

주행 오차 보정을 통한 장애물 극복 신경망 제어기 설계

Design of a Cross-obstacle Neural Network Controller using Running Error Calibration

임 신태, 유 성 구, 김 태 영, 김 영 철, 정 길 도*

(Shin Teak Lim, Sung Goo Yoo, Tae Yeong Kim, Yeong Chul Kim, and Kil To Chong)

Abstract: An obstacle avoidance method for a mobile robot is proposed in this paper. Our research was focused on the obstacles that can be found indoors since a robot is usually used within a building. It is necessary that the robot maintain the desired direction after successfully avoiding the obstacles to achieve a good autonomous navigation performance for the specified project mission. Sensors such as laser, ultrasound, and PSD (Position Sensitive Detector) can be used to detect and analyze the obstacles. A PSD sensor was used to detect and measure the height and width of the obstacles on the floor. The PSD sensor was carefully calibrated before measuring the obstacles to achieve better accuracy. Data obtained from the repeated experiments were used to plot an error graph which was fitted to a polynomial curve. The polynomial equation was used to navigate the robot. We also obtained a direction-error model of the robot after avoiding the obstacles. The prototypes for the obstacle and direction-error were modeled using a neural network whose inputs are the obstacle height, robot speed, direction of the wheels, and the error in direction. A mobile robot operated by a notebook computer was setup and the proposed algorithm was used to navigate the robot and avoid the obstacles. The results showed that our algorithm performed very well during the experiments.

Keywords: Cross-obstacle, PSD, neural network, error calibration, direction

1. 서론

1990년대를 기점으로 지능형 로봇의 정의가 “감지와 행위를 연결하는 지능시스템”으로 일반화됨으로써 산업용 로봇은 물론 의료로봇, 안내로봇, 청소로봇, 안전로봇, 구조에 사용되는 등 다양한 형태로 인간을 보조하는 서비스 로봇으로 확장되었다. 서비스 로봇은 점차적으로 비정형화 된 공간에서 자율적으로 주행하면서 난이도가 보다 높은 작업을 안정되게 수행하거나, 또는 인간과의 상호작용을 수행하는 지능형 서비스 로봇으로 발전하고 있다. 즉, 인지 기반 행위를 통한 자율 주행과 조작, 환경 및 상황 인지, 고차원 인간 로봇 상호작용, 학습 및 자가 성장 등의 기능이 앞으로 로봇의 핵심이 될 것이다[1].

로봇이 지능형 로봇으로 발전하면서 산업용, 군사용, 경비업체 등에서 사용되던 로봇이 점차 일반 국민들이 사용하는 형태로 발전하고 있으며 이런 경우 로봇은 사무실이나 집안에서 임무를 수행하는 실내로봇이 될 것이다. 이와 같은 실내 로봇이 장애물이 많은 실내에서 자유로운 주행과 임무수행을 하기 위해 주변의 장애물만이 아닌 바닥의 장애물에 대한 검출이 필요하다.

장애물을 검출시 이용되는 센서는 laser, 초음파, PSD 센서 등 비접촉 센서가 많이 사용되고 있으며 이에 대하여 좀 더 살펴보면 초음파 센서의 경우 각진 상태의 장애물

경우에는 반사되는 부분이 일정하지 않고, 짧은 거리는 반사파 때문에 정확한 측정이 어렵다는 단점을 가지고 있다 [2]. 그리고 laser 센서는 laser를 사용하여 반사 물체를 검출하는 방식이나, 너무 고가이며, 반사가 잘되는 거울 같은 장애물에는 사용이 어렵다는 단점을 가지고 있다[3]. 마지막으로 PSD 센서는 현재 장애물 감지 및 거리 측정에서 많이 사용되고 있는데 특히 적외선 광을 사용하므로 높은 지향성과 해상도를 가지는 특징이 있다[4].

로봇의 정확한 주행을 위해서 GPS를 사용하여 자기위치를 파악하고 기구학적 요인을 조절함으로써 주행을 하는 방법[5] 또는 RFID를 사용하여 태그를 인식함으로써 자기위치를 파악하고 주행을 하는 방법도 있다[6]. 더불어 보행 내비게이션을 사용함으로써 위치를 보정하는 방법 등이 사용되고 있다[7].

