

論文98-35S-12-3

# 초음파센서 시스템의 패턴인식 개선을 위한 뉴로퍼지 신호처리

## (Pattern Recognition Improvement of an Ultrasonic Sensor System Using Neuro-Fuzzy Signal Processing)

羅承裕\*, 朴玟相\*\*

(Seung You Na and Min Sang Park)

### 요 약

초음파센서는 저렴성, 단순한 구조, 기계적 강인성, 사용상의 적은 제약 등의 이점 때문에 실제 다양한 응용 분야에 적용되지만 물체의 인식에 초음파센서를 사용하기에는 낮은 분해능을 초래하는 불량한 방향성과 측정오류를 유발하는 반사성의 어려움을 내재하고 있다. 일반적인 거리계에 사용되는 TOF(time of flight) 방법은 작은 물체의 형태, 즉 평면, 코너, 에지의 구별이 불가능하므로 많은 수의 센서를 배열형태로 사용하거나, 일정 수의 센서를 사용할 경우에는 센서의 배열을 기계적으로 이동시키는 방법, 그리고 초음파 반사신호의 물리적인 특징을 해석하여 물체를 구별 인식한다. 본 논문에서는 간단하게 구성된 전자회로를 부가하여 초음파센서의 송출전압을 여러 단계로 변경시켜 가면서 송출음파를 조절하고, 물체의 패턴인식에 있어서 가장 기본적인 거리뿐만 아니라 물체크기, 물체각도, 물체이동 값을 위해 센서 데이터의 조합을 이용한 보간법과 제안한 뉴로퍼지 기반의 지능적 계산 알고리즘을 적용하여 물체의 패턴 인식을 개선한다.

### Abstract

Ultrasonic sensors are widely used in various applications due to advantages of low cost, simplicity in construction, mechanical robustness, and little environmental restriction in usage. But for the application of object recognition, ultrasonic sensors exhibit several shortcomings of poor directionality which results in low spatial resolution of objects, and specularly which gives frequent erroneous range readings. The time-of-flight(TOF) method generally used for distance measurement can not distinguish small object patterns of plane, corner or edge. To resolve the problem, an increased number of the sensors in the forms of a linear array or 2-dimensional array of the sensors has been used. Also better resolution has been obtained by shifting the array in several steps using mechanical actuators. Also simple patterns are classified based on analyzing signal reflections. In this paper we propose a method of a sensor array system with improved capability in pattern distinction using electronic circuits accompanying the sensor array, and intelligent algorithm based on neuro-fuzzy processing of data fusion. The circuit changes transmitter output voltages of array elements in several steps. A set of different return signals from neighborhood sensors is manipulated to provide enhanced pattern recognition in the aspects of inclination angle, size and shift as well as distance of objects. The results show improved resolution of the measurements for smaller targets.

### I. 서 론

\* 正會員, \*\* 學生會員, 全南大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Chonnam National Univ.)

接受日字: 1998年8月19日, 수정완료일: 1998年11月19日

초음파센서는 저렴성, 단순구조, 기계적 강인성 때문에 물체의 유무 및 거리측정, 이동체의 속도계산, 물체의 패턴인식, Robot Navigation을 위한 지도작성 등

폭 넓은 범위에 걸쳐 응용되고 있다<sup>[11][19]</sup>.

본 논문에서는 물체의 패턴 인식을 위하여 초음파센서 배열을 이용한다. 지금까지 초음파센서 배열을 이용하여 물체를 인식하기 위해서 많은 수의 초음파센서를 평면 배열하여 인식분해능을 개선하거나<sup>[4][17]</sup>, 초음파센서를 직선 배열시킨 후 액추에이터를 이용하여 일정 간격을 이동시킴으로써 적은 수의 센서를 사용하여 많은 센서를 사용하는 효과를 낭제함과 동시에 물체를 구별하거나 인식하는 방법<sup>[3]</sup>, 초음파의 물리적 성질을 해석한 기하학적인 방법 등이 있다. 이러한 방법은 많은 수의 초음파센서를 사용하거나 기계적인 요소가 추가되므로 처리시간이나 시스템의 부담이 증가하고, 마지막으로 음파의 물리적인 특징을 해석한 기하학적인 방법은<sup>[2]</sup> 실제 물체가 센서시스템보다 커야하는 제약이 있다.

본 논문에서는 배열된 센서에서 보다 좋은 분해능과 넓은 측정범위를 낼 수 있도록 간단하게 구성된 전자 회로를 부가하여 초음파센서의 송출전압을 여러 단계로 변경시키고, 여기서 얻어낸 거리데이터의 조합을 이용하여 물체의 기본형태인 평면, 오목, 볼록 분류 알고리즘을 제시하고 분류된 형태의 보다 정확한 패턴을 인식하기 위해서, 보간법이나 뉴로퍼지 기반의 지능적 계산 알고리즘에 적용하여 시스템 분해능의 개선을 얻는다.

본 논문에서는 물체의 기울기 및 형태 추론을 위해서 수신부 증폭조절, 트랜스듀서의 평면배열, 송출전압의 변화를 이용하여 기존의 방법으로 측정과 패턴인식이 불가능한 범위에 대해서 기울기 추론이나 형태인식이 가능하도록 하였고, 최대  $\pm 15^\circ$  까지 측정범위가 개선되었다.

II장에서는 트랜스듀서의 물리적인 모델, III장에서는 물체인식 시스템의 전체적인 설명, IV장에서는 본 논문에서 제시한 물체 형태 구별 알고리즘, V장에서는 구별된 형태의 보다 정확한 패턴인식을 위한 방법, VI장에서는 실제의 물체에 적용하여 개선된 결과, VII장에서는 결론을 제시한다.

