

# 초음파 센서를 이용한 변위 측정 시스템 개발

## A Development of Displacement Measurement System using Ultrasonic Sensor

김정섭\*, 김상희\*\*

\*금오공과대학교 전자공학과 대학원, \*\*금오공과대학교 조교수

Jung-Sup Kim\*, Sang-Hee Kim\*\*

Dept. of Electronic Engineering, Kumoh National University of Technology

**Abstract** - This paper is to develop a measurement system of the displacement distance using ultrasonic sensors. Two 400KHz ultrasonic sensors are used for realizing the measurement system, such as one sensor transmits the sine wave and the other sensor receives this wave. The displacement is measured by the phase difference between transmitting and receiving signals. A phase detector transforms phase difference to voltage. Because the output voltage pattern has nonlinear characteristics, the relations of the voltage and the distance are learned by a neural network. As the results of learning, the efficiency of measurement system is improved. This system can measure the displacement distance at the accuracy of 1 micrometer level.

**Key Words** : Ultrasonic Sensor, Phase-difference, Neural Network, Learning of Non-linear value

### 1. 서 론

공장의 자동화와 함께 산업체의 센서 응용범위는 넓게 확산되고 있다. 다양한 기술의 진보와 정보처리 기술의 발전이 센서의 활용도를 더욱 높이고 있으며, 센서의 응용 기술은 점점 더 복잡해지고 있다. 그 동안 연구되고 널리 사용된 센서들은 온도 센서, 압력 센서, 자기 센서, 팽 센서, 초음파 센서 등이 있다. 초음파는 일반적으로 10KHz 이상의 음파를 말하는데 그 응용 분야도 물리, 화학, 기계, 금속, 의학, 생물학 등의 여러 전문 분야에 걸쳐있다.

본 논문은 초음파 센서를 활용하여 초정밀 변위 측정 시스템의 구성에 관한 것이다. 미소 변위를 감지하고 절대 거리를 측정하는 데는 보통 광 센서나 레이저 센서를 이용하는 것이 일반적이었다. 또한 이러한 센서들은 공장 자동화 현장에서 요구하는 정밀한 측정에 흡족할 만한 결과를 가져다 주고 있다. 그렇지만 이러한 센서들은 활용하기에 고가이다. 이에 반해 초음파 센서는 가격이 저렴한 편이나 정밀 측정을 하기에는 단점이 많다. 본 논문은 다른 센서에 비해 가격이 저렴한 초음파 센서를 이용하여 초정밀 변위 측정기를 개발하였다. 측정 방식으로는 400KHz의 주파수를 이용하여 발신부와 수신부의 위상 차를 측정하므로써 거리를 측정하였다. 출력의 위상차는 비선형의 형태를 보이고 있으므로 신경회로망을 이용하였다. 신경회로망의 비선형 학습과 인식능력을

활용하여 더욱 정밀하게 변위를 측정 할 수 있는 시스템을 개발하였다.

### 2. 하드웨어의 구성

#### 2.1 초음파 센서의 송수신부

초음파 센서로는 일본 Murada사의 400KHz의 초음파 센서(C400-12) 두 개를 사용하여 송,수신부를 구성하였다. 초음파 센서의 송,수신부는 그림 2-1과 같이 구성되었다.

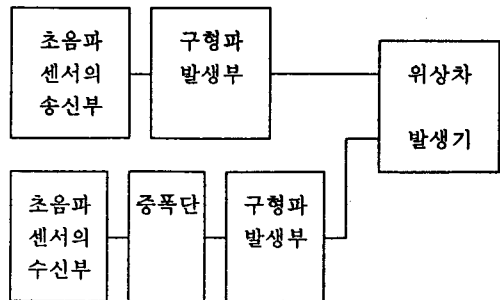


그림 2-1 초음파 센서의 송수신부 구성도

센서의 송신부에서는 센서를 구동시키기 위해 377KHz 사인파 발생기를 사용하였다. 전압을 20Vp-p로 했을 때 송신하는 각도는 7° 이내이며 송신거리는 0.06-0.3m의 범위를 가진다.

센서의 수신부에서 수신되는 신호는 역시 사인파로 매우 미약하여 약 0.7mVp-p의 값을 가지는데 이 신호는 증폭단을 거쳐 약 5000배로 증폭시켰다. 발신과 수신 두 신호는 서로의 위상을 비교하기 위하여 구형파 발생기에서 5V 디지털 신호로 변환시켰으며 이 두 신호를 위상차 발생기(Phase Detector)에 입력시켰다.

