

## PSD 센서 시스템을 이용한 이동물체의 실시간 위치측정

노재희, 노영식, 이양범  
전기 전자 및 자동화 공학부

### <요약>

본 논문에서는, 평면상에서 이동하는 물체의 위치를 실시간으로 측정하기 위한 PSD 센서 시스템을 개발하였다. 이동물체에 적외선 광원을 설치하고 이 광원으로부터 적외선팡이 PSD 센서에 입사 되도록 한다. 센서로 부터 얻은 광원에 대한 위치정보를 이용하여 실제 광원의 위치를 계산하기위한 알고리즘으로 파라미터 켈리브레이션과 신경 회로망을 이용한 방법을 제안하였다. 또한, 이동물체의 위치를 실시간으로 측정하기 위하여 PSD 센서를 이동공간 상부에 고정시키고 이동로봇 상에 적외선 광원을 설치한 후 이동 중에 있는 로봇의 위치를 측정하였다. 결과적으로 개발된 시스템으로부터 얻은 위치 정보는 매우 만족할 만큼 정확성이 있음을 보였다.

## Real-time position measurements of mobile object using PSD sensor system

Jae-Hee Ro, Young-Shick Ro, Yang-Burn Lee  
School of Electrical, Automation Engineering

### <Abstract>

In this thesis, PSD(Position Sensitive Detector) sensor system that estimates position for moving objects in 2D plane is developed. PSD sensor is used to measure the position of an incidence light in real-time. To get the position of light source of moving target, a new parameter calibration algorithm and neural network technique are proposed and applied. Real-time position measurements of the mobile robot with light source is examined to validate the proposed method. It is shown that the proposed technique provides accurate

position estimation of the moving object.

**Key Words :** Position Sensitive Detector(PSD), Position Measurement, Parameter Calibration, Neural Network

## 1. 서 론

이동하는 물체의 공간상의 위치 정보를 얻기 위한 시각 서보 기술은 산업현장이나 자동화 조립 라인 등 여러 가지 로보ット 응용분야에서 중요한 역할을 하며 꾸준히 연구되어 오고 있다[1][2][3]. 특히, 이동하는 이동물체에 대한 실시간 시각추적은 대표적인 시각 서보 문제로써 반드시 시각정보 처리과정을 거쳐야만 한다. 시각정보 처리문제는 일반적인 경우, 시각센서인 비전 카메라로 사용할 경우 카메라 교정 및 실시간 영상정보 처리에 관심이 집중되어 있지만 이는 조명에 영향을 많이 받아 측정 정밀도가 떨어지며, 데이터 처리 시간이 많이 소요된다는 단점을 가지고 있다[4][5][6]. 한편 입사 된 광의 위치를 아날로그 방식으로 매우 정밀하게 검출할 수 있는 반도체 소자인 PSD(Position Sensitive Detector)가 개발되었다. PSD를 이동물체의 위치 측정을 위한 센서로 사용하는 경우 물체에 광원을 부착해야 하는 번거러움이 있으나 실시간으로 이동물체의 위치 측정이 가능한 장점이 있다.

본 논문은 수 미터 떨어져 움직이는 이동물체의 위치를 실시간으로 측정할 수 있는 PSD 센서 시스템을 개발하는 것이다. 먼저 이동물체에 적외선 광원을 설치하고 이 광원으로부터 적외선 광이 PSD 센서에 입사 되도록 한다. 센서에 입사 된 적외선팡은 2차원 PSD에 의하여 2차원 위치 정보를 포함하는 광전류를 발생시키고 이를 신호처리 함으로써 광원의 위치에 대한 정보를 얻는다. 그러나 얻어진 위치 정보와 실제 광원의 위치 정보와는 약간의 비선형성이 있으므로 실제 광원의 위치를 계산하기 위한 두 가지 방법을 제시한다. 첫 번째 방법은 센서에서 얻어진 정보와 실제 위치가 거의 선형적이라 가정하고 계산식의 파라미터를 정밀 켈리브레이션하는 것이다. 다른 방법은 비선형 관계를 학습할 수 있는 신경 회로망을 이용하는 것이다. 제안된 각각의 방법으로 PSD 센서를 이용하여 위치 측정을 실시하고 상호 위치 측정 오차를 비교한다. 또한 이동물체를 실시간으로 측정할 수 있음을 보이기 위하여 PSD 센서를 천장에 고정시키고 이동물체로 사용한 이동로봇 상에 적외선 광원을 위치시킨 후 이동 중에 있는 로봇의 위치를 측정한다.