## II. 초음파센서의 물리적 모델

물체로부터 트랜스듀서 신호의 반사 과정을 표현하기 위한 물리적인 모델에서 송신기의 개구(a)의 반경이 음파의 파장보다 훨씬 클 때, 방사는 Direct Beam

을 형성한다. 이런 송신기는 일반적으로 반경a의 평평한 피스톤으로 모델 되고 무한한 크기의 방지판으로 싸여 있으며 주파수 f로 진동한다. 형성된 빔 패턴은 그림 1과 같이 Near Zone과 Far Zone으로 나뉘어진다.

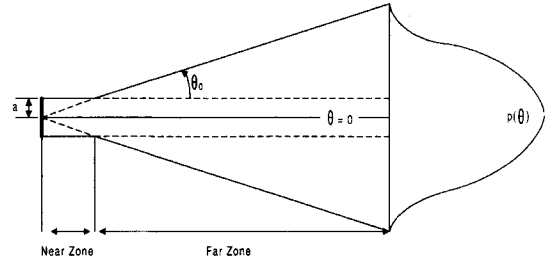


그림 1. 폴로라이드 트랜스듀서의 빔 패턴

Fig. 1. Beam pattern of the polaroid transducer.

Near Zone에서 빔은 원형 반경(a)내에 포함되고 이러한 빔은 트랜스듀서 면에서 약  $a^2/\lambda$ 까지 확장된다. Far Zone에서 트랜스듀서는  $\theta_0$ 까지 넓게 발산한다.<sup>[2]</sup>

$$\theta_0 = \sin^{-1} \frac{0.61\lambda}{a} \quad (1)$$

본 논문에서 사용한 센서의 Near Zone ( $\frac{a^2}{\lambda}$ )은 약 53mm, 발산각은 약  $12.7^\circ$  이다. 송신 트랜스듀서의 압력크기( $p(\theta)$ ) 빔 패턴은  $\theta_0/2$ 의 표준편차를 갖는 가우시안 형태이다.<sup>[2]</sup>

$$p(\theta) = p_{\max} \exp \frac{-2\theta^2}{\theta_0^2} \quad (2)$$

## III. 물체인식 시스템

시스템 구성은 Polaroid 초음파센서를 평면 배열하여 패턴인식에서 가장 기본 값인 거리, 위치, 물체의 크기, 기울기를 추론하기 위해서 그림 2와 같이 구성한다. 구성된 회로는 초음파 센서의 구동 회로가 자동으로 최대 430V의 송신전압을 송출하고, 반사되어 되 돌아오는 에코(Echo) 신호를 검출할 수 있는 송수신 드라이버 제어부와 전압변환부로 구성하였다. 그리고 본 논문에서는 주변 센서의 수신과 간섭 현상을 배제하기 위해서 3상태 버퍼를 이용하여 수신하고자 하는 센서에 해당하는 버퍼에 게이트 입력을 가함으로써 주

변의 수신기는 동작을 정지하도록 하고, 또 주변 센서의 간섭으로 인한 거리에러를 없도록 하였다. 이렇게 측정된 거리 값은 물체인식 시스템의 기본 데이터로 이용된다.

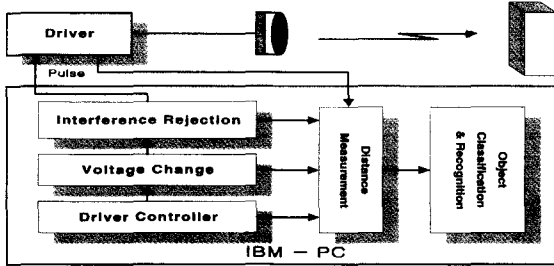


그림 2. 시스템 구성  
Fig. 2. System configuration.

본 논문에서 사용된 물체분류 및 인식을 위한 전체적인 과정은 그림 3과 같다.

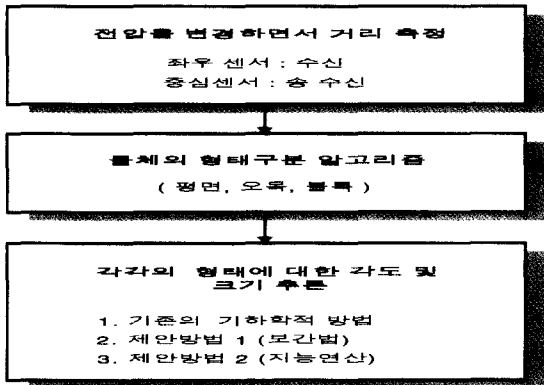


그림 3. 물체분류와 인식을 위한 과정  
Fig. 3. Process of object classification and recognition.

1. 초음파 센서의 배열

본 논문에서는 직경이 3.58cm인 Polaroid 사의 초음파센서를 사용하였으며, 초음파센서의 중심을 기준으로 4.25cm의 간격으로 5개의 센서를 평면배열(그림 4)하였다.

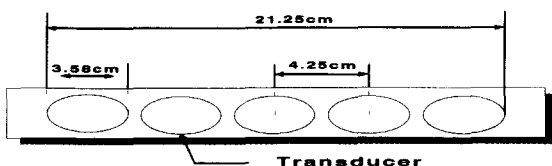


그림 4. 센서배열  
Fig. 4. Sensor array.

2. 거리 측정

본 논문에서는 송신과 수신을 하는 Polaroid사의 트랜스듀서와 드라이버를 사용하였다. 거리측정의 원리는 송출된 펄스열이 물체에 부딪친 후 첫 번째 문턱치를 넘은 에코를 검출하여 음속의 주행시간을 계산하여 거리값을 얻는 TOF(time of flight) 방식을 이용한다. 물체와의 거리 "R"은 주변환경에 의해서 결정되는 음속과 음파의 주행시간에 의해서 결정된다. 음속과 주행시간을 알면 식(3)에 의해서 물체와의 거리가 구해진다.

$$R = \frac{ct_0}{2} \tag{3}$$

c : 공기중에서 음속 t<sub>0</sub> : 음파의 주행시간

그리고 본 논문에서는 그림 5와 같이 중심센서는 송신과 수신을 할 수 있고 좌·우 센서는 수신만 할 수 있도록 구성하여 물체의 분류나 인식시 이용하였다.