위에서 설명한 것을 기초로 하여 본 연구에서는 PSD 센서를 사용하여 앞, 뒤, 옆의 장애물을 검출하는 것이 아닌 바닥의 장애물을 검출할 것이다. 특히 우리나라는 문턱이라는 바닥 장애물을 가지고 있다. 이것은 다른 장애물처럼 피하기는 장애물이 아닌 넘어가야 하는 장애물이다. 장애물을 넘는 동안 오차가 발생할 것이고, 발생한 오차를 제거하여야 한다. 오차 제거를 위하여 우선 반복 실험을 통하여 오차 값을 산출 하고, 신경회로망 학습을 통하여 그것을 보정하고자 한다.

본 연구에서는 일정거리(3m)에서 속도 변화를 통한 반복 실험을 진행 하면서 오차 값을 측정하고, 속도 변화에 따른 오차 값을 가지고 오차 관계식을 도출 할 것이다. 도출된 관계식을 바탕으로 하여 로봇의 직진성을 강화할 것이다. 직진성을 강화함으로써 장애물을 넘을 때 발생하는 오차

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 10. 29., 수정: 2010. 1. 4., 채택확정: 2010. 3. 13.

임신태, 김태영, 정길도: 전북대학교 전자정보공학부

(mirr46@chonbuk.ac.kr/last_slept@hotmail.com/kitchong@chonbuk.ac.kr)

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

김영철: 군산대학교 기계공학부(kimyc@kunsan.ac.kr)

값을 제외한 오차 값을 최소화함으로써 장애물을 넘을 때 발생하는 error를 제외한 나머지 error 값이 zero라는 가정하고 연구를 진행한다. 그리고 강화된 직진성을 기반으로 PSD 센서를 이용하여 장애물의 거리와 높이 및 넓이 등 특징 점을 추출하고, 여러 장애물 패턴에 대한 장애물을 극복하는 실험을 반복함으로써 장애물과의 거리와 높이 및 넓이 등에 따라서 생기는 오차를 계측한다. 계측된 오차를 신경회로망 학습을 통하여 관계식을 도출하고 직진성과 관계식을 기반으로 하여 장애물을 정확히 검출하고 오차를 보정하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장은 로봇 시스템 및 직진성 구현에 대하여 설명하고 III 장에서는 로봇의 장애물 극복 시스템에 대하여 IV 장에서는 장애물 극복 시뮬레이션과 결과에 대하여 설명한다. 마지막으로 V 장에서 결론에 대하여 서술한다.

II. 로봇 시스템 및 직진성 구현

1. 이동 로봇 시스템

제작된 로봇은 다양한 로봇분야에 대하여 연구를 진행하기 위해 제작하였으며 실제 로봇의 모습은 아래 그림 1과 같다. 제작된 로봇은 기본적으로 two-wheel에 독립적으로 각각의 모터를 사용하였으며, 후면 바닥에는 옴니디렉션 바퀴를 장착하여 로봇의 안전성을 강화하였다.

본 연구에 사용된 로봇은 특정 분야에 특화된 것이 아니라 로봇의 다양한 분야에 대한 연구를 진행하고자 여러 센서들(초음파, 적외선, 카메라, 엔코더, GPS)을 사용 가능하도록 제작되었다. 하지만 본 연구에서는 로봇의 직진성과, 바닥면의 장애물을 검출하고 그에 따른 오차를 보정하는 연구임으로 encoder, motor, PSD만을 사용하는 연구를 진행하도록 한다. 로봇의 모델링 방정식은 다음과 같다.

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

본 연구에서 사용된 로봇은 two-wheel에 독립적인 모터를 사용한 로봇으로서 x, y 는 로봇의 중점의 위치, θ 는 축을 기준으로 한 목표지점간의 각도를 나타낸다. 위의 3가지를 가지고 로봇의 위치를 나타낼 수 있다. 선형 속도 v 와 각속도 w 는 다음과 같다.

