

신경망을 이용한 청소로봇의 장애물 판단에 관한 연구

이 상 형, 이 건 영\*  
 광운대학교 정보통신대학원 전자정보통신전공, 광운대학교 전기공학과\*

A Study on Obstacle Detection of Vacuum Cleaner Using Neural Network

Sang Hyoung Lee, Keon Young Yi\*  
 Kwangwoon university graduate school of information communication, Dept. Electrical Eng. Kwangwoon Univ.\*

**Abstract** - 청소 로봇의 장애물 판단은 청소 로봇이 정확하고 빠르게 장애물을 파악하여 정밀한 제어를 수행하며 청소 효율을 향상 시키는데 중요하다. 청소 로봇이 장애물을 판단하는데 여러 가지 알고리즘이 있지만 신경망 알고리즘 특히, BP(Back-Propagation) 알고리즘을 적용하여 장애물 인식에 있어 반복학습 시키면 청소 로봇은 보다 빠르고 정확하게 장애물을 스스로 판단 할 수 있다. 본 논문에서는 청소 로봇에 부착된 초음파 센서와 장애물과의 거리데이터를 얻어, 이를 BP 알고리즘에 적용하는 것을 연구하며 학습률, 반복학습, 최대 제곱 오차값을 조정한 실험결과로 특성변화를 관찰하고 해석하여 검증한다.

청소로봇의 Main board는 <그림 2>에서 볼 수 있듯이 '80C196KC' 20M Hz를 직접 메모리 어드레스 매핑하여 설계 제작하였으며, 또한 각 Port와 I/O Port 및 8255를 포함시켜 외부장치와 원활하게 연결할 수 있도록 설계 제작하였다. 구동부는 2개의 2상 Stepping Motor모터를 사용하였고 모터 드라이브를 설계 제작하였으며, 먼지 흡입부는 DC12V 1A의 DC motor를 사용하였다. 센서부는 로봇이 장애물과의 거리를 감지하기 위하여 초음파센서 3조를 사용하였으며, 표시부는 Display part로 text LCD를 사용하였다. Hardware는 각각 Module로 구현하였고, 이들 Module간의 상호 Data와 Signal들을 유기적으로 연결하기 위해 Interface Board를 설계 제작하였다.

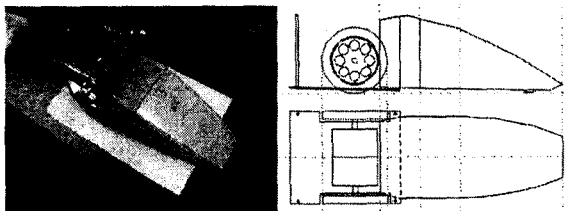
1. 서 론

최근에 들어와서 인터넷과 같은 IT 산업이 급속도로 발전되고 대중화 되고 있으며, 또한 산업현장에서 공장자동화시스템이 도입되어 많은 생산성 향상에 기여를 하고 있다. 우리가 가정에서도 홈 네트워크 시스템과 지능형 로봇들이 보급되어 삶의 질 향상에 앞장서고 있다. 특히 청소로봇은 가정에서 많은 힘과 시간이 소비되는 집안 청소를 대신하여 줌으로써 전업 주부의 가사 노동시간을 줄이고 노동력 절감과 삶의 질적 향상에 큰 도움을 주고 있다. [1][2] 본 연구를 위하여 청소로봇의 기구 및 하드웨어를 설계 제작하고 로봇의 왼쪽, 앞쪽, 오른쪽 3조의 초음파 센서에서 받은 센서신호를 감지하여 장애물을 판단하는 신경망 알고리즘(BP:Back-Propagation)을 적용하여 청소로봇의 장애물 판단 연구를 수행하고 실험한다. 이에 앞서 각각 3조의 초음파 센서에서 입력되는 센서신호를 모델링하고 BP 알고리즘을 구성하여 입력층에 입력하고, 출력층의 출력값이 최종 목표값에 접근하는 과정을 통하여 장애물 판단의 과정과 특성을 분석하고, 또한 학습률 변화에 따른 특성변화와 반복학습 과정을 분석한다. 본 논문은 신경망 알고리즘을 통하여 청소로봇에 장애물 판단 지능을 부여하고 실험하여 검증하는 것에 초점을 두었다.[3]