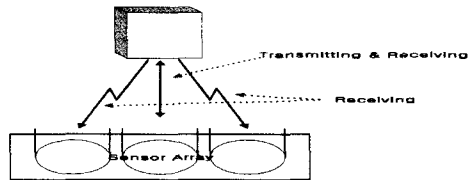


그림 5. 거리측정  
Fig. 5. Distance measurements.

3. 다단계 송출전압 변화

동일한 환경조건에서 초음파 센서의 송출전압을 변화시키면 수신 Echo 진폭 변화에 의해서 거리의 변화를 볼 수 있다. 이는 수신기 내의 문턱치가 고정되어 있기 때문이다. 본 논문에서 송출전압을 변화시킴으로

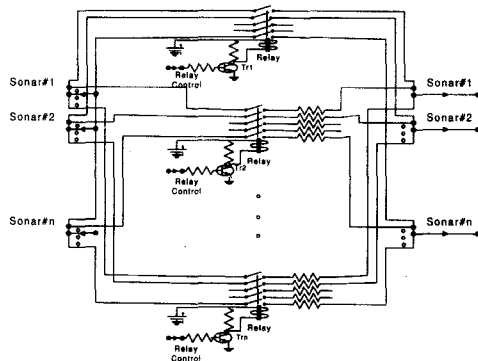


그림 6. 송출전압 변환 회로  
Fig. 6. Circuit of transmission voltage change.

서 물체의 형태에 따른 각각의 거리특징을 얻고, 이러한 거리특징을 물체의 형태분류나 인식시 사용한다. 그림 6은 다단계 송출을 위한 실제 회로도이다. 그림에서와 같이 릴레이에 의해서 각기 다른 저항을 선택하고 이러한 저항의 크기에 의해서 송출전압이 조정된다.

4. 거리에러 감소를 위한 수신부 변경

본 논문에서는 거리측정 방법으로 가장 일반적인 TOF(Time of Flight)을 사용하였다. 이때 물체의 유무는 수신 신호가 잡음을 제거하기 위한 비교기의 입력과 비교하여 입력신호보다 큰 첫 번째 에코 펄스 신호(초음파의 송신 주파수는 50kHz)를 물체의 수신신호로 간주한다. 그러므로 송출전압이 낮을 수록 그림 8과 9의 수신신호에서 에코 신호가 감소하므로 상대적으로 거리 에러가 크다. 또한 입사각의 변화에 따른 수신파의 빔 패턴은 그림 1처럼 변화하여 각도가 증가하면 수신신호가 감소되며 오차는 송출신호에 따라 특징을 갖게된다. 수신부의 출력은 물체의 유무를 나타내는 디지털 신호지만, 본 논문에서는 수신부의 디지털 출력을 사용하지 않고 아날로그 출력을 콘덴서를 통해 직류분을 저지시킨 후 증폭하였다. 그렇지 않으면  $\pm 10^\circ$  이상의 물체 기울기때 그림 8과 같이 수신 에코가 문턱치를 넘지 못할 때가 발생하므로 거리측정이 불가능하거나 거리에러가 크게 발생한다.

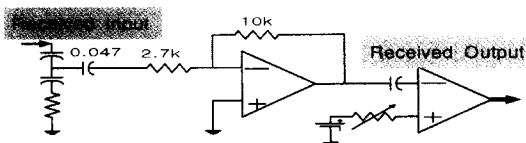


그림 7. 변화된 수신기 회로  
Fig. 7. Changed receiver circuit.

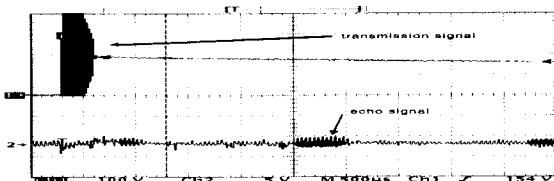


그림 8. 수신기회로 변경전 에코신호  
Fig. 8. Echo signal before changing receiver circuit.

그림 9는 수신신호를 그림 7의 수신부 변경회로를 거친후의 출력 파형이다. 거리분해능은 센서 드라이버의 출력을 그대로 사용할 때에 물체가 평면일 경우에는

에러가 작으나, 물체가 기울어져 있을 때는 오차가 매우 증가하지만(10mm내외) 그림 7의 증폭회로와 비교회로를 거친 후에는 센서 크기의 물체가  $\pm 10^\circ \sim \pm 15^\circ$  기울어진 물체에 대해서도 3mm까지 개선되었다.

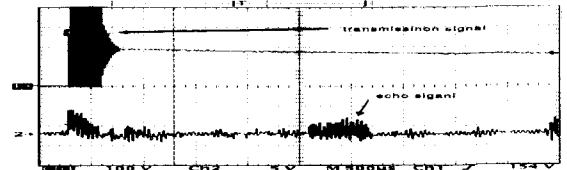


그림 9. 수신기회로 변경후 에코신호  
Fig. 9. Echo signal after changing receiver circuit.

IV. 평면, 오목, 볼록 구분 알고리즘

본 논문에서는 개선된 물체의 각도, 크기의 정보를 추론하기 전에 그림 10과 같은 가장 대표적인 물체의 형태로 구분한다. 물체를 구별하기 위해서는 송출전압을 단계별로 변화시켜 얻어진 거리데이터를 분석, 조사하여 상호 합성 및 관계를 이용하여 형태를 분리한다. 물체의 형태에 따른 특징을 살펴보면 다음과 같다.