## 2.2 위상차 발생기

송,수신부 센서간의 변위와 위상차의 관계는 다음과 같다. 두 센서 사이의 변위를 측정하기 위해 초음파 송수신 센서를 일직선 상에서 서로 마주 보도록 설치하였다. 한 센서는 고정시키고 다른 센서를 0.9mm이내로 미세하게 이동시킨다. 센서의 이동에 따라 수신측의 신호는 발신신호와 위상의 차이를 가져오게 된다. 이러한 차이는 센서의 변위를 얻는 자료가 된다. 다음은 한 주기의 변화와 실제 변위와의 관계이다.

음파가 초당 340m를 이동한다고 할 때 신호의 한 주기에 대한 미소거리량은 다음과 같다.

음파 속도 : 340m/s

송신 주파수 : 377KHz=377000Cycle/s

$$1\text{주기당 미소거리량} : \frac{340\text{mm}}{377\text{Cycle}} = \frac{0.90\text{mm}}{1\text{Cycle}}$$

즉, 위의 계산 식으로부터 두 센서간의 변위가 0.90mm일 때 두 신호가 한 주기의 위상이 변화한다. 이러한 변화는 위상차 발생기에 의해 일정한 전압으로 나타나는데 그 구조는 그림 2-2에 나타났다.

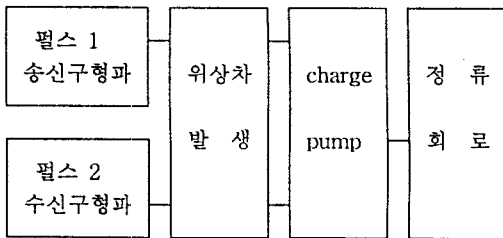
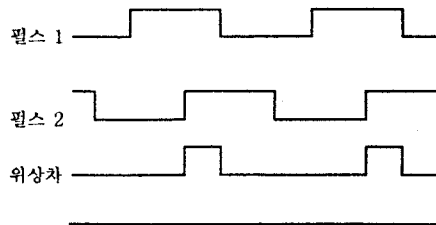


그림 2-2 위상차 발생기의 회로 구성

위상차를 전압으로 바꾸기 위해서 Motorola사의 위상차 발생기(Phase Detector)인 MC4044를 사용하였다. 8MHz까지 측정가능하며, 9ns의 지연 시간을 갖는다. 공급 전압은 최고 8v이다.

위상차를 전압으로 바꾸는 원리는 그림 2-3에서 처럼 신호의 위상차를 펄스로 바꾸는데 있다. 그리고 이 펄스

는 정류회로에 의해서 DC 전압으로 출력된다. 그림 2-4에서는 위상차와 전압의 관계를 나타내었다.



DC V

그림 2-3 위상차 발생기

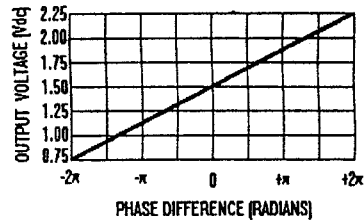


그림 2-4 위상차에 의한 전압의 변화량

## 2.3 AD변환

AD변환을 위해서 사용된 장비는 Axion사의 AX5611C 보드를 사용하였다. 이 보드의 A/D 변환 시간은 8μs이며 이득 1에 대한 오차는 0.3%, 입력 임피던스는 100Mohm, 20pf이다. 샘플링시 지연시간은 25μs, 슬루율은 45v/μs, 샘플 취득시간은 1.0μs이며 샘플된 값은 이진수로 코딩된다.

위상차 발생기로부터 나온 아날로그 신호는 다시 AD 변환기를 통해 DMA방식으로 컴퓨터에 입력된다. 실험의 초기 학습의 과정은 AD 변환기로부터 나온 데이터를 이용하여 신경회로망의 학습될 데이터를 형성한다. AD 변환기는 50KHz로 신호를 샘플링하여 이들 신호 중 100개를 평균하여 이 값을 저장한다. 학습시킬 데이터는 다음과 같이 구성했다. 두 센서의 간격이 9cm인 거리에서 변위 이동장치를 이용 조금씩 이동시켜 간격을 줄여갔다. 본 논문에서는 한 주기에 대응하는 0.90mm를 100개의 간격으로 비규칙 적으로 나누었던 각 위치에 따라 위상차 발생기에서 나온 전압 값을 AD변환기를 통해 입력, 한 후 이 값들을 저장하였다가 신경회로망에 학습시켰다.