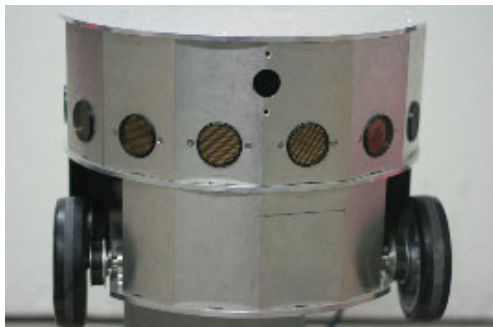


그림 1. 이동 로봇.
Fig. 1. Mobile robot.

$$v = \frac{v_l + v_r}{2}, \quad w = \frac{v_l - v_r}{D} \quad (2)$$

여기서 v_l 과 v_r 은 각각 좌측 바퀴와 우측 바퀴의 속도를 나타내며, D 는 두 바퀴간의 거리를 나타내며, 속도 및 바퀴 거리의 단위는 m이다.

2. 제작 로봇의 직진성 구현

일반적으로 로봇에 직진신호 즉, 모터의 값은 같은 속도를 두 바퀴에 동시에 인가하더라도 실제 직진성을 확보하기는 힘들다. 같은 모델의 모터라도 특성이 조금씩 다르며, 모터제어기의 신호 또한 미세하게 차이가 날 수 있기 때문이다. 따라서 로봇이 직진제어 신호에 정확히 반응할 수 있도록 실험과 로봇 오차 방정식을 구현하여 직진성을 확보하였다.

실험 절차 및 구성은 그림 2와 같다. 3m의 일정거리를 주행함으로써 발생하는 거리 오차를 계측하며, 왕복 주행과 반복 실험을 통해서 충분한 데이터를 확보하였다.

로봇의 속도는 RS-232 통신을 통해 모션제어보드로 제어한다. 제어 시스템에서 모션보드에 명령을 주면 motor를 구동하여 로봇을 주행시키고 그에 따른 오차 값을 측정한다. 이러한 방법으로 수차례 반복 실험을 통하여 오차 값을 분석하고 오차에 대한 관계식을 도출한다. 도출 한 관계식을 바탕으로 로봇의 직진성을 보완한다. 로봇의 속도가 변함에 따라 직진성 오차도 변하게 되는데 관계그래프를 그림 3에 나타내었다.

실제 데이터를 바탕으로 속도와 오차값에 관한 다항식 방정식을 구하면 식 (3)과 같다.

$$Y = -(1.0488 \times 10^{-4})X^5 + 0.0092X^4 - 0.3219X^3 + 5.55.5X^2 - 47.4231X + 106.9997 \quad (3)$$

다항식을 구함으로써 실험 데이터 이외의 값이 적용되더라도 그에 따라 로봇이 오차값을 구하고 수정할 수 있게

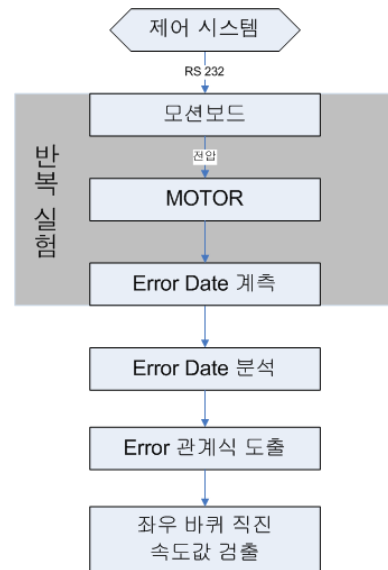


그림 2. 직진성에 대한 실험 순서도.
Fig. 2. The experiment flowchart about going straight characteristic.

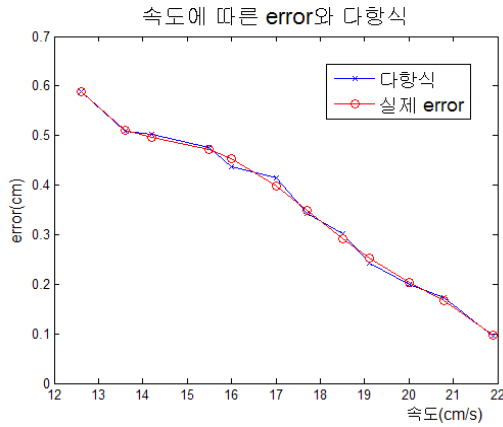


그림 3. 속도에 대한 error 값과 다항식.
Fig. 3. The error about velocity and polynomial.