- 평면 : ① 최대전압시 중심과 좌우센서 거리의 차이의 변화를 단정하기 어렵다.  
 ② 전압을 감소 시켜 송출시킬수록 중심 센서에서의 거리의 차가 볼록형이나 오목형의 물체보다 현저히 크다.
- 볼록형 : ① 최대전압시 좌우센서의 평균 거리오차가 중심 센서 오차의 2배 이상으로 크다.  
 ② 최대전압과 전압의 변경에 따른 중심센서의 거리차는 평면보다는 훨씬 적고 오목형보다 크다.
- 오목형 : ① 최대전압시 중심과 좌우센서 거리의 차이가 평면이나 볼록형 보다 적다  
 ② 최대전압과 전압변화에 따른 거리의 차는 평면이나 볼록형보다 적다.

이러한 3가지의 물체에서(그림 10) 전압의 변화에 따른 중심센서와 좌·우 센서의 거리변화의 특징을 조합하여 구성된 물체분류 알고리즘은 그림 11과 같다.

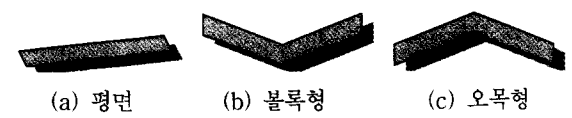


그림 10. 분류를 위한 대표적인 물체패턴  
Fig. 10. Typical object patterns for classification.

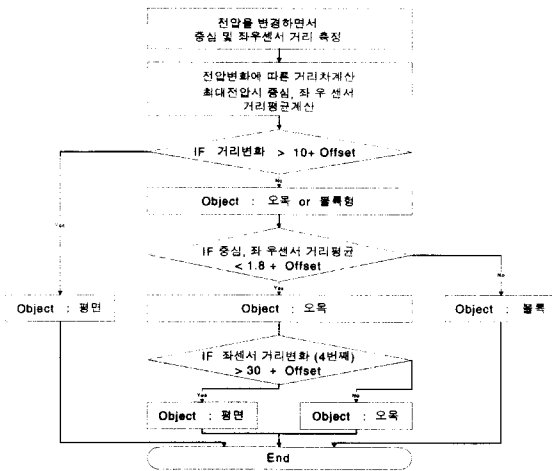


그림 11. 물체 분류를 위한 알고리즘  
Fig. 11. Algorithm of object classification.

V. 각도 및 크기추론 방법

물체의 기본 형태가 분류된 후 물체의 각도와 크기 정보를 얻기 위해서 먼저 센서의 배열에서 물체의 중심에 해당하는 센서를 찾고, 이 센서와 물체와의 정확한 거리의 측정이 선행되어야 한다. 그러나 물체의 위치, 크기, 각도에 따라서 거리 값이 다르게 나타나므로 이에 대한 보상으로 정확한 거리의 측정이 이루어져야 한다. 본 논문에서는 분류된 3가지의 물체들의 형태인식을 얻기 위한 방법으로 음파의 물리적 모델을 바탕으로 한 기하학적인 방법과<sup>[21]</sup> 본 논문에서 제시한 전압변화와 함께 이용된 거리측정방법을 비교한다. 송출전압 변화에 따른 특징 거리데이터를 근거하여 구성된 규칙을 이용하고 각도와 크기 추론시 보간법을 이용하였다. 끝으로 퍼지신경망을 사용할 경우 주변의 환경이나 시스템의 에러에 대해 둔감하고 물체의 특징을 조사하여 규칙을 만드는 과정을 최소화 할 수 있는 지능연산의 방법을 제안한다.

1. 기하학적 방법

초음파센서의 물리적 모델을 이용한 기하학적인 방법<sup>[21]</sup>은 그림 12와 같이 두 트랜스듀서의 배열을 이용하여 얻어진 물체와의 거리( $R_{aa'}$ ,  $R_{bb'}$ )를 이용하여 물체에 대한 입사각인 기울기( $\theta$ )를 얻는다.

$$\theta = \sin^{-1} \frac{R_{bb'} - R_{aa'}}{d} \quad (4)$$

$$R_{aa' plane} = R - \frac{d}{2} \sin \theta \quad (5)$$

$$R_{bb' plane} = R + \frac{d}{2} \sin \theta \quad (6)$$

$$R_{ab' plane} = R_{ba' plane} = \sqrt{R^2 - \frac{d^2}{4} - R d \sin \theta} \quad (7)$$

위의 기하학적인 방법에<sup>[21]</sup> 의한 물체의 각도 추론은 실험결과에서 알 수 있듯이 물체의 크기가 센서크기보다 적을 경우 큰 각도 오차를 낳으므로 실제 센서 배열보다 적은 물체의 인식시 많은 어려움을 내재한다.

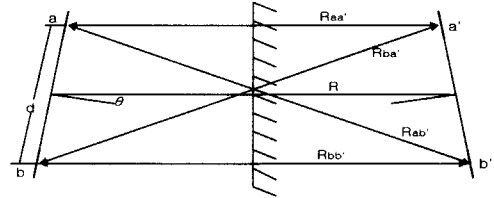


그림 12. 기울기를 갖는 경우의 두 트랜스듀서 배열  
Fig. 12. Two transducer array for oblique position.

2. 보간법에 의한 각도 및 크기추론

센서에서 실제 물체의 위치에 따른 크기나 각도를 추론하는데 기본이 되는 룰베이스 구성을 위한 데이터를 얻기 위해서 그림 13과 같이 평면은 L\_2, L\_1, L\_0, R\_1, R\_2에, 볼록형과 오목형의 물체는 L\_2, L\_0, R\_2에 위치시키고 0, 5, 10, 15° 일 때에 대해서 각각의 거리를 본 논문에서 사용한 거리측정 방식으로 측정한다(그림 5).