학습 후에는 실제측정을 할 수 있다. 수신 센서는 학습된 0.9mm 이내의 위치에 고정시킨다. 그때 발생하는 센서간의 위상차는 위상차 발생기에 의해 전압값으로 변환되고 AD변환기에 의해서 신경회로망에 입력된다. 이

미 미소거리를 학습한 신경회로망에 입력된 데이터는 신경회로망의 출력발생으로 센서의 위치를 나타내는 전압값을 출력한다. 본 논문의 프로그램은 c++언어를 이용하여 객체 지향 기법으로 구현하였다. 지금까지의 설명을 그림2-5에 나타내었다.

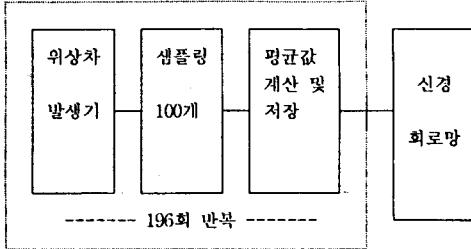


그림 2-5 신호의 처리과정

### 3. 신경회로망 구조

#### 3.1 다층 신경회로망의 학습알고리즘

본 논문에서 사용된 신경회로망은 Backpropagation 알고리즘의 다층 신경회로망이다. 그림3-1은 다층 신경회로망의 기본적인 구조를 보여주고 있다. 이 그림을 통해 학습과정의 다음 5단계로 구성된다.

1) 중간층의 출력을 계산한다. ( $O_j$ )

$$I_j = \sum_i w_{ji} O_i \quad (1)$$

$$O_j = \frac{1}{1 + \exp(-I_j - \theta_j)}, \quad j=1 \dots m \quad (2)$$

여기서  $O_i$ 는 입력층의 출력값,  $I_j$ 는 중간층의 입력값,  $\theta_j$ 는 중간층의 임계값(threshold),  $w_{ji}$ 는 입력층에서 중간층까지의 가중치를 나타낸다. 각 뉴런의 출력값은 시그모이드 함수(sigmoid function)에 의해서 계산된다.

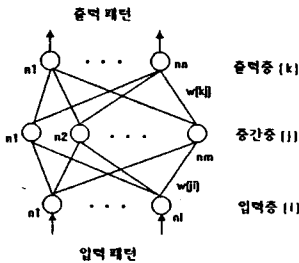


그림 3-1 다층 신경회로망의 일반적인 구조

2) 출력층의 출력을 계산한다. ( $O_k$ )

$$I_k = \sum_j w_{kj} O_j \quad (3)$$

$$O_k = \frac{1}{1 + \exp(-I_k - \theta_k)}, \quad k=1 \dots n \quad (4)$$

여기서  $\theta_k$ 는 출력층의 임계값,  $w_{kj}$ 는 중간층에서 출력층까지의 가중치를 나타낸다.

3) 중간층과 출력층 사이의 가중치를 계산한다.

$$\Delta w_{kj} = \eta \delta_k O_j \quad (5)$$

$$\delta_k = (t_k - O_k) O_k (1 - O_k) \quad (6)$$

여기서  $\eta$ 는 학습률,  $t_k$ 는 실제 출력값을 나타낸다.

신경회로망의 학습은 오차의 제곱합이 최소화되도록 가중치(weight)를 변화시키므로써 이루어진다.

4) 입력층과 중간층 사이의 가중치를 계산한다.

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j O_i \quad (7)$$

$$\delta_j = O_j (1 - O_j) \sum_k \delta_k w_{kj} \quad (8)$$

5) 가중치들을 변화시킨다.

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj} \quad (9)$$

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji} \quad (11)$$

가중치를 변화시키는 방법으로 모멘텀( $\alpha \Delta w_{kj}$ )을 추가할 수도 있다. 학습률( $\eta$ )과 모멘텀( $\alpha$ )은 보통 1보다 작은 값을 사용한다.

#### 3.2 신경회로망의 구성

본 논문에서는 다층 신경회로망의 각 층을 입력층, 중간층 2개와 출력층으로 구성하였는데 그림3-2에서 나타난 것같이 입력층 뉴런과 출력층 뉴런은 각각 1개, 중간층의 뉴런은 모두 10개씩 사용했다. 이는 위상차 발생기에서 얻게 되는 전압치들이 비선형성을 띠고 있고 학습 데이터들이 많기 때문에 이를 보완하기 위해서 다층 신경회로망의 선형적인 것 뿐만 아니라 비선형적인 것까지 충분히 학습시킬 수 있는 능력을 이용하였다. 그 효과를 얻기 위해 다층 신경회로망의 중간층의 수를 하나 더 늘렸으며 각 층의 뉴런 수를 10개로 충분히 증가시켰다. 신경회로망 학습으로 기대할 수 있는 또 다른 한가지는 학습된 데이터들 사이의 학습되지 않은 데이터들도 역시 신경회로망에 의해 인식된다. 이를 통해 초음파 센서가 원래 가지는 정밀도를 좀더 개선시킬 수 있게 된다.