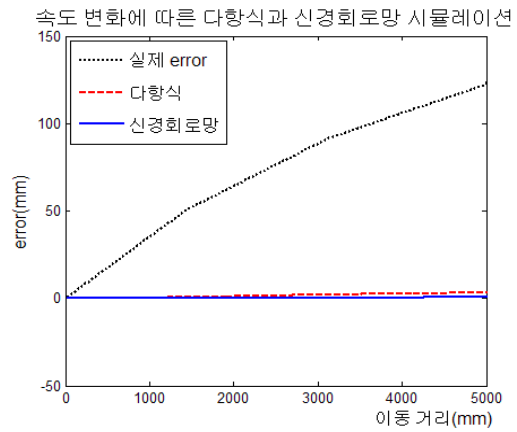


그림 6. 로봇의 직진성 오차율.
Fig. 6. Error rate of the robot going straight characteristic.

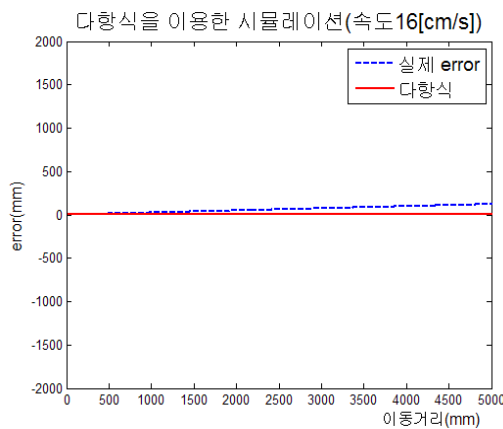


그림 4. 다항식을 기반으로 보정(속도 = 16.0cm/s).
Fig. 4. Polynomial-based correction(velocity = 16.0cm/s).

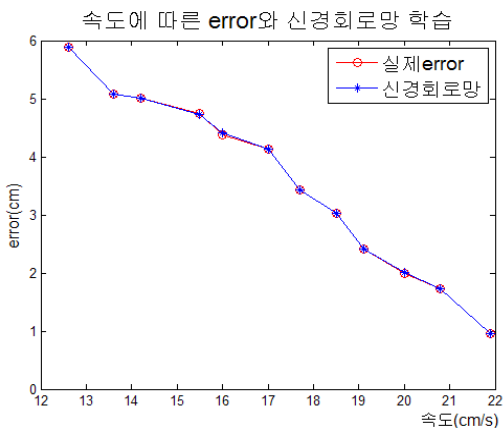


그림 5. 속도에 따른 error 값과 신경회로망 학습.
Fig. 5. The error about velocity and neural network learning.

되는 것이다. 다항식을 적용하여 로봇의 제어모션신호를 변경한 후의 직진 이동의 결과를 그림 4에 나타내었다. 기존 오차를 많이 제거한 것을 확인할 수 있다.

다항식을 적용한 방법의 경우 미세한 오차가 존재하고 또한 속도가 급속히 가변 할 경우는 오차가 더욱 증대된다. 따라서 본 연구에서는 로봇 제어하는 중에 발생하는 직진

성 오차를 미리 예측하고 이를 제어기에 적용하는 신경회로망 예측 시스템을 적용하였다. 로봇의 속도와 직진성 오차의 통계 데이터를 이용하여 예측 시스템을 구현하였다.

학습방법으로는 LMBP (Levenberg Marquardt Back Propagation) 방법을 적용하였다[8].

그림 5는 신경회로망 예측 시스템을 적용하여 속도에 따른 직진성 오차를 예측한 결과 값을 나타내었다.

그림 6은 로봇이 5m의 거리를 이동하면서 발생하는 직진성 오차를 각각의 방법을 적용하였을 때의 결과 그래프이다. 제어 알고리즘이 없을 경우 약 10cm 이상의 오차가 발생하였지만 제어모션보드의 제어 신호에 다항식 계산법을 적용하였을 경우와 신경회로망 예측 시스템을 적용하였을 경우에는 오차가 0.1cm 이하로 줄어들음을 확인할 수 있었다. 이동거리가 증가할수록 신경회로망 예측 방법이 다항식 방법보다는 오차가 적음을 확인하였다. 본 연구에서는 제안한 직진성 구현의 방법을 적용하여 로봇의 장애물 극복 시스템에 적용하였다.