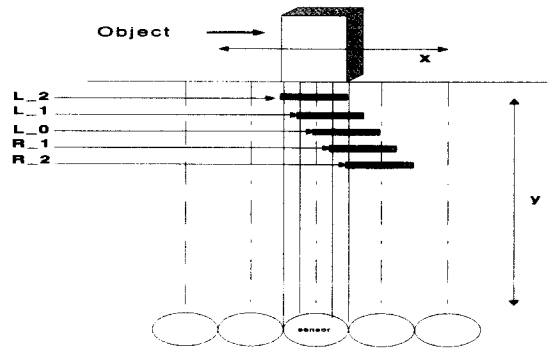


그림 13. 룰베이스를 위한 거리측정  
Fig. 13. Distance measurements for rule bases.

본 논문에서는 평면 물체시 크기를 1cm, 꼭면이나 에지의 물체는 2cm 그리고 기울기는 5°의 간격으로 룰 베이스를 구성하였으므로 그 사이의 각도를 추론하기 위해서 Lagrange 보간법을 사용하였다.<sup>[10]</sup> 다음

은 각도 추론 예이다.

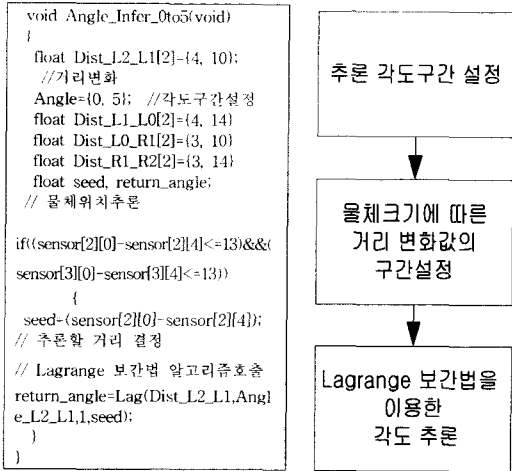


그림 14. Lagrange 보간법  
Fig. 14. Lagrange interpolation.

3. 지능연산 알고리즘 적용

송출전압의 변화, 물체의 거리, 각도, 위치, 크기등에 따른 반사파의 다양한 특징을 효율적으로 처리하여 물체의 패턴인식을 개선하기 위해 신경망의 장점인 학습기능과 퍼지 논리의 추론이나 지식표현의 장점들을 접목시킨 뉴로퍼지 알고리즘을 제안한다<sup>[6] [8]</sup>. 적용된 뉴로퍼지 방법의 전체적인 구성은 그림 15와 같다. 위 그림에서와 같이 뉴로퍼지 시스템은 크게 신경망을 이용한 퍼지화부, 룰 베이스, 추론, 비퍼지화부로 나뉜다. 신경망은 퍼지 입력변수인 각도, 거리의 소속함수 튜닝에 사용된다. 물체의 중심거리, 위치, 각도에 따라서 거리의 변화가 각기 다르므로 소속함수를 실험을 통해서 결정할 경우 반복되는 실험을 거쳐야하고, 소속함수를 결정짓는 하나의 센서 거리값에 모두 의존하므로 거리값의 에러에 민감하여 결과적으로 인식에 있어서 큰 에러를 가져온다. 본 논문에서는 이러한 점을 개선하고자 신경망을 이용하여 소속함수를 튜닝한다.

학습시 사용하는 데이터는 기준거리에서 실제 전압 변화에 의해 측정된 거리와의 차를 이용하였다. 실제 사용하는 센서는 송수신을 겸하는 중심 센서와 수신만을 하는 좌·우 센서를 사용하고 이들에 대한 전압변화가 5단계이므로 입력층의 뉴런의 수는 15개이다. 각도변수와 거리변수의 퍼지화를 위한 신경망은(입력층 k, 중간층 j, 출력층 i) 그림 16과 같이 구성되고, 오류역전파 알고리즘에 의해서 학습된다. 이때 학습을

(η)은 0.3이고 성능평가 척도(E)가 약0.3 미만이 되는 학습횟수(3000번)로 학습시켰다. 그리고 신경망의 출력뉴런은 각도변수, 거리변수의 Large, Middle, Small, Zero 에 대응되고, 성능평가 척도 E는 다음과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum (t_i - o_i)^2 \quad (8)$$

$t_i$  : 기대값,  $o_i$  : 센서 출력 값

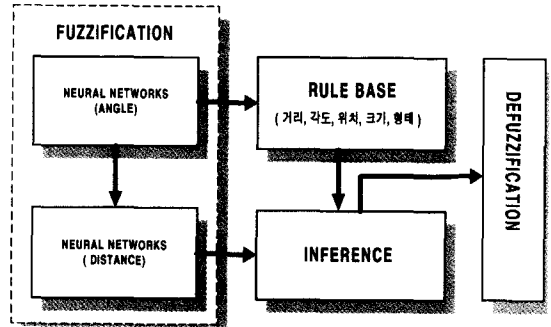


그림 15. 뉴로퍼지 시스템  
Fig. 15. Neuro-Fuzzy System.

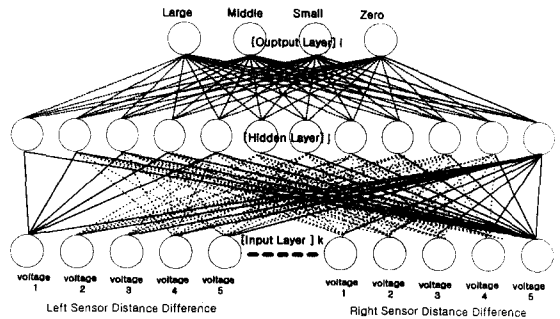


그림 16. 각도, 거리 퍼지화를 위한 신경망  
Fig. 16. Neural networks for angle, distance fuzzification.