2. 본 론

2.1 청소로봇의 기구 및 하드웨어 설계

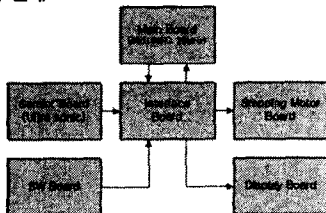
2.1.1 기구 설계



<그림 1> 청소로봇의 기구

청소로봇의 기구는 <그림 1>처럼 Body는 알루미늄 판을 사용하여 로봇의 MPU, Motor control, Interface board 등을 부착 할 수 있도록 설계하였다. 구동부는 2상의 Stepping motor와 마우스용 Wheel를 사용하였으며 먼지 흡입부는 휴대 자동차용 진공청소기를 가공하여 제작하였다.

2.1.2 하드웨어 설계

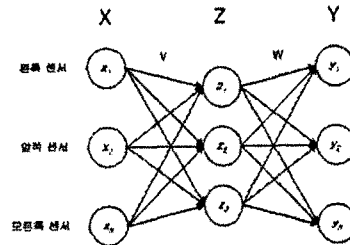


<그림 2> 청소로봇의 하드웨어 구성도

2.2 청소로봇의 BP 알고리즘

2.2.1 BP 알고리즘

BP(Back-Propagation)는 오류역전파 알고리즘이라고 하는 순방향 다층 신경망이다. 현재 신경망의 BP 알고리즘은 여러 분야에 응용되고 있으며 특히 음성합성 및 인식, 문자인식, 영상처리 및 복원, 영상합성, 무인 자동차 주행 및 로봇제어, 의료 분야까지 광범위로 사용되고 있는 알고리즘이다.[4]



<그림 3> 청소로봇의 BP 알고리즘 구조

<그림 3>은 청소로봇의 BP 알고리즘 구조를 나타내고 있으며 반복학습과 처리속도를 향상시키기 위하여 입력층(X), 은닉층(Z), 출력층(Y)의 9개 뉴런들로 간단하게 구성하였다. 이 뉴런들의 출력은 단극성 시그모이드 함수를 사용하여 비선형의 아날로그 형태로 출력된다. 입력층(X) 값은 센서신호를 모델링하여 입력된 입력값이며, 입력층(X)의 출력값(x1, x2, x3)으로 사용되며, 각 은닉층(Z)의 입력으로 들어간다. 은닉층(Z)의 출력값(z1, z2, z3)은 각 입력층(X)의 출력값(x1, x2, x3)과 가중치(W) 값을 받아 시그모이드 함수의 결과로 출력하며, 이는 각 출력층(Y)의 입력값으로 사용된다. 최종 출력층(Y)의 출력값(y1, y2, y3)은 각 은닉층(Z)의 출력값(z1, z2, z3)과 가중치(W) 값을 받아 역시 시그모이드 함수의 결과로 출력된다. 이들 출력층(Y)의 출력값(y1, y2, y3)과 정의된 목표값(d1, d2, d3)과 비교하여 제곱오차(E)를 계산하고 발생한 제곱오차(E)와 설정된 학습률(α)을 기초로 각 층들의 가중치(W)값을 변경하여 반복학습을 한다, 다시 제곱오차(E)를 계산하고 만약, 최대 제곱오차(E\_max) 범위보다 크면 다시 반복학습을 하고 최대 제곱오차(E\_max) 보다 작아지면 학습을 종료하는 알고리즘이다.[3][4]