III. 로봇의 장애물 극복 시스템

본 연구에서는 로봇의 장애물 극복 시스템 즉 장애물의 정보를 탐색하여 이를 넘어가는 시스템을 구현하였다. 일반적으로 장애물을 극복할 경우 로봇은 방향각의 오차가 발생하게 된다. 즉, 장애물을 극복한 후 로봇의 방향각이 틀어져 목표지점으로의 이동이 어렵게 된다. 이는 장애물과 바닥면의 마찰계수가 다르고 로봇의 미끄러짐 및 장애물이 놓인 각도에 따라 로봇의 방향각 오차가 다양하게 발생한다. 이를 보완하기 위해서는 장애물의 크기 및 놓인 방향을 탐지할 수 있어야 하며 제어기가 방향각의 오차를 줄일 수 있게 좌우 바퀴의 속도값을 조절해야 한다. 따라서 본 논문에서는 PSD 센서를 통해 장애물의 높이 및 로봇과의 각도 값을 계속하는 방법을 제시하였으며, PSD 센서로부터 오는 데이터를 입력받아 로봇의 방향각 오차를 제어할 수 있는 신경회로망 제어기를 제안하였다.

1. PSD 센서에 의한 거리 측정

PSD 센서의 출력은 센서의 사용 측정 범위 구간에서 비선형 출력 특성을 가지고 있다. 이러한 특성을 이용하여 거

리 측정하기 위해 선형 및 비선형의 두 가지 방법으로 모델링하였다. 먼저 선형 방법을 사용하여 출력전압과 측정거리 사이의 관계를 모델링 방정식은 식 (4)와 같다.

$$V = -\frac{m}{D-a} + b \tag{4}$$

위 식에서, V(volt)는 출력 전압, D(cm)는 물체까지의 거리. m과 a, b는 미지수의 계수이다. 위 식을 거리에 따른 식으로 정리하게 되면 식 (5)와 같다.

$$D = -\frac{m}{V-b} + a \tag{5}$$

계수를 결정하기 위해서 위 식을 정리하면 식 (6)으로 표현할 수 있다.

$$bD + aV + (m - ab) = DV \tag{6}$$

이는 n개의 보정용 데이터를 사용한 행렬식으로 다시 아래 식과 같이 나타낼 수 있으며,

$$LX = R \tag{7}$$

이 식은 다음과 같이 풀 수 있다.

$$X = L^+R \tag{8}$$

여기서 +는 행렬의 의사역(pseudo-inversion)을 의미한다. 일단 X를 구하면, 미지의 계수는 다음과 같이 결정 된다.

$$a = X(1) \tag{9}$$

$$b = X(2) \tag{10}$$

$$m = X(3) + X(1)X(2) \tag{11}$$

두 번째 방법으로 출력전압과 측정거리 사이의 관계를 지수 함수에 의한 비선형 모델로 나타낼 수 있다.

$$V = e^{-r(D-p)} + q \tag{12}$$

위 식에서, V(volt)는 출력 전압, D(cm)는 물체까지의 거리, m과 p, q는 시스템 계수이다. 위 식을 거리에 따른 식으로 정리하게 되면 다음과 같다.

$$D = \left(-\frac{\log V}{m}\right) + p + \left(\frac{\log q}{m}\right) \tag{13}$$

여기서 $\frac{1}{r}$ 을 h라고 정의하고, $p + \frac{\log q}{r}$ 를 k라고 정의한 후, 정리하게 되면,

$$D = h \log V + k \tag{14}$$

이는 n개의 보정용 데이터를 사용한 행렬식으로 다시 아래와 같이 쓸 수 있다.

$$LX = R \tag{15}$$

이제 미지의 계수는 다음 행렬식으로부터

$$X = L^+R \tag{16}$$

아래와 같이 결정될 수 있다.

$$h = X(1) \tag{17}$$

$$k = X(2) \tag{18}$$

필터를 사용하여 노이즈를 제거한 후 정확한 거리 계측값의 도출이 가능하다[9].

본 연구에서는 2개의 PSD를 사용하여 장애물의 높이와 방향각을 측정하였다.