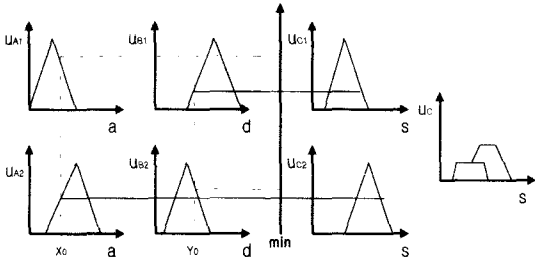
본 논문에서는 물체의 크기추론을 위한 룰 베이스는 표 1과 같고, 추론은 Mandani의 최소 연산규칙(그림 17)을 이용하였다.

표 1. 룰 베이스  
Table 1. Rule Base.

Angle Distance	Zero	Small	Middle	Large
Zero	Large	Large	Large	V_Large
Small	Middle	Middle	H_Middle	Large
Middle	Small	Small	H_Small	Middle
Large	Zero	Zero	L_Small	Small

$$u_c = u_{c1} \vee u_{c2}$$

$$= [a_1 \wedge u_{c1}(s)] \vee [a_2 \wedge u_{c2}(s)] \quad (9)$$



a : angle, d : distance s : object size

그림 17. 퍼지 추론 과정

Fig. 17. Fuzzy inference process.

비퍼지화 방법에는 최대값 방법, 무게 중심법, 최대 평균치법 등이 있으나 본 논문에서는 널리 사용되는 무게 중심법을 이용한다.

$$U_0 = \frac{\sum_{j=1}^n \mu(u_j) \times u_j}{\mu(u_j)} \quad (10)$$

### VI. 실험 결과

그림 10과 같은 대표적인 형태분류 실험을 한 결과, 센서크기와 동일한 크기의 물체의 경우에 배열센서의 단일 전압만을 사용하여 물체의 형태를 표시한 결과 실제 물체와는 전혀 다른 형태를 볼 수 있다. 물체를 좌우로 이동시켜 가면서 동일한 방법을 적용했을 때 역시 실제 물체의 형태와는 다른 결과를 볼 수 있다. 즉, 적은 수의 센서를 사용하여 센서 배열 크기 보다 작은 물체의 형태를 기존의 방법으로 분류하는 것은 불가능함을 알 수 있다. 그러나 본 논문에서 제시한 물체의 형태구별 알고리즘을 사용한 결과(그림 11) 센서의 크기와 동일한 물체를 좌우로 이동시에도 모든 물체의 형태를 분리해 낼 수 있음을 알 수 있다. 그림 18은 실제 실험시 사용한 코너 물체의 크기와 물체의 위치를 나타내고 그림 19는 분류의 결과를 각각 나타낸다.

그림 20은 실제 실험시 사용한 볼록형 물체의 크기와 물체의 위치를 나타내며, 그림 19와 동일한 분류 결과를 얻는다.

다음의 실험 결과는 물체의 형태구분 알고리즘으로 기본 형태를 분리시킨 후 평면의 물체에서 각도와 물

체의 크기정보인 물체의 끝점을 추론한 결과이다.

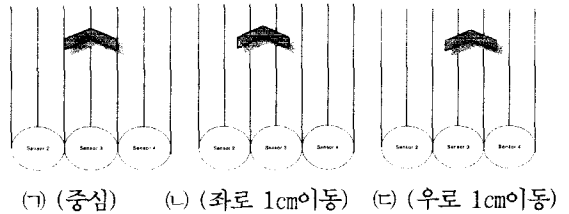
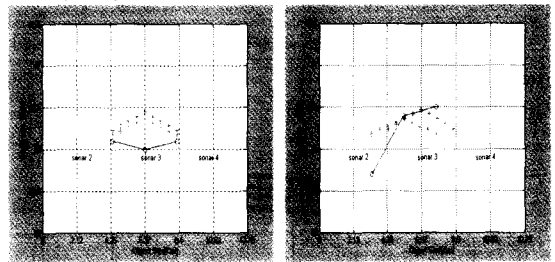


그림 18. 이용된 물체 I

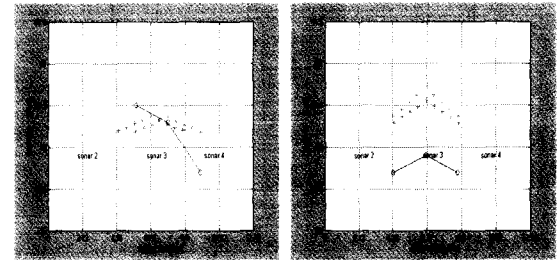
Fig. 18. Used Objects I.

- \* : 기준 물체
- + : 제안된 알고리즘에 물체분류
- o : 기존 방법



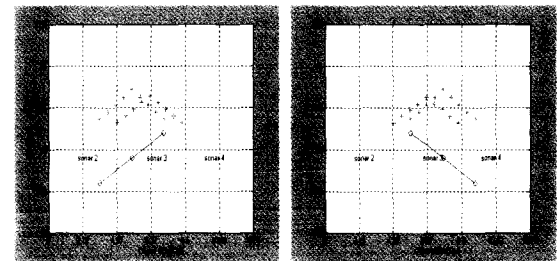
a) 위치:(a), 경사:5도

b) 위치:(b), 경사:5도



c) 위치:(c), 경사:5도

d) 위치:(a), 경사:10도



e) 위치:(b), 경사:10도

f) 위치:(c), 경사:10도

그림 19. 물체 분류 실험 결과

Fig. 19. Results of object classification.

실험결과 기존의 방법을 사용 할 경우에는 실제물체와 비교하여 10도 정도의 큰 각도 오차를 볼 수 있었다. 이러한 에러의 요인은 실험물체가 센서 배열 크기보다 작을 때 각각의 센서의 거리 값이 실제의 물체의 거리

와 오차가 크기 때문이다. 본 논문에서 이용된 보간법이나 지능연산의 경우에는 2-3도 각도의 분해능을 갖는다. 그리고 물체의 끝단 추론 결과 제안한 보간법을 이용시 1Cm 미만의 인식 분해능을 갖으며, 지능연산의 방법은 1-6mm정도의 인식 분해능을 갖는 개선을 얻는다. 그림 21은 실험에 사용된 물체의 위치이고 그림 22는 실험 결과를 나타낸다.

