회로망과 장애물 주위주행 퍼지신경회로망을 각각 학습시킨 후 가상 공간에서 이동로봇의 주행실험을 실시하였다. 직선주행제어와 장애물 주위주행제어는 각각 Bug2 알고리즘에 의하여 선택되어 이동로봇을 제어한다. 퍼지신경회로망에 의한 주행제어 결과를 비교하기 위하여 Lumelsky가 제안한 VisBug 알고리즘[2]에 의한 주행실험도 함께 실시하였다. VisBug 알고리즘은 직선주행시는 대차를 직선경로 쪽으로 끌어당기는 듯한 Little Red Wagon 알고리즘을 이용하고, 장애물 주위주행시는 장애물 면을 따라 가장 멀리 측정된 초음파 센서의 감지 위치로 이동로봇을 이동시킨다. 그리고 이동로봇이 목표점에서 반경으로 정해진 영역 내에 들어오면 멈추는 것으로 하였다.

그림 6은 주행로에 장애물이 하나 있을 경우에 각각의 제어방법으로 주행실험한 결과를 보여준다. 그림 6는 다소 복잡하게 장애물이 배치된 환경에서 주행실험한 결과를 보여준다. 퍼지신경회로망을 이용한 주행제어와 VisBug알고리즘을 이용한 주행제어 결과는 대체적으로 유사하다. 그러나 퍼지신경회로망을 이용한 경우, 보다 유연하게 장애물을 피해가는 것을 볼 수 있다. 이는 퍼지신경회로망이 모든 측면 장애물 감지 센서를 이용하여 장애물을 따라 부드럽게 주행하도록 학습된 데에 반하여, VisBug 알고리즘은 측면 장애물 감지 초음파 센서들 중에서 하나를 선택하여 주행제어에 이용하기 때문에



(a)



(b)

그림 5. 단일 장애물에 대한 주행 결과. (a) VisBug를 이용한 경우 (b) 퍼지신경회로망을 이용한 경우

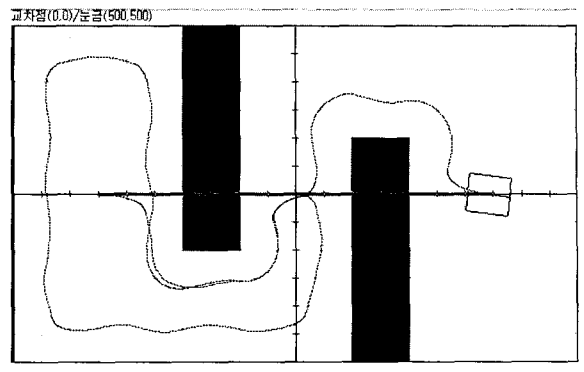
Fig. 5. Result of navigation for single obstacle.

발생된다. VisBug 알고리즘에 의한 제어출력은 초음파 센서의 거리정보에 민감하기 때문에 오차가 포함된 경우 조향하는 각속도의 변화가 비교적 크게 되고, 따라서 흔들림이 보다 많이 발생된다.

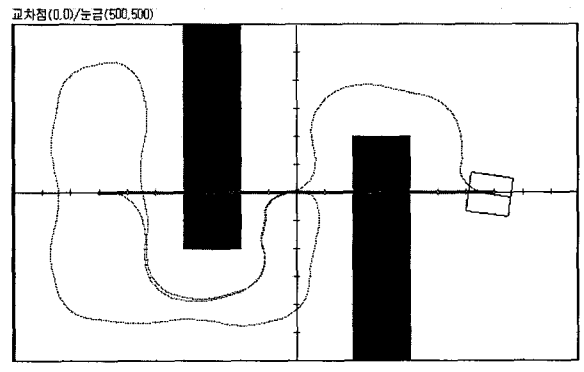
퍼지신경회로망을 이동로봇의 주행제어에 사용할 경우에 보다 큰 장점은 다양한 형태의 장애물이 복잡하게 배치된 환경에서도 학습에 의하여 유연한 주행이 가능한 점이다. 반면 VisBug 알고리즘 혹은 유사한 다른 방법은 많은 trial and error 방식의 정밀조정이 필요하고 사용상 제약이 존재한다.