## 2. PSD 센서 시스템

### 2.1 PSD 센서 시스템의 구조

PSD는 표면층이 광전효과를 지닌 반도체 소자이다. PSD 표면의 한 점에 입사된 광은 광전류를 발생시키고 이를 여러 위치에 설치된 전극으로부터 검출하여 연산 처리함으로써 광의 입사위치를 정밀하게 측정할 수 있다. 본 논문에서 사용한 PSD 센서 시스템은 광 검출부와 신호 처리부로 이루어져 있다. PSD 센서의 광 검출부는 그림 2.1과 같이 PSD, 파장 920nm의 광원 이외의 외란광(자연광, 형광등 광등)을 제거하는 적외선 필터(ir filter), 입사광을 PSD 상의 한점에 모아주는 렌즈, 렌즈의 초점을 조정하기 위한 고정부(mounter)들로 구성되는데 사양은 표 2.1과 같다.

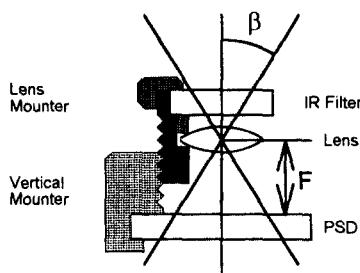


그림 2.1 광 검출부

Figure 2.1 A light detector part

표 2.1 광 검출부의 사양

Table 2.1 Specification of light detector part

항목	기호	값	단위
중심 파장	$\lambda$	920	nm
유효 반경	r	0.01	m
측정 정밀도	$\sigma_{psd}$	50	nm
초점 거리	F	0.01335	m
최대 감지 각도	$\beta$	25°	deg

### 2.2 PSD 센서 시스템의 동작 원리

PSD의 표면에 두개 이상의 광이 동시에 입사 되는 경우 위치 측정이 불가능해진다. 따라서 시분할(time division multiplexing)기법으로 한 순간에 하나의 광만 PSD에 입사하도록 제어하는 것이 필요하다. 여기서 시분할 기법이란 광원 제어부에서 다수의 광원을 교대로 한 개씩 동작시키는 것을 말한다.

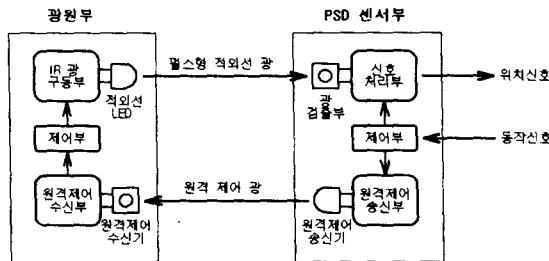


그림 2.2 PSD 센서 시스템 구성

Figure 2.2 Structure of the PSD sensor system

그림 2.2는 시분할 기법을 이용한 PSD 센서 시스템의 구성을 보여준다. PSD 센서 시스템의 동작 타이밍도는 그림 2.3과 같다. PSD 센서 제어부는 38kHz의 원격 제어광을  $250\mu s$  동안 광원부로 송신하고 광원부는 원격 제어광을 수신한 후  $320\mu s$  지나서 펄스 폭이  $500\mu s$ , 파장이 920nm인 적외선광을 센서부로 송신한다. 센서부는 동작 신호를 받은 후  $280\mu s$ 가 지나면 배경광에 의한 PSD 전극에 나타난 신호를 유지하고  $740\mu s$ 가 지나면 입사광에 의해 PSD 전극에 나타난 신호를 유지한다. 배경광의 영향을 제거하기 위하여 두 신호의 차이를 구하고 아날로그 연산기에 의해 입사광의 위치에 비례하는 아날로그 신호를 발생시킨다. 이 신호는 PSD 센서의 신호 처리부에서 위치 신호로 계산되고 계산된 아날로그 위치 신호는 A/D 변환기에 의하여 디지털 신호로 변환된다.

