

초음파센서 시스템의 패턴인식 개선을 위한 뉴로퍼지 신호처리

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

나 승유, ° 박 민상, * 임 승우
전남대학교 전자공학과, 광주광역시 북구 용봉동 300번지
* 동강대학 전자과, 광주광역시 북구 두암동 771번지

Seung You Na, ° Min Sang Park, * Seung Woon Eim
Dept. of Electronics Eng., Chonnam National University, Puk-Ku, Kwangju, 500-757, KOREA
* Dept. of Electronics Eng., Dong Gang College, Puk-Ku, Kwangju, 500-757, KOREA
Tel: +82-62-530-0370; Fax: +82-62-530-1759; E-mail: syna@orion.chonnam.ac.kr

- ABSTRACT -

초음파센서는 저렴성, 단순한 구조, 기계적 강인성, 사용상의 적은 제약 등의 이점 때문에 다양한 응용분야에 적용된다. 물체의 인식에 초음파센서를 사용하기에는 낮은 분해능을 초래하는 불량한 방향성과 측정오류를 유발하는 반사성의 어려움을 내재하고 있다. 이런 문제를 개선하기 위해서 다양한 센서의 배열형태에서 많은 수의 센서를 사용하거나, 일정 수의 센서를 사용할 경우에는 센서의 배열을 기계적으로 이동시킨다. 본 논문에서는 물체의 패턴인식에 있어서 가장 기본적인 거리, 물체크기, 물체각도 값을 얻기 위해 간단하게 구성된 전자회로를 부가하여 초음파센서의 송출전압을 여러 단계로 변경시켜 얻어낸 데이터에 뉴로퍼지 기반의 지능적 계산 알고리즘을 적용하여 개선된 결과를 얻는다.

I. 서론

물체의 인식에 있어서 공간적 분해능을 개선하기 위해서 초음파센서 배열의 방법을 이용한다. 지금까지 초음파센서를 이용하여 물체를 인식하기 위해서 많은 수의 초음파센서를 평면 배열하여 인식분해능을 개선하거나, 초음파센서를 직선 배열시킨 후 엑츄에이터를 이용하여 일정 간격을 이동시킴으로써 적은 수의 센서를 사용하여 많은 센서를 사용하는 효과를 함께 함과 동시에 물체를 구별하거나 인식하는데 있어서 분해능을 개선시켰다.

본 논문에서는 배열된 센서에서 보다 좋은 분해능과 넓은 측정범위를 낼 수 있도록 간단하게 구성된 전자회로를 부가하여 초음파센서의 송출전압을 여러 단계로 변경시켜 얻어낸 거리데이터에서 뉴로퍼지 기반의 지능적 계산 알고리즘에 의해 고정된 물체뿐 아니라 이동물체의 형태인식에 있어서 시스템 분해능의 개선을 얻고자 한다. 본 논문에서는 일반적인 폴라로이드(Polaroid) 초음파센서를 사용하며, 초음파센서의 배열, 초음파센서의 송신과 수신,

거리측정, 송출전압의 변경 등의 전체적인 하드웨어 시스템을 구성한다.

II장에서는 초음파센서의 물리적인 모델을 간단히 살펴보고, III장에서는 패턴인식을 위한 시스템의 구성, IV장에서는 패턴인식 개선방법, V장에서는 실제의 물체를 다양한 거리, 위치, 각도에 놓고 실제 실험을 통한 결과와 결론을 제시한다.

II. 물리적 모델

물체로부터 트랜스듀서의 반사 과정을 표현하기 위한 물리적인 모델에서 송신기의 개구(a)의 반경이 음파의 파장보다 훨씬 클 때, 방사는 Direct Beam을 형성한다. 이런 송신기는 일반적으로 반경 a의 평평한 피스톤으로 모델 되고, 무한한 크기의 방지판으로 싸여 있으며 주파수 f로 진동한다. 형성된 빔 패턴은 Fig. 1과 같이 Near Zone과 Far Zone으로 나뉘어진다.