2. 신경회로망과 PSD를 이용한 장애물 오류 보정

일반적인 PSD 센서의 출력은 거리에 따라 선형이 아닌 비선형성을 가진다. 따라서 실험을 통해 신호제기에 따른 거리값의 계산이 필요하다. 그림 7의 o선은 거리 15cm부터 55cm까지의 거리에 따른 센서 신호의 출력값을 보여준다. 2차 곡선 형태의 그래프로서 비선형성을 보여주고 있다.

따라서 실험데이터로부터 다항식평가방식을 적용하여 4차 방정식의 PSD 센서 계측 방정식을 계산하였다. 계산식은 식 (19)와 같다. 그림 7의 *선은 다항식 결과값을 나타낸 것으로 실제 측정 데이터와 일치하는 것을 볼 수 있다. PSD 센서의 계측값은 다항식방식을 적용하여 정확한 거리값의 계산이 가능하다.

$$Y = (3.3927 \times 10^{-8})X^4 - (3.5062 \times 10^{-5})X^3 + 0.0137X^2 - 2.5034X + 206.4181 \tag{19}$$

2개의 PSD 센서로부터 값을 전달받은 제어시스템은 장애물의 높이 및 로봇과 장애물의 각도를 계산하게 된다. 계산된 장애물의 높이와 로봇과 장애물의 각도는 신경회로망 제어기에 보내지게 된다. 신경회로망 제어기는 높이값과 로봇과 장애물의 각도값을 입력받아 모터의 좌우속도를 제어하며 이를 통해 장애물 극복하는 중에 발생하는 방향각 오차를 줄일 수 있게 된다.

그림 8에 PSD를 이용하여 장애물을 검출 하고 장애물을 넘는 동안 발생하는 오차를 신경회로망의 학습을 통해 구해진 값을 통하여 보정하는 순서도를 나타내었다.

신경회로망 계측기는 미리 다양한 장애물의 높이와 방향에 대해 발생하는 방향각 오차의 통계 데이터를 통해 학습을 진행하였으며, 신경회로망의 구조는 입력 Layer 4개(좌측 장애물 높이, 우측 장애물 높이, 로봇의 속도, error(각도)와 은닉층 12개 그리고 출력층 1개(보정 error)로 신경회로

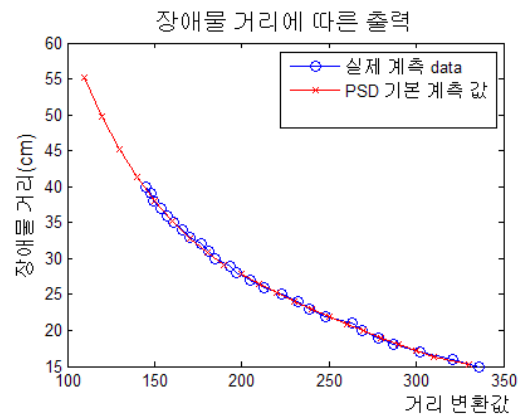


그림 7. PSD 계측 결과에 따른 다항식.

Fig. 7. Polynomial about the PSD measurement result.

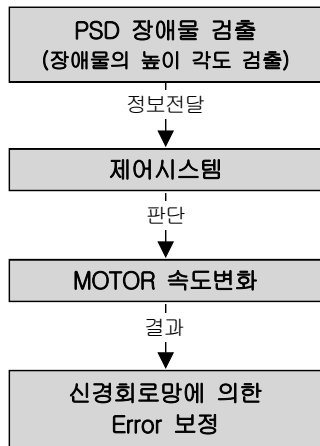


그림 8. 신경회로망을 이용한 장애물 검출 순서도.
Fig. 8. Flowchart about detecting obstacles using neural networks.

망을 구성하였다. PSD가 장애물을 계측하여 장애물과의 각도 및 높이를 알아내게 되면 신경회로망 제어기에서 학습 데이터를 가지고 로봇의 Motor를 컨트롤 하게 된다.

IV. 장애물 극복 시뮬레이션 및 결과

제안한 시스템을 적용하여 장애물의 높이 및 로봇과 장애물의 각도를 다양하게 시뮬레이션을 진행하였다. 장애물의 높이와 로봇과 장애물의 각도를 통해 일반적인 주행과 제안한 방법을 적용한 경우의 주행 결과를 비교하였다. 총 2m 길이의 이동거리를 주행하였으며 로봇이 장애물을 넘기 전 1m, 넘은 이후 1m를 주행하도록 실험 환경을 조성하였다. 장애물의 높이는 총 3가지로 각각 1cm, 2cm, 3cm 높이를 가지며, 또한 로봇과 장애물의 각도는 장애물의 높이에 따라 다양하게 변화시켜 실험에 적용하였다.