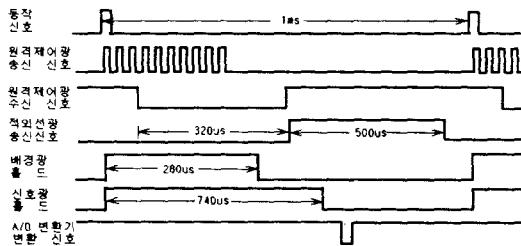


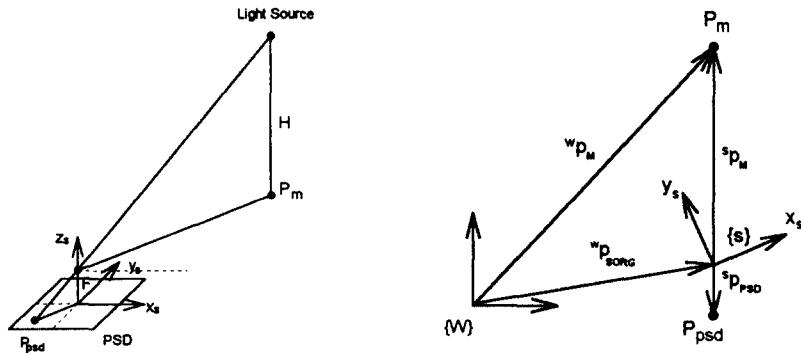
그림 2.3 PSD 센서 시스템의 동작 타이밍도

Figure 2.3 Timing diagrams of the PSD sensor system

### 3. PSD 센서를 이용한 위치측정

#### 3.1 광원 위치의 기하학적 모델링

PSD 센서에서 얻어진 광원의 위치 정보를 이용하여 공간상의 실제 광원의 위치를 계산하기 위해서는 PSD 센서와 광원과의 기하학적 모델링이 필요하다. 그림 3.1(a)와 같이 렌즈의 초점 거리를  $F$ , 광원의 높이를  $H$ , PSD 상에 맷한 광원 위치를  $P_{psd}$  라 할 때 광원의 평면상의 위치와 PSD 센서의 출력사이의 관계는 그림 3.1(b)로부터 식(3-1)과 같이 구할 수 있다.



(a) 광원과 PSD 좌표계

(b) 평면상으로의 투영

그림 3.1 PSD 센서 시스템의 기하학적 모델링

Figure 3.1 Geometrical modeling of the PSD sensor system

따라서 그림 3.1(b)에서 좌표 변환을 이용하여 광원 위치에 대한 작업계 벡터  ${}^wP_M$ 은 다음과 같다.

$${}^wP_M = {}^wP_{SORG} + {}^wR \cdot {}^sP_M \quad (3-1)$$

또한, 광원 위치에 대한 센서계 벡터는 식(3-2)와 같이 표현 된다.

$${}^sP_M = -\alpha [x_{adc} \quad y_{adc}]^T \quad (3-2)$$

여기서,

$[x_{adc} \quad y_{adc}]$  : PSD 센서 출력 신호

$\alpha$  : 출력 신호 스케일 계수

### 3.2 파라미터 캘리브레이션에 의한 위치측정

PSD 센서와 움직이는 광원과의 위치에 대한 모델의 내부 파라미터(즉, PSD의 위치, 출력 신호의 스케일 계수)를 캘리브레이션하기 위해 최소자승법(least squared method)이 도입되었다. 파라미터 캘리브레이션을 위해 식(3-1)을 선형 방정식으로 표현하면 다음과 같다.

$$C(x_{adc}, y_{adc})r(x_s, y_s, \theta_s, \alpha) = d(x_m, y_m) \quad (3-3)$$

여기서,

$$C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -x_{adc} & -y_{adc} \\ 0 & 1 & -y_{adc} & x_{adc} \end{pmatrix}, \quad r = \begin{pmatrix} x_s \\ y_s \\ \alpha \cos \theta_s \\ \alpha \sin \theta_s \end{pmatrix}, \quad d = \begin{pmatrix} x_m \\ y_m \end{pmatrix}$$

식(3-3)은 4개의 미지수를 갖는 2개의 선형방정식이다.