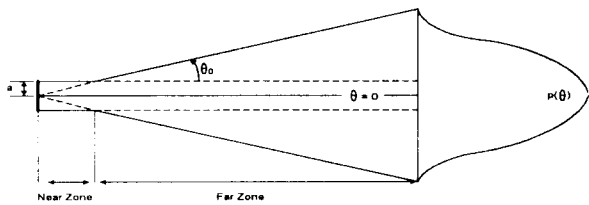


Fig. 1 Beam Pattern of the polaroid transducer

Near Zone에서 빔은 원형 반경(2a)내에 포함되고, 이러한 빔은 트랜스듀서 면에서 약 a^2/λ 까지 확장된다. Far Zone에서 트랜스듀서는 θ_0 까지 넓게 발산한다.[1]

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

본 논문에서 Beam의 Near Zone ($\frac{a^2}{\lambda}$)은 약 53mm, 발산각은 약 12.7° 이다. 송신 트랜스듀서의 압력증폭($P(\theta)$) 빔 패턴은 $\theta_0/2$ 와 동일한 표준 편이를 갖는 가우시안 형태이다.[1]

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

III. 시스템 구성

시스템 구성은 Polaroid 초음파센서를 평면 배열하여 패턴인식에서 가장 기본 값인 거리, 위치, 물체의 크기, 기울기를 추론하기 위해서 8255, 8253과 기타 회로 소자를 이용하여 구성한다. 8255를 이용하여 초음파 센서의 구동 회로가 자동으로 최대 430V의 송신전압을 송출하고, 반사되어 되돌아오는 에코(Echo) 신호를 검출할 수 있도록 하였고, 8253을 이용하여 음파의 주행시간을 측정하였다.

3.1. 초음파 센서의 배열

본 논문에서는 직경이 3.58cm인 Polaroid 사의 초음파센서를 사용하였으며, 초음파센서의 중심을 기준으로 4.25cm의 간격으로 5개의 센서를 평면배열 [Fig. 2]하였다.

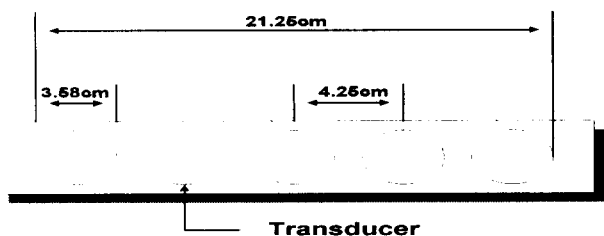


Fig. 2 Sensor array

3.2. 초음파 센서의 송수신

초음파 센서의 송수신 회로는 Polaroid사의 송수신 드라이버를 사용하였다.[2] 송신의 경우 다단계 전압을 위해서 저항을 이용하여 송출전압을 변경한

다. 수신부의 출력은 물체의 유무를 나타내는 디지털 신호지만, 본 논문에서는 수신부의 디지털 출력을 사용하지 않고 아날로그 출력을 콘덴서를 통해 직류분을 저지시킨 후 증폭하였다. 그렇지 않으면 수신신호가 문턱치를 넘지 못하므로 $\pm 10^\circ$ 이상의 물체를 감지할 수 없다. 증폭된 신호는 다시 비교기를 거쳐 물체의 유무를 체크할 수 있도록 원래의 수신단 처럼 디지털 신호로 변경한다.

IV. 패턴인식 개선 방법

본 논문에서는 고정된 물체뿐 아니라 이동물체의 인식까지 포함한다. 이동 물체를 인식할 경우 거리, 물체의 크기, 형태에 따라서 발생한 거리 데이터의 불확실성이나 변화가 고정물체보다 크게 나타난다. 그러므로 이동물체를 인식하기 위해서는 고정물체의 인식보다 더 자세한 조사와 적절한 알고리즘의 개발이 선행되어야 한다.