2.2.2 학습절차

BP 알고리즘의 학습절차는 연결강도 W를 초기화하고, 학습시킬 p개의 입력값(x1, x2, x3)과 목표값(d1, d2, d3)를 설정하며, 학습률(α), 최대 제곱오차(E\_max)를 결정과 입력값(x1, x2, x3)과 목표값(d1, d2, d3)을 입력한다.[4] 은닉층(Z)의 가중합과 출력값은 식(1)과 식(2)으로 계산되며,

$$NET_i = \sum X_j V_{ij} \quad (1)$$

$$Z_i = \frac{1}{1 + e^{-NET_i}} \quad (2)$$

출력층(Y)의 가중합과 출력값은 식(3)과 식(4)로 계산된다.

$$NET_v = ZW^T \quad (3)$$

$$y = \frac{1}{1 + e^{-NET_v}} \quad (4)$$

제공 오차(E)는 식(5)로 계산되며,

$$E = \frac{1}{2}(d - y)^2 \quad (5)$$

출력층(Y)의 오차( $\delta_y$ )와 은닉층의 오차( $\delta_z$ )는 식(6)과 식(7)로 계산된다.

$$\delta_y = (d - y)y(1 - y) \quad (6)$$

$$\delta_z = z(1 - z) \sum_{i=1}^m \delta_y w \quad (7)$$

은닉층(Z)과 출력층(Y)의 가중치 값의 변화량( $\Delta W$ )과 다음 학습단계의 가중치 ( $W_{k+1}$ )값은 식(8)과 식(9)로 계산되며,

$$\Delta W = \alpha \delta_y Z \quad (8)$$

$$W_{k+1} = W_k + \Delta W \quad (9)$$

입력층(X)과 은닉층(Z)의 가중치 값의 변화량( $\Delta V$ )과 다음 학습단계의 가중치 ( $V_{k+1}$ )값은 식(10)과 식(11)로 계산된다.

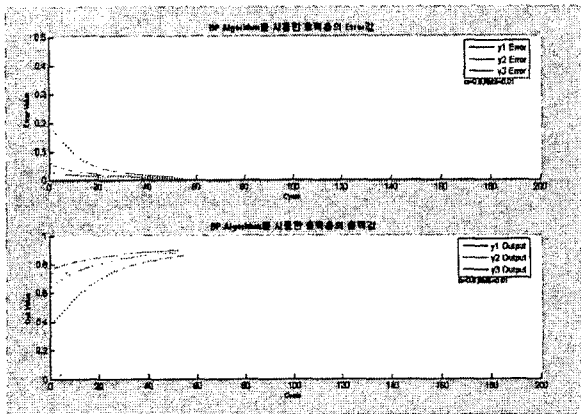
$$\Delta V = \alpha \delta_x X \quad (10)$$

$$V_{k+1} = V_k + \Delta V \quad (11)$$

## 2.2 청소로봇의 장애물 판단 실험 및 결과

### 2.2.1 입력층의 입력값(X) 변화에 따른 실험 및 결과

본 실험은 입력층(X)의 입력값은 왼쪽( $x_1$ ), 앞쪽( $x_2$ ), 오른쪽( $x_3$ )순으로 '000~111'까지 입력하고 목표값( $d_1, d_2, d_3$ ) 역시 동일하게 설정하였으며 출력층(Y)의 출력값은 왼쪽( $y_1$ ), 앞쪽( $y_2$ ), 오른쪽( $y_3$ ) 출력하였다. 학습률( $\alpha$ )은 '0.4~0.8' 정도의 범위가 적당하다. 본 실험에서는 학습률( $\alpha$ )을 '0.6'으로 사용하고 최대 제공오차( $E_{max}$ )는 '0.01'이내의 정밀도로 설정하였다. 그리고 최대 반복학습은 '200'회로 한정하여 실험하였다.