하나의 알려진 광원의 위치( $x_m, y_m$ )에 대하여 PSD 센서 출력치( $x_{adc}, y_{adc}$ )가 주어졌을 때 2개의 선형방정식이 구성되므로 최소한 2개의 측정이 이루어져야 4개의 선형방정식이 구성되어 4개의 미지수를 구할 수 있다. 3개 이상의 측정에 대해서는 최소자승법을 이용하여 벡터  $r$ 에 대한 최소자승해를 구할 수 있다. 알려진 광원 위치와 이에 대한 PSD 센서의 출력치들에 의하여 벡터  $r$ 에 대한 최소자승해를 구한 후 이를 이용하여 내부 파라미터를 구하는 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}x_s &= r_1 \\y_s &= r_2 \\\theta_s &= \tan^{-1}(r_4/r_3) \\a &= \sqrt{r_3^2 + r_4^2}\end{aligned}\quad (3-4)$$

식(3-4)의 켈리브레이션된 파라미터를 이용하여 PSD 센서의 출력치로부터 광원의 위치를 계산하는 식은 아래와 같다.

$$\begin{pmatrix}x_m \\ y_m\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}x_s \\ y_s\end{pmatrix} - a \begin{pmatrix}\cos \theta_s & -\sin \theta_s \\ \sin \theta_s & \cos \theta_s\end{pmatrix} \begin{pmatrix}x_{adc} \\ y_{adc}\end{pmatrix} \quad (3-5)$$

### 3.3 신경 회로망에 의한 위치측정

입사 된 광원의 PSD 상의 위치와 PSD 센서의 출력은 식(3-2)와 같이 정확하게 비례 관계에 있지않고 약간의 비선형을 갖는다. 따라서 보다 정밀한 위치 측정을 위해서는 비선형 관계식을 알아야 한다. 본 논문에서는 신경 회로망을 이용하여 비선형 관계를 학습할 수 있는 위치 측정 방법을 제시한다.

#### 3.3.1 신경 회로망의 구조

본 논문에서 사용한 신경 회로망의 구조는 그림 3.2와 같다.

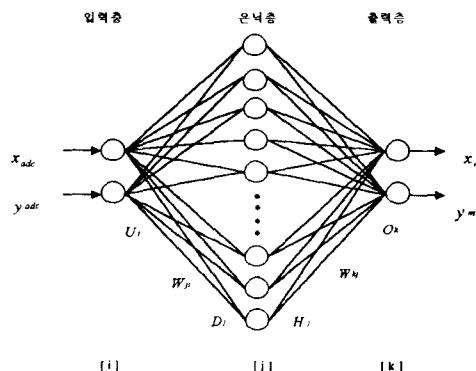


그림 3.2 신경 회로망의 구조  
Figure 3.2 Structure of neural network

신경망의 입력을 2개(센서에서 감지된 광원의 2차원 위치), 출력을 2개(광원의 실제 2차원 위치), 은닉층 뉴런을 20개로 구성하였을 때, 이 신경 회로망은 2-20-2의 다층퍼셉트론(multilayer perceptron)구조를 가진다. 은닉층의 뉴런의 개수는 입력층과 출력층의 뉴런의 수를 참조하여 경험적으로 구한다.

입력층 뉴런들에는 전이함수(transfer function)를 사용하지 않으며 은닉층과 출력층에는 탄젠트 시그모이드(tangent sigmoid) 전이함수를 사용한다.

### 3.3.2 신경 회로망의 학습 알고리즘

신경 회로망은 출력이 목표값과 일치하도록 연결강도를 조정할 필요가 있는데 이는 학습에 의해 변화시킬 수 있다. 신경 회로망의 학습 알고리즘은 역전파(back-propagation)을 이용하였다. 그림 3.3은 본 연구에서 사용한 신경 회로망의 학습에 대한 블록 선도이다.

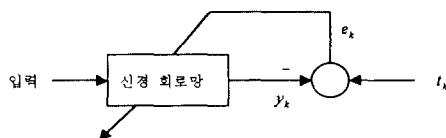


그림 3.3 신경 회로망의 학습법

Figure 3.3 Learning method of neural network

역전파 학습 알고리즘을 통해 신경 회로망 연결강도의 변화량을 구해보면 오차함수는 식(3-6)과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k e_k^2 = \frac{1}{2} \sum_k (t_k - y_k)^2 \quad (3-6)$$

오차 함수를 점근적으로 최소화시키기 위한 연결강도의 변화량은 식(3-7)과 같다.

$$w(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w} + w(n) \quad (3-7)$$

전체적인 신경 회로망의 학습 알고리즘을 나타내면 다음과 같다.

- [Step1] 연결강도와 바이어스값을 무작위로 초기화한다.
- [Step2] 신경 회로망에 입력을 인가하여 출력을 발생시킨다.
- [Step3] 목표값과 실제 출력값 사이의 오차를 얻는다.
- [Step4] 오차가 감소하도록 각 층의 연결강도를 조절한다.