본 연구에서는 이러한 이동물체까지 포함한 물체의 패턴을 인식하기 위해서 다음과 같은 순서에 의해서 진행된다. 먼저 센서의 배열에서 물체의 중심에 해당하는 센서를 찾고, 이 센서와 물체와의 정확한 거리의 측정이 선행되어야 한다. 그러나 거리의 측정에 있어서 해당센서에서 물체와의 거리, 물체의 위치에 따라서 거리 값이 다르게 나타나므로 이에 대한 보상으로 정확한 거리의 측정이 이루어져야 한다. 룰 베이스로 물체를 인식할 경우 물체와의 거리에 따라서 동일크기의 물체일지라도 물체중심과의 거리 차가 각기 다르게 나타나므로 많은 룰 베이스를 필요로 하게된다. 그러므로 이동물체를 인식하는 시스템을 설계할 때 거리가 변하더라도 최소한의 룰 베이스로 이동물체를 인식하고, 보다 정확한 정보를 얻기 위해서는 지능적인 연산의 도입이 필요하다. 본 연구에서는 이러한 점을 개선하기 위해서 뉴로퍼지 연산기법을 적용하여 이동물체를 인식하는데 적용하고자 한다.

4.1. 이동물체 인식을 위한 전체적인 구성

이동물체를 인식하기 위한 전체적인 과정은 Fig. 3과 같다.

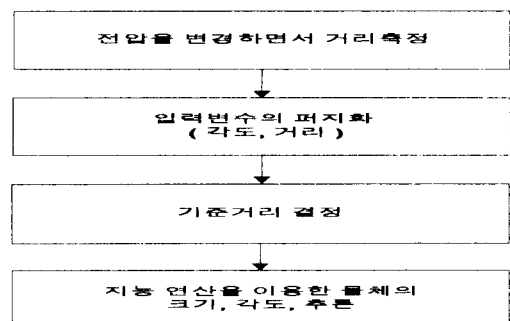


Fig. 3 Steps of the object recognition

4.2. 이동물체 인식을 위한 거리측정

각각의 센서에서 물체의 위치에 따른 크기를 추론하는데 기본이 되는 물체와의 거리는 물체가 L₂, L₁, L₀, R₁, R₂에 위치시키고, 각도가 0, 5, 10, 15° 일 때, 전압을 변경하면서 거리를 측정한다[Fig. 4]. 본 논문에서는 물체의 패턴 인식시 제한 조건을 개선하기 위한 방법을 포함하므로 물체의 크기는 두 센서의 직경보다 작은 물체를 사용한다. 그리고 물체에 대해서 왼쪽에 해당하는 자기자신 센서는 송신과 수신을 동시에 하고, 오른쪽의 다른 센서는 수신전용으로 하여 거리를 측정한다. 사용하는 전압은 실험 물체가 이동하는 구간에서 모두 만족할 수 있도록 실험을 통해 결정하였다.

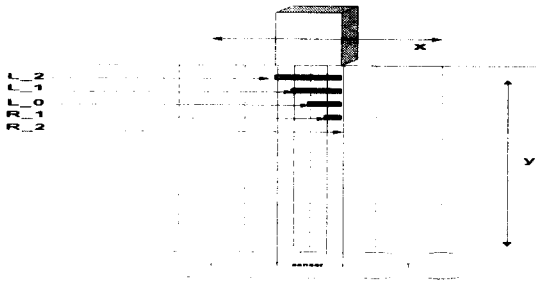


Fig. 4 Method of the distance measurement

4.3. 기준거리 결정

최대 전압이 송출될 때 각각의 센서에서 측정된 거리를 물체와의 중심거리로 결정하면 실제거리의 오차가 발생하므로 실험을 통해서 거리를 보정해야 한다. 중심거리의 오차를 살펴보면, 평면인 경우, 물체가 L₂, L₁에 위치할 경우는 실제의 거리와 오차가 없으나 L₀, R₁, R₂일 때는 5mm이내의 거리 오차가 발생한다. 그리고 기울기가 5° 인 물체는 모든 위치에서 5mm, 10° 인 물체에서는 7mm, 15° 인 물체에서는 8mm이내의 거리 오차가 발생한다.