그림 9, 10, 11은 신경회로망을 통한 시뮬레이션 결과를 보여준다. 빨간색 점선은 제어이론을 적용하지 않은 결과이며, 파란색 실선은 제안한 시스템을 적용한 결과를 나타낸다. 주행시 장애물을 극복할 경우 방향각의 오차로 인해 주행 방향이 변하게 되어 최종 목표지점에 도달하기 힘들게 된다. 제안한 시스템의 경우 방향각 오차를 보정하여 직진성을 유지하며 이동하는 것을 볼 수 있다.

실험에 사용된 장애물은 단순한 크기의 형태를 사용하였

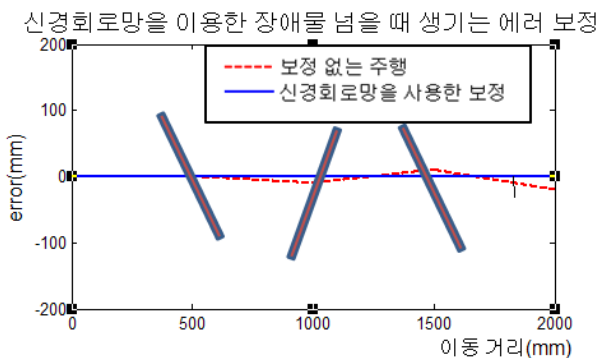


그림 9. 신경회로망을 이용한 error 보정(1).
Fig. 9. Error correction by using Neural network(1).

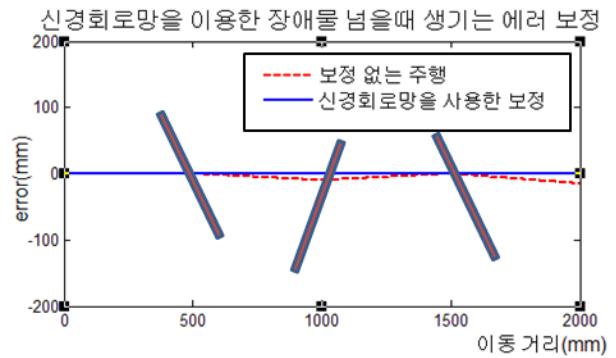


그림 10. 신경회로망을 이용한 error 보정(2).
Fig. 10. Error correction by using Neural network(1).

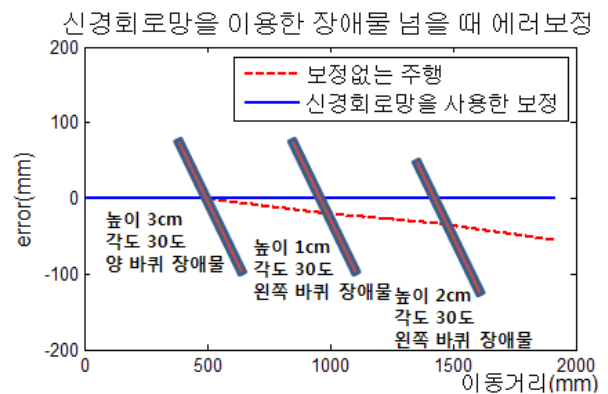


그림 11. 신경회로망을 이용한 error 보정(3).
Fig. 11. Error correction by using Neural network(1).

는데, 이는 국내의 주거환경에 존재하는 문턱의 경우 높이와 넓이 등이 거의 일정한 수준을 유지하고 있기 때문이다. 또한 장애물과의 각도 또한 문의 크기는 한정적이기 때문에 로봇이 넘어갈 경우의 각도 또한 한정적이기 때문에 이를 적용하였다.

본 시스템은 신경회로망 제어기이므로 만약 다양한 장애물의 크기 및 모양 또한 놓인 방향을 적용하고자 한다면, 실험데이터를 확보하여 추가적인 학습을 통해 제어기의 업그레이드가 가능하다. 하지만 데이터의 양이 많아지면 학습 시간 및 제어기의 실행 시간이 길어져 오류가 발생할 가능성이 존재한다.