[은닉층과 출력층사이의 연결강도의 변화량]

$$w_{kj}(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} + w_{kj}(n) \quad (3-8)$$

단,

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} &= \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial w_{kj}} \\ &= e_k \cdot (1+y_k)(1-y_k) \cdot H_j \end{aligned}$$

[입력층과 은닉층사이의 연결강도의 변화량]

$$w_{ji}(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} + w_{ji}(n) \quad (3-9)$$

단,

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} &= \frac{\partial E}{\partial H_j} \cdot \frac{\partial H_j}{\partial D_j} \cdot \frac{\partial D_j}{\partial w_{ji}} \\ &= \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial H_j} \cdot \frac{\partial H_j}{\partial D_j} \cdot \frac{\partial D_j}{\partial w_{ji}} \\ &= e_k \cdot (1+y_k)(1-y_k) \cdot w_{kj} \cdot (1+H_j)(1-H_j) \cdot U_i \end{aligned}$$

[Step5] 학습된 연결강도를 이용하여 출력을 얻는다.

[Step6] Step 2를 반복한다.

연결강도의 변화방법에는 모든 데이터를 입력한 후에 오차량의 적산치를 이용하는 epoch학습과 학습 데이터를 신경 회로망에 입력할 때마다 학습을 수행하는 pattern학습이 있다. 본 논문에서는 전자의 방법을 사용한다.

## 4. 실험 및 결과고찰

### 4.1 장치의 구성

본 논문에서 제안한 PSD 센서 시스템의 그림은 아래와 같다.

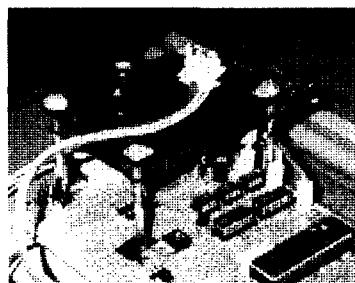


그림 4.1 PSD 센서 시스템  
Figure 4.1 PSD sensor system

PSD 센서의 출력 데이터를 얻기 위해, 약 2.4m 높이의 연구실 천장에 PSD센서를 고정시키고 연구실 바닥에 80cmX80cm의 정사각형 공간에 가로세로 길이 10cm간격으로 격자(grid)를 만들어 각 지점에서 광원의 위치에 따른 PSD 센서의 출력 데이터를 얻었다.

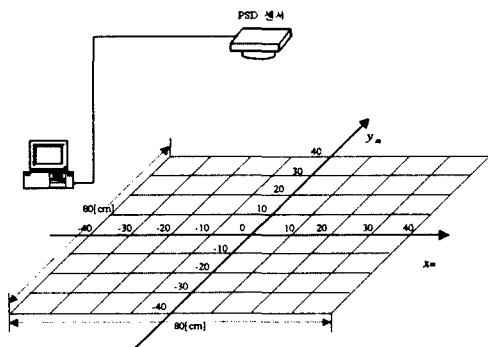
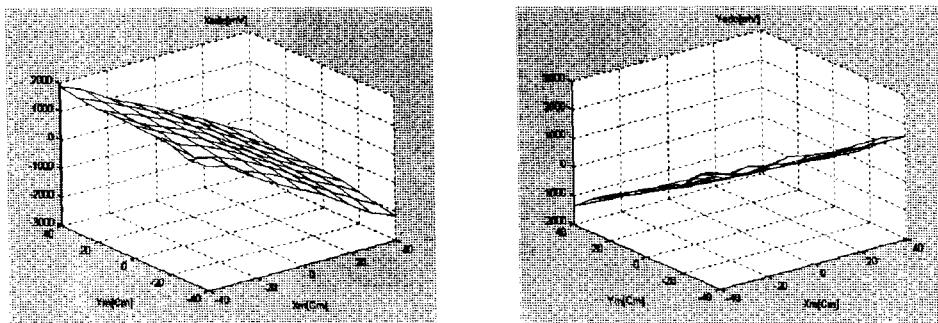


그림 4.2 PSD 센서 위치와 광원의 위치  
Figure 4.2 Position of PSD sensor and position of light source