4.4. 각도 결정 과정

물체의 각도추론은 각도의 추론만을 위한 룰 베이스나 알고리즘을 사용하지 않고, Fig. 6의 각도 퍼지화를 위한 신경망의 출력[Large, Middle, Small, Zero]에 weight factor만을 적용하여 물체의 각도를 추론한다.

4.5. 지능연산 알고리즘 적용

본 논문에서는 신경망의 장점인 학습기능과 퍼지 논리의 추론이나 지식표현의 장점들을 접목시킨 뉴로퍼지 알고리즘을 물체의 패턴인식에 적용한다. 적용된 뉴로퍼지 방법의 전체적인 구성은 Fig. 5와 같다.

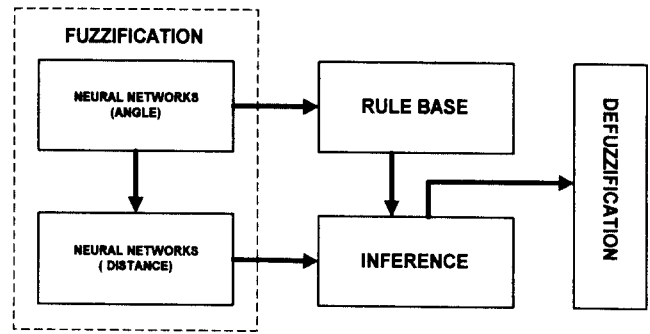


Fig. 5 Neuro-Fuzzy System

위 그림에서와 같이 뉴로퍼지 시스템은 크게 신경망을 이용한 퍼지화부, 룰 베이스, 추론, 비퍼지화부로 나뉜다.

4.5.1. 신경망을 이용한 퍼지화

신경망을 퍼지 입력변수인 각도, 거리의 소속함수 튜닝에 사용한다. 물체의 중심거리, 위치, 각도에 따라서 거리의 변화가 각기 다르므로 소속함수를 실험을 통해서 결정하면 많은 반복되는 실험을 거쳐야 하고, 소속함수를 결정짓는 하나의 센서 거리값에 모두 의존하므로 거리값의 에러에 민감하므로 결과적으로 인식에 있어서 큰 에러를 가져온다. 본 논문에서는 이러한 점을 개선하고자 신경망을 이용하여 소속함수를 튜닝한다.

▷ Fuzzification of Angle, Distance

각도변수와 거리변수의 퍼지화를 위해 Fig. 6과 같은 신경망의 구조를 이용한다. 이때 신경망의 출력뉴런은 각도변수, 거리변수의 Large, Middle, Small, Zero 에 대응된다.

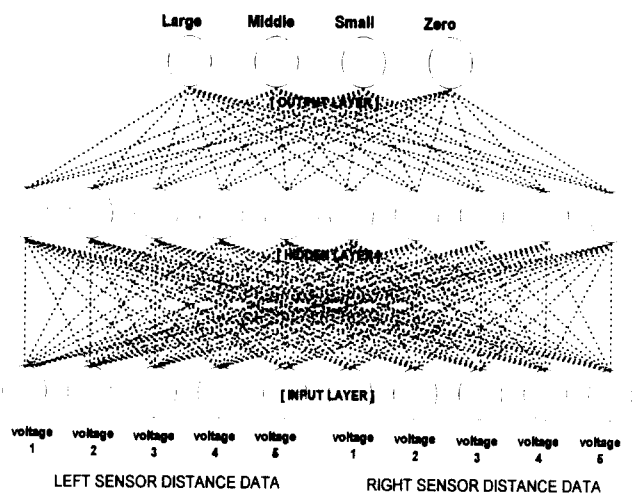


Fig. 6 Neural networks for angle, distance fuzzification

4.5.2. 룰 베이스 구성

물체의 크기추론을 위한 룰 베이스는 표 1과 같다.

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

4.5.3. 추론 및 비퍼지화

본 논문에서 물체의 크기를 추론하기 위해 Min-Max 연산을 사용하고, 비퍼지화를 위하여 무게 중심법을 사용한다.