V. 결론 및 향후연구방향

본 연구에서는 two-wheel 장애물을 회피하지 않고 극복할 경우 발생하는 방향각 오차를 제거하는 시스템 및 이론적인 방법을 제안하였다.

로봇 제작시 발생하는 구조적인 직진성의 오차를 줄일 수 있도록 다항식 시스템 및 신경회로망 예측 시스템을 적용하여 직진성을 구현하는 방안을 제시하였다. 또한 PSD 센서를 적용하여 장애물의 높이 및 놓인 방향을 계측하여 이를 신경회로망 제어기를 통해 로봇 좌우모터의 속도 제어를 통해 장애물 극복시 발생하는 방향각 오차를 제거하는 시스템을 설계하였다. 그리고 시뮬레이션 및 실험을 통해 제안한 시스템의 주행 성능을 확인할 수 있었다.

하지만 본 연구는 단순 직진 주행일 경우에만 적용한 것으로 실제 환경에서의 적용은 아직 무리가 있다. 따라서 향후 지자기센서 및 자이로센서를 접목하여 이동방향 및 속도의 정확한 계측을 통해 단순한 모양의 장애물뿐만 아니라 복잡한 모양 및 곡선 주행 등에 적용할 예정이다.

참고문헌

[1] 김갑용, Jinhan M&b, “차세대 지능로봇 핵심기술,” 2006.
 [2] H. Choset, K. Nagatani, and N. A. Lazar, “The Arc-transversal median algorithm: a geometric approach to increasing ultrasonic sensor azimuth accuracy,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 19, no. 3, pp. 513-522, June 2003.
 [3] C. Ye and J. Borenstein, “Characterization of 2-D laser scanner for mobile robot obstacle negotiaition,” *Proc. of IEEE International Conference Robotics and Automation*, pp. 2512-2518, 2002.
 [4] Matijevics, “Infrared sensors microcontroller interface

system for mobile robots,” *Proc. of Int'l Symp. Intelligent Systems and Informatics*, pp. 177-181, 2007.
 [5] B. W. Parkinson and J. J. Spilker, *Global Positioning System: Theory and Application*, American Institute of Aeronautics and Astronautics, vol. 2, Washington, DC, 1996.
 [6] 김성부, 이동희, 이장명, “RFID 응용 기술을 이용한 이동 로봇의 실내 위치 측정,” 제어 · 자동화 · 시스템 공학 논문지, 제11권 제12호, 2005.
 [7] R. Jirawimut, P. Ptasinski, V. Garaj, F. Cecelja, and W. Balachandran, “A method for dead reckoning parameter correction in pedestrian navigation system,” *Proc. of the 18th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, vol. 3, pp. 1554-1558, May 2001.
 [8] 김대중, 양태규, “다층 신경회로망을 이용한 차량 번호판 인식에 관한 연구,” 목원대학교 졸업논문, 2005.
 [9] 김종만, 도용태, “이동 물체의 3차원 계측을 위한 PSD 센서 배열 설계,” *J. of the Korean Sensors Society*, vol. 17, no. 2, pp. 106-113, 2008.



임 신 택

2007년 군산대학교 기계공학부 학사 졸업. 2009년 전북대학교 전자정보공학부 석사 졸업. 현재 전북대학교 전자정보공학부 박사과정. 관심분야는 Robotics, LED, 제어시스템.



유 성 구

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



김 태 영

2009년 전북대학교 제어계측공학과 학사 졸업. 2009년 현재 전북대학교 전자정보공학부 석사과정. 관심분야는 Robotics, Navigation, Filtering.



김 영 철

1989년 전북대학교 전기공학과 학사 졸업. 1993년 전북대학교 전기공학과 석사 졸업. 1998년 Tohoku university 기계전자공학 박사 졸업. 현재 군산대학교 기계자동차공학부 부교수. 관심분야는 Robotics, 재활복지공학, 조선 IT.



정 길 도

1984년 Oregon State University 기계공학 학사 졸업. 1986년 Georgia Institute of Technology 기계공학 석사 졸업. 1993년 Texas A&M University 기계공학 박사 졸업. 현재 전북대학교 전자정보교수 관심분야는 Time-Delay, Robotics,

인공지능, Web 기술.