#### 4.2 광원 위치측정 방법의 비교

적외선 광원을 그림4.2의  $(-40,-40), (-30,-40), \dots, (0,0), \dots, (30,40), (40,40)$ 에 위치시킬 때마다 천장에 고정되어 있는 PSD 센서의 출력치를 얻었다. PSD 센서의 출력치는 아날로그 위치 신호이므로 이를 A/D 변환기에 의하여 디지털 신호로 변환된 출력을 PC에서 읽어 81개의 데이터를 얻었다. 이 데이터는 파라미터 캘리브레이션과 신경 회로망에 사용된다. 그림 4.3은 알려진 위치에 따른 PSD 센서로부터의 출력데이터를 보여준다.



a) 알려진 위치에 따른 PSD 센서의  $x_{adc}$  출력치      b) 알려진 위치에 따른 PSD 센서의  $y_{adc}$  출력치

그림 4.3 PSD 센서의 출력치

Figure 4.3 Output value of PSD sensor

위의 그림에서 보인 것과 같이 알려진 위치에 따른 PSD 센서의 출력치는 비선형적인 데이터로 얻었음을 알 수 있다.

얻어진 PSD 센서의 출력 데이터를 이용하여 식(3-5)의 내부 파라미터를 캘리브레이션한 결과는 다음과 같다.

$$x_s = -0.8583 \text{ cm} \quad y_s = 1.3720 \text{ cm}$$

$$\theta_s = -0.1658^\circ \quad \alpha = 0.0230$$

신경 회로망은 PSD 센서 데이터가 입력될 때 정확한 광원 위치가 출력되도록 학습하였다. 학습율은 0.01로 하였으며 초기 연결강도는 -1~1사이 범위로 무작위로 하였다. 그리고 종료 임계값은 0.00001로 하였다.

그림 4.4는 파라미터 캘리브레이션과 신경 회로망에 의해 구한 위치를 실제 위치와의 오차를 비교하여 나타내었다.

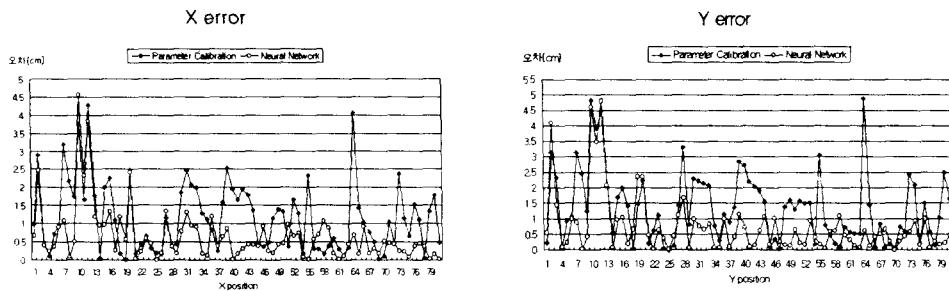


그림 4.4 파라미터 캘리브레이션과 신경 회로망에 의한 위치측정 오차 비교

Figure 4.4 Comparison of position measure error by parameter calibration vs neural network

파라미터 캘리브레이션과 신경 회로망의 위치측정 결과를 실제 위치와의 오차를 표준편차로 나타내면 각각 2.3458cm, 1.5688cm이다. 위의 결과에서 보는 바와 같이 PSD센서의 비선형적인 출력 특성을 고려해볼 때 신경 회로망을 이용한 위치 측정이 다소 시간이 걸

리지만 실제위치와의 오차를 보다 줄일 수 있었다. 따라서 이동물체의 실시간 위치측정은 신경 회로망을 이용하여 실시하였다.

### 4.3 이동물체의 실시간 위치측정

이동물체를 실시간으로 측정할 수 있음을 보이기 위하여 PSD 센서를 천장에 고정시키고 이동로봇 상에 적외선 광원을 위치 시킨 후 2차원 평면상에서 이동로봇이 원궤적을 그리며 이동하는 동안 이동로봇의 위치를 실시간으로 측정하였다. 그림 4.5는 이동로봇의 초기위치는 원점에 가깝고 2차원 평면상에서 약 250mm/sec의 속도로 반경이 약 23cm인 원궤적을 그릴 때 PSD 센서의 출력신호를 나타낸 것이다. 그림 4.6은 신경 회로망에 의한 이동로봇의 위치를 보여준다.