V. 실험 결과 및 결론

물체와의 거리가 25-55cm이고, Fig. 7과 같이 평면 물체와 기울기를 가진 물체가 30cm, 40cm, 50cm에 각각 놓여있을 때, 지능연산을 사용한 결과를 나타낸다.

실험결과 물체가 센서의 배열보다 작을 경우 각도나 물체의 크기의 추론이 불가능했으나[1], 본 논문에서 제시한, 지능연산을 이용한 방법을 적용한 결과 물체의 패턴인식에 기본이 되는 물체의 각도는 물체와의 거리가 45cm 이내에서 2°, 45cm 이상의 거리에서 3-4° 내의 각도 분해능을 갖고, 물체의 크기는 각도가 0° 인 평면에서 3mm, 기울기가 있는 평면 물체에서 1cm 이내의 물체 크기 분해능을 갖는다. 그리고, 기준거리 측정 분해능은 각도가 0° 인 평면에서 2mm 이내, 기울기가 있는 평면 물체에서 4mm내의 거리 분해능을 갖는다.

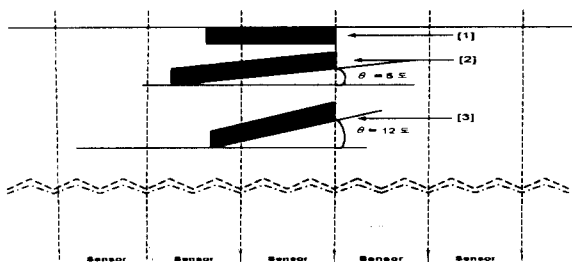


Fig. 7 Object for experiment

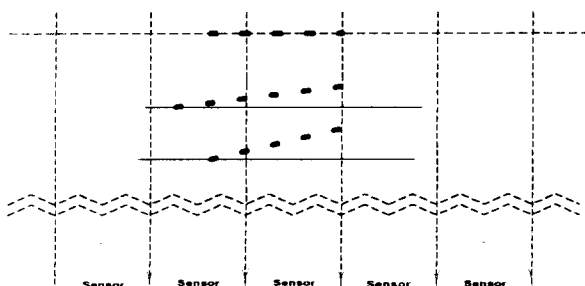


Fig. 8 Dist 30cm

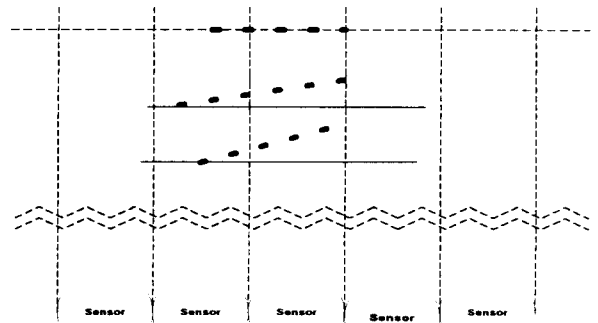


Fig. 9 Dist 40cm

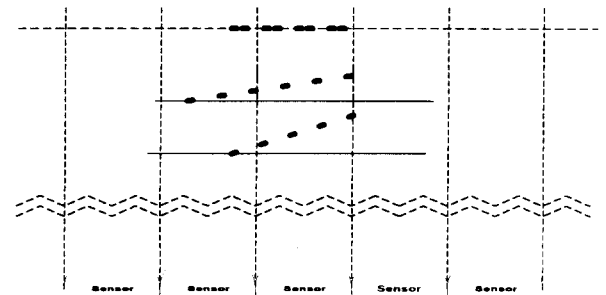


Fig. 10 Dist 50cm

VI. 참고문헌

- [1] Roman Kuc, Billur Barshan, "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.
- [2] Ultrasonic Ranging System Handbook, Polaroid Cooperation.
- [3] 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.
- [4] Lee Kee eong, "3-D Object Recognition and Restoration Using an Ultrasound Sensor Array." *Trans. KIEE.*, vol 44, no 5, 1995.
- [5] James M.Keller, Ronald R. Yager, Hossein Tahani, "Neural network implementation of fuzzy logic", *Fuzzy Set and System*, 45, (1992) 1-12