입력층에는 두 센서가 가까워질수록 증가하는 위상차 발생기의 출력을 입력으로 하였으며 출력으로는 변위의 변화를 이용하여 신경회로망을 학습시켰다. 여기서 변위는 광센서를 사용한 정밀 거리 측정기를 사용하여 측정하였다. 각 변위에 대한 측정장비로 일본 KEYENCE사

의 광센서 시스템인 PT-A160을 사용하였다. 학습을 시킬 때 학습률은 0.15를 모멘텀은 0.5을 주어 학습시켰다.

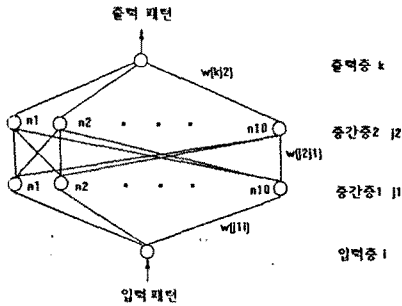


그림 3-2 본 논문에서 사용한 신경회로망의 구조

#### 4. 실험 결과

신경회로망에 학습시킨 데이터는 모두 100개의 범위이다. 그림4-1은 센서간의 거리가 조금씩 짧아질 때 측정된 위상차 발생기의 전압값(a)을 나타내고 있다. (b)는 거리가 가까워 질수록 비례하여 작아지는 광센서의 출력값을 보이고 있다. 학습된 데이터의 전체 시스템 에러는 0.000031353이고 10000번 반복 학습이 되었다.

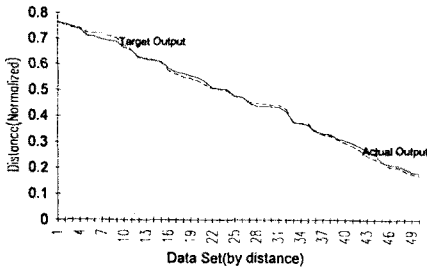


그림 4-1 접근 거리에 따른 전압의 비선형적인 변화

학습된 결과를 이용해 테스트를 할 때 랜덤하게 샘플된 50개의 데이터를 이용했다. 전체 테스트 데이터의 Normalized 오차는 0.00003153이 나왔다. 다음의 그림 4-2에서 보면 임의로 샘플된 위상차 발생기의 출력이 실제 거리와 근사하게 학습되었음을 보여주고 있으며 실제 학습되지 않은 데이터에 대해서도 선형적으로 인식하고 있음을 볼 수 있다. (a)가 학습에 의해서 출력된 값이며, (b)는 실제 거리에 따른 전압값이다.

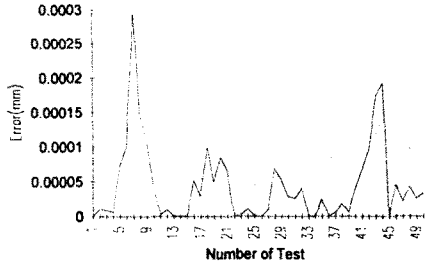


그림 4-2 학습의 결과

완성된 시스템의 성능을 검증하기 위하여 50개의 데이터에 대해서 실험을 수행하였다. 수행한 결과는 그림 4-2에 보였다. 1 $\mu$ m 단위 측정시 Normalized 오차는 2.4%를 보였다.

#### 5. 결 론

본 논문은 초음파 센서를 사용하여 변위를 측정하는 시스템을 개발한 것이다. 두 400KHz 초음파 센서가 사인파를 송수신하고 이로 인해 발생하는 위상의 차를 전압으로 변화시켜서 변위를 측정하는데 사용했다. 이 시스템은 1 $\mu$ m의 정밀도를 가진 변위 측정이 가능하다. 이번 측정은 20°C의 정온에서 수행한 결과이며 앞으로 온도를 보상할 예정이다. 개발된 연구 결과는 저가의 초음파 센서를 공장 자동화의 산업현장에서 정밀측정에 사용하는데 유익을 줄 것이다.

#### 참 고 문 헌

- [1] Yoh-Han Pao, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks" pp. 20-129, 1989
- [2] Richard P. Lippmann, "An introduction to computing with Neural Nets, IEEE Assp magazine, pp15-18, April, 1987
- [3] Jacek, M. Zurada "Introduction to Artificial Neural Systems", pp. 175-185, 1992