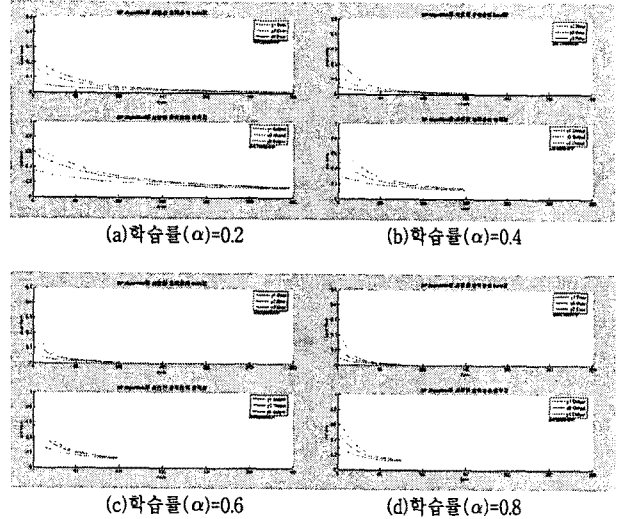
<그림 4> 입력층의 입력값 'x1, x2, x3=111' 의 결과

<그림 4>는 본 연구의 실험 예로 입력층(X)의 입력값( $x_1, x_2, x_3$ )이 '111'인 경우 출력층(Y)의 제공오차(E)의 변화와 출력값( $y_1, y_2, y_3$ )의 변화를 나타내고 있다. 반복학습을 하는 동안 제공오차(E)가 감소되는 것을 볼 수 있었으며, 반복학습 도중 제공오차(E)가 '0.01'이내로 감소되어 학습을 종료하였다. 출력층(Y)의 출력값( $y_1, y_2, y_3$ )은 반복학습 하는 동안 '1'로 근사되어졌으며, 반복학습 종료 후 출력층의 왼쪽( $y_1$ ) 출력값 '0.8882', 앞쪽( $y_2$ ) 출력값 '0.9037', 오른쪽( $y_3$ ) 출력값 '0.8602'로 출력되어 모두 장애물이 있음을 판단하였다. 입력층(X)에 다른 입력값( $x_1, x_2, x_3$ )을 입력한 경우 역시 '0' 또는 '1'로 근사되어 장애물의 유무를 판단하였다.

### 2.2.2 학습률( $\alpha$ ) 변화에 따른 실험 및 결과

본 실험은 입력층(X)의 입력값은 왼쪽( $x_1$ ), 앞쪽( $x_2$ ), 오른쪽( $x_3$ )순으로 '000'을 입력하였고 목표값( $d_1, d_2, d_3$ ) 역시 동일하게 설정하였다. 학습률( $\alpha$ )의 적당한 범위는 '0.4~0.8'정도이나 본 실험은 '0.2', '0.4', '0.6', '0.8'로 변화시켰으며, 최대 제공오차( $E_{max}$ )는 '0.01'이내 정밀도로 설정하였다. 그리고

최대 반복학습은 '300'회로 한정하여 실험하였다.