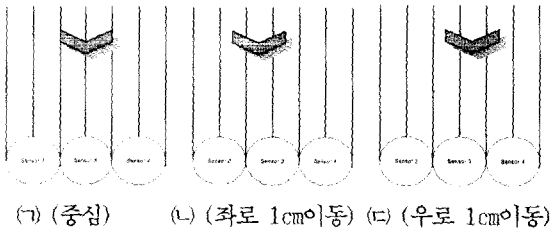


그림 20. 사용된 물체 II  
Fig. 20. Used Objects II.

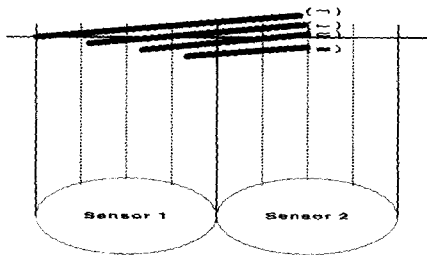
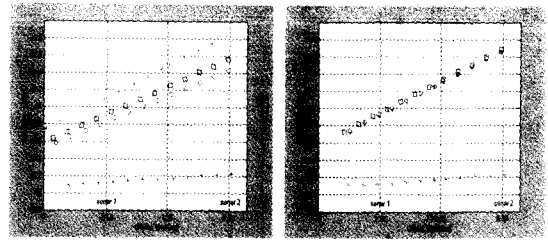
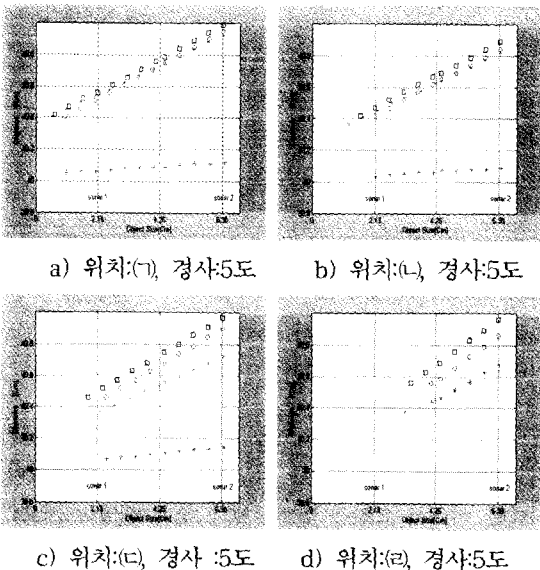
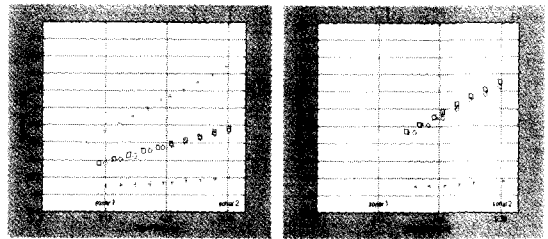


그림 21. 사용된 물체 III  
Fig. 21. Used Objects III.

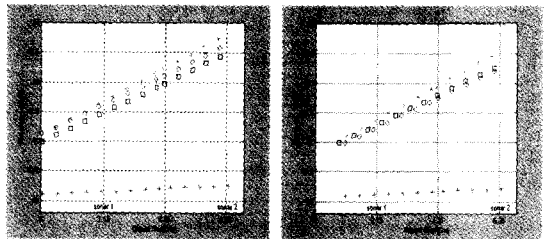
\* : 실험 물체      + : 기존 방법  
○ : 제안 방법1: 보간법      □ : 제안 방법2: 지능연산



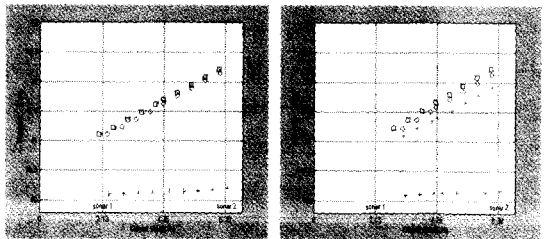
e) 위치:(a), 경사:10도      f) 위치:(b), 경사:10도



g) 위치:(c), 경사:5도      h) 위치:(c), 경사:5도



i) 위치:(a), 경사:15도      j) 위치:(b), 경사:15도



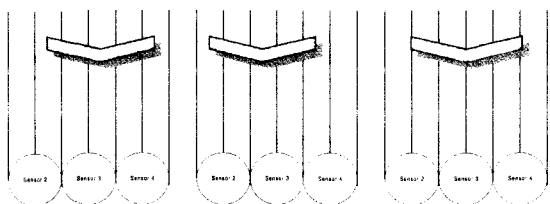
k) 위치:(c), 경사:15도      l) 위치:(c), 경사:15도

그림 22. 인식 실험 결과  
Fig. 22. Results of recognition.

센서의 배열에서 동일 종류의 센서를 사용하더라도 센서 자체 특징으로 인하여 거리 에러가 발생하므로 실험전 각각의 센서에 대한 충분한 보정이 선행되어야 한다.