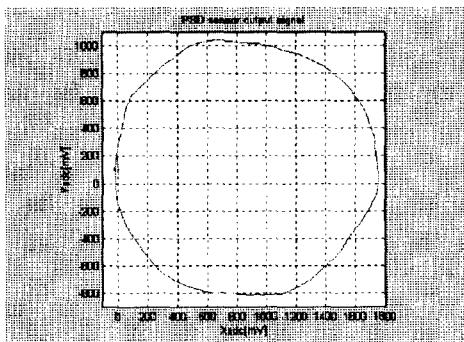


그림 4.5 PSD 센서 출력신호

Figure 4.5 PSD sensor output signal

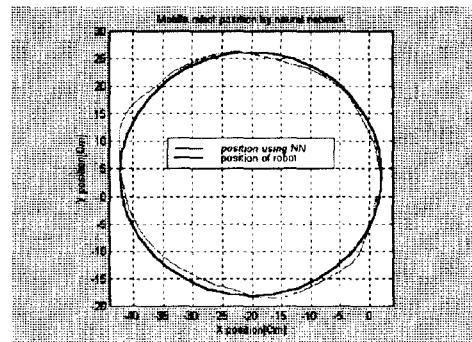


그림 4.6 신경 회로망에 의한 이동로봇의 위치

Figure 4.6 Mobile robot position by neural network

이 때, 원궤적의 오차는 신경 회로망의 학습오차와 이동로봇의 이동속도에 기인한다. 이동로봇의 회전속도는 약 250mm/sec로 비교적 빠른 편이므로 원의 전체적인 모양에서 벗어나 다소 일그러진 형태를 가지게 된다. 이동로봇의 속도를 더욱 빨리 하면 원은 더욱 일그러진 형태를 가지게 된다. 또한 신경 회로망의 학습오차를 줄여서 연결강도를 조절한다면 고른 원궤적을 얻을 수 있을 것이다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 수 미터 떨어져 평면상에 움직이는 물체의 위치를 실시간으로 측정할 수 있는 센서 시스템을 개발하였다. 이동 물체상에 설치된 적외선 광원으로 부터 센서에 입사되는 적외선광은 2차원 PSD에 의하여 2차원 위치정보를 포함하는 광전류를 발생시키고 이를 신호처리 함으로써 광원의 위치에 대한 정보를 얻었다. 이 때 얻어진 위치정보와 실제 광원의 위치 정보와는 약간의 비선형성이 있으므로 실제 광원의 위치를 계산하기 위한 두 가지 방법을 제시하고 실험을 통하여 각각의 방법의 정확성을 비교하였다. 실험 결과

비선형 특성을 학습할 수 있는 신경회로망을 이용하는 방법이 파라미터 켈리브레이션을 통한 선형식을 이용하는 것보다 오차를 약간 줄일 수 있음을 알 수 있었다. 이동물체의 위치측정 실험을 위하여 이동로봇 상에 적외선 광원을 고정시키고 250mm/sec의 속도로 원궤도 주행을 수행하였다. PSD 센서와 신경회로망으로 이동로봇의 평면상의 이동위치를 실시간으로 측정한 결과 약간의 경로 오차가 있었지만 비교적 정확한 측정을 할 수 있었다.

본 논문에서는 평면상의 이동위치를 측정하였으나 향후 두 개의 PSD 센서를 사용하여 3차원 공간상의 이동물체 위치를 측정하는 연구를 계속 진행할 예정이다.

### 참 고 문 헌

- [1] Takashi Oya, Hideki Hashimoto, Fumio Harashima, Predictive Filtering for Visual Tracking, IECON, pp. 1781-1723, 1993
- [2] Peter K. Allen, et al. Trajectory Filtering and Prediction for Automated Tracking and Grasping of a Moving Object, Proc. Of the IEEE international Conference on R&A, pp1850-1856, 1992
- [3] Koichi Hashimoto, Hidenori Kimura, Visual Servoing with Nonlinear Observer, Proc. of the IEEE International Conference on R&A, pp484-489, 1995
- [4] G. C. Buttazzo, B. Allotta, F. P. Fanizza, Mousebuster : A Robot for Real-Time Catching, IEEE Control Systems, Feb. 1994
- [5] A. J. Koivo, N. Houshangi, Real-Time Vision Feedback for Servoing Robotic Manipulator with Self-Tuning Controller, IEEE Trans, Sys. Man and Cyer. Vol. 21, no. 1, Jan. 1991
- [6] John T. Feddema, Owen R. Mitchell, Vision-Guided Servoing with Feature-Based Trajectory Generation, IEEE Trans. On Robotics and Automation. Vol. 5, No. 5, Oct. 1989