<그림 5> 학습률( $\alpha$ ) 변화에 따른 결과

<그림 5>에서 볼 수 있듯이 학습률( $\alpha$ )변화에 따른 출력층(Y)의 제공오차(E)변화와 출력값( $y_1, y_2, y_3$ ) 변화를 나타내고 있다. (a)는 매우 낮은 학습률( $\alpha$ )인 '0.2'로 설정되었기 때문에 최대 제공오차( $E_{max}$ ) '0.01'이하로 감소하는데 290회 정도 반복학습을 하였고 출력층(Y)의 왼쪽( $y_1$ ) 출력값은 '0.1226', 앞쪽( $y_2$ ) 출력값은 '0.1359', 오른쪽( $y_3$ ) 출력값은 '0.1412'로 '0'으로 근사되어 장애물이 없음을 판단하였다. (b)는 비교적 낮은 학습률( $\alpha$ )인 '0.4'로 설정되었기 때문에 최대 제공오차( $E_{max}$ ) '0.01'이하로 감소하는데 145회 정도 반복학습을 하였고 출력층(Y)의 왼쪽( $y_1$ ) 출력값은 '0.1313', 앞쪽( $y_2$ ) 출력값은 '0.1188', 오른쪽( $y_3$ ) 출력값은 '0.1414'로 '0'으로 근사되어 역시 장애물이 없음을 판단하였다. (c)는 비교적 높은 학습률( $\alpha$ )인 '0.6'으로 설정되었기 때문에 최대 제공오차( $E_{max}$ ) '0.01'이하로 감소하는데 100회 정도 반복학습을 하였고 출력층(Y)의 왼쪽( $y_1$ ) 출력값은 '0.1223', 앞쪽( $y_2$ ) 출력값은 '0.1353', 오른쪽( $y_3$ ) 출력값은 '0.1406'로 '0'으로 근사되어 장애물이 없음을 판단하였다. 마지막으로 (d)는 매우 높은 학습률( $\alpha$ )인 '0.8'로 설정되었기 때문에 최대 제공오차( $E_{max}$ ) '0.01'이하로 감소하는데 75회 정도 반복학습을 하였고 출력층(Y)의 왼쪽( $y_1$ ) 출력값은 '0.1312', 앞쪽( $y_2$ ) 출력값은 '0.1189', 오른쪽( $y_3$ ) 출력값은 '0.1413'로 역시 '0'으로 근사되어 장애물이 없음을 판단하였다.

## 3. 결 론

본 논문은 신경망(BP 알고리즘)을 이용한 청소로봇의 장애물 판단을 제시하고 Matlab program을 사용하여 실험을 하였다. 입력층의 초기 가중치 값은 오차범위 약 '0.3~0.6'으로 Random 함수로 생성시켰다. 2.2.1 실험에서 볼 수 있듯이 동일하게 설정된 학습률에서 입력층의 입력값 변화에 따라 반복학습을 하는 동안 제공오차를 감소시키며 최종 출력값이 목표값에 근사되는 것을 검증하였다. 또한 2.2.2 실험에서 볼 수 있듯이 동일한 입력값에서 낮은 학습률에서는 최종 출력값이 목표값으로 근사될 때 보다 비교적 많은 반복학습을 하였고, 높은 학습률에서는 최종 출력값이 목표값으로 근사될 때 비교적 적은 반복학습을 하였다. 본 논문의 실험결과에서 알 수 있듯이 청소로봇의 센서신호를 모델링하여 BP 알고리즘을 적용하여 실험 후, 결과 분석을 보면 아주 만족스러운 결론을 얻었다. 이를 바탕으로 실제 청소로봇 적용하기 위해서는 센서신호들의 잡음제거와 입력층의 입력값(로봇과 장애물의 거리값) 설정, 인식 후 출력층의 출력값(장애물 판단한 값)을 청소로봇의 동작에 반영시키는 과제가 남아있다. 또한 본 연구에서는 초기 변수들을 상수값으로 설정하였으나 보다 적용력 있는 BP 알고리즘을 구성하기 위해서는 학습률( $\alpha$ )과 최대 제공오차( $E_{max}$ ), 반복학습 등을 변수값으로 지정하고, 이 변수값을 신경망과 퍼지 등 인공지능 알고리즘과 함께 적용적인 BP 알고리즘으로 설계하는 것 또한 향후 과제 일 것이다.

### [참 고 문 헌]

- [1] 김병수, "지능형로봇의 기술현황 -청소로봇에 대하여-", 한국소음진동공학회지:소음진동, 14권13호, pp23-30, 2004
- [2] 전홍석 외, "홈 서버 기반의 저비용 지능형 청소로봇 시스템", 한국정보과학회 학술대회지, pp667-669, 2004
- [3] 최재호 외, "다중 역전과 신경망을 이용한 차량 번호판의 인식", 한국통신학회논문지, 22권11호, pp2432-2438, 1997
- [4] 오창석, "뉴로컴퓨터개론", 내하출판사, pp273-pp283, 2000