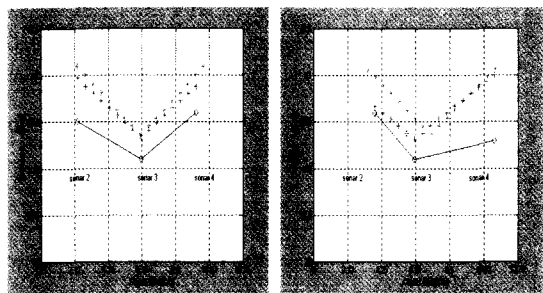
코너의 물체를 대상으로(그림 23) 실험한 결과는 그림 24와 같다. 기존의 방법과 비교하여 각도 추론의 오차는 3도 이내이고 물체의 크기추론 오차는 1Cm 내인 인식 개선을 갖는다.



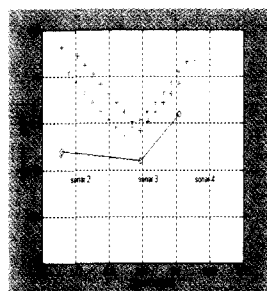


㉠ (중심)    ㉡ (좌로 1cm이동)    ㉢ (우로 1cm이동)

그림 23. 사용된 물체 III  
Fig. 23. Used Objects III.



a) 위치: ㉠, 경사:10도    b) 위치: ㉡, 경사:10도



c) 위치: ㉢, 경사:10도

그림 24. 인식 실험 결과  
Fig. 24. Results of recognition.

- \* : 기준물체
- + : 제안된 방법에 의한 인식 결과
- ° : 기존의 방법에 의한 인식 결과

실험 결과 기존의 방법에서는 실험 물체가 센서배열 크기보다 작을 때는 초음파의 물리적 모델을 이용한 기하학적 해석, 즉 각도 추론시 에러가 크므로 물체의 크기 추론 역시 큰 오차를 나타낸다. 그리고 보간법에서는 물체의 크기와 각도에 따른 거리변화의 특징을 실험을 통해 얻어낸 다음 보간법을 이용하므로 그림 22, 그림 24 에서와 같이 기하학적인 방법보다 향상된 결과를 볼 수 있다. 퍼지신경망의 방법은 물체에 대한 특징정보를 구하지 않고 신경망의 학습을 통해서 특징 정보를 얻으므로 실제 적용시 유용하고 실험 결과에서도 보간법 이상의 성능을 얻었다.

## VII. 결 론

본 논문에서는 배열된 센서에서 보다 좋은 분해능과 넓은 측정범위를 낼 수 있도록 간단하게 구성된 전자 회로를 부가하여 초음파센서의 송출전압을 여러 단계로 변경시키고, 여기서 얻어낸 거리데이터의 조합을 이용하여 물체의 기본형태인 평면, 오목, 볼록 분류 알고리즘을 제시하고 분류된 형태의 보다 정확한 패턴을 인식하기 위해서, 보간법이나 뉴로퍼지 기반의 지능적 계산 알고리즘에 적용하여 시스템 분해능의 개선을 그림 22와 그림 24에서 처럼 얻었다.

또한 물체의 기울기 및 형태 추론을 위해서 수신부 증폭조정, 트랜스듀서의 평면배열, 송출전압의 변화를 이용하여 기존의 방법으로 측정과 패턴인식이 불가능한 범위에 대해서 기울기 추론이나 형태인식이 가능하도록 하였고, 최대  $\pm 15^\circ$  까지로 측정범위가 개선되었다.

※ 본 논문은 정보통신부의 정보통신분야 우수학교 지원사업에 의해 수행된 결과임

## 참 고 문 헌

- [1] George T. Clemence, "The application of the acoustic ranging to the automatic control of a ground vehicle," *IEEE Trans. Veh. Tech.*, vol. 32, pp. 239-234, August 1983.
- [2] Billur Barshan and Roman Kuc, "Differentiating Sonar Reflections from Corners and Planes by Employing an Intelligent Sensor," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 6, June 1990.
- [3] Lee Kee Seong, "3-D Object Recognition and Restoration Using an Ultrasound Sensor Array," *Trans. KIEE*, vol. 44, no. 5, 1995.
- [4] Simio Watanabe and M. Yoneyama, "An Ultrasonic Visual Sensor for Three-Dimensional Object Recognition Using Neural Networks," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 8, no. 2, 1992.

- [5] Ultrasonic Ranging System Handbook, Polaroid Corporation.
- [6] James M. Keller, Ronald R. Yager and Hossein Tahani, "Neural network implementation of fuzzy logic," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 45, pp. 1-12, 1992.
- [7] Alois C. Knoll, "Ultrasonic holography techniques for localizing and imaging solid objects," *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 7, no. 4, 1991.
- [8] Enrique PELAEZ, Blake LANGLAND, "Object recognition using sonar and fuzzy logic," *VIIIFSA World Congress*, Sap Paule, Brazil, 1995, Vol.II.
- [9] J. J. Leonard and H. F. Durrant-Whyte, *Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation*, Kluwer Academic Publishers, 1992.
- [10] 나승유, 박민상, "초음파센서 배열시스템에서 물체의 각도 추론에 관한 연구", 대한전자공학회 '98 춘계학술대회, 경남대, vol. 8, no. 1, 1998.
- [11] Roman Kuc, "A Spatial Sampling Criterion for Sonar Obstacle Detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 37, no. 4, pp. 578-581, 1988.

---

 저 자 소 개
 

---



羅 承 裕(正會員)

1954년 5월 1일생, 1977년 서울대 전자공학과 졸업(공학사), 1986년 미국 University of Iowa 전기 및 전자공학과 졸업(공학석사, 박사), 1987년~현재 전남대학교 전자공학과 교수. 관심분야 : 지능제어, 뉴로퍼지 시스템, 계측 및 신호처리



朴 玟 相(學生會員)

1972년 2월 27일생, 1993년 조선대학교 전자공학과 졸업(공학사), 1996년 전남대학교 전자공학과 졸업(공학석사), 1997년~현재 전남대학교 전자공학과 박사과정. 관심분야 : 지능제어, 뉴로퍼지 시스템, 계측 및 신호처리