V. 결론

본 논문에서는 미지의 환경에서 이동로봇이 장애물을 피하여 목표점까지 이동하는 데 필요한 직선주행과 장애물 주위주행을 위하여 퍼지신경회로망을 이용한 주행제어 방법을 제안하고 시뮬레이션을 통하여 유용성을 확인하였다. 직선주행을 위한 퍼지신경회로망은 2개의 입력, 1개의 출력, 각 입력에 대한 5개의 퍼지변수를 갖는 구조로 하였고, 장애물 주위주행을 위한 퍼지신경회로망은 4개의 입력, 1개의 출력, 각 입력에 대한 3개의 퍼지변수를 갖는 구조로 하였다. 퍼지신경회로망의 학습은 주행 중에 실시간으로 수행하도록 하였고, 학습 후 미지의 환경에서 이동로봇의 주행시험을 실시한 결과 기존의 방법



(a)



(b)

그림 6. 복수 장애물에 대한 주행결과. (a) VisBug를 이용한 경우 (b) 퍼지신경회로망을 이용한 경우

Fig. 6. Result of navigation for multiple obstacles.

에 비하여 보다 유연한 주행이 가능함을 확인하였다. 장애물 주위주행의 경우 장애물에 대한 거리정보를 제공하는 초음파 센서수가 많을수록 보다 유연하고 지적인 제어가 가능하다. 그러나 퍼지신경회로망은 입력의 개수가 증가할수록 구조가 기하급수적으로 복잡해지고, 따라서 학습에 오랜 시간이 필요한 단점이 있다. 이러한 문제는 입력의 양자화를 통하여 퍼지신경회로망의 입력 패턴 수를 제한함으로써 해결할 수 있다. 또한 퍼지신경회로망에 의한 주행제어는 기존의 방식에 비하여 소프트웨어적으로 계산하기에는 많은 시간이 소요되는 단점이 있으나 신경회로망 칩을 이용하여 하드웨어로 구현할 경우 병렬처리가 가능하므로 기존의 제어방식보다 빠른 제어가 가능할 것으로 기대된다.

참고문헌

[1] T. Skewis and V. Lumelsky, "Experiments with a mobile robot operationg in a cluttered unknown enviroment," *Journal of Robotic System* 11(4), 281-300, 1994.
 [2] V. Lumelsky and T. Skewis, "Incorporating range sensing in the robot navigation function," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol 20, no. 5, 1058-1069, Oct. 1990.
 [3] T. Sawaragi, O. Katai and S. Iwai, "Tuning

knowledge for intelligent fuzzy controller by analyzing a history of control operations," *Trans. SICE*, vol. 26, no. 8, pp. 854-861, 1990.

- [4] A. Hammer and K. Hara, "Knowledge acquisition for collision avoidance maneuver by ship handling simulator," *Proc. MARSIM 4-ICSM90*, pp. 245-252, 1990.
- [5] K. Shimada, S. Mabuchi, and K. Hara, "Identification of operators judgement rules of danger in collision avoidance maneuvering of ships," *Proc. 7th Fuzzy Syst. Symp.*, Japan, pp. 509-512, 1991.
- [6] Y. Maeda and T. Tamanaka, "Fuzzy obstacle avoidance control with the strategy of operator obtained by the CMAC learning." *Proc. 6th Fuzzy Syst. Symp.*, Japan, pp. 531-534, 1990.
- [7] Y. Maeda, "Fuzzy obstacle avoidance method for a mobile robot based on the degree of danger." *Proc. NAFIPS90*, vol. 1, pp. 167-172, 1990.
- [8] M. Okazaki, H. Tomikawam M. Sudare and K. Terada, "New guidance system for automated navigation vehicle", *Japan-U.S.A. Symposium on Flexible Automation*, 321-329, Oct. 1986.



노영식

1981년 연세대 전기공학과 졸업. 동대학원 석사(1983), 동대학원 박사(1987). 1991년-현재 울산대학교 전기공학과 교수. 관심분야는 로봇틱스 및 자동제어.



권석근

1995년 울산대 전기공학과 졸업. 동대학원 석사(1998), 동대학원 박사과정. 1998년-현재 삼창기업(주) 제어기술연구소 연구원으로 근무중, 관심분야는 로봇틱스 및 자동제어.