

복수 초음파센서와 신경망을 이용한 형상인식

김동기* · 오태균* · 강이석**
(2000년 5월 15일 접수)

The Object Recognition Using Multi-Sonar Sensor and Neural Networks

Dong-Gi Kim, Tae Kyun Oh and E-Sok Kang

Key Words: Sonar(초음파), Neural Networks(신경망), Object Recognition(형상인식), Clustering(군집화), Beam Opening Angle(지향각)

Abstract

Typically, the ultrasonic sensors can be used in navigation systems for modeling of the environment, obstacle avoidance, and map building. In this paper, we tried to approach an object classification method using the range data of the ultrasonic sensors. A characterization of the sonar scan is described that allows the differentiation of planes, corners, edges, cylindrical and rectangular pillars by processing the scanned data from three sonars. To use the data from the ultrasonic sensors as input to the neural networks, we have introduced a clustering, threshold, and bit operation algorithm for the obtained raw data. After repeated training of the neural network, the performance of the proposed method was obtained through experiments. Also, the recognition ranges of the proposed method were investigated. As a result of experiments, we found that the proposed method successfully recognized the objects within the accuracy of 78%.

1. 서론

이동로봇의 응용분야가 확대됨에 따라 주변환경을 효과적으로 정의하며 형상을 인식하고 로봇의 위치와 방위를 결정하는 연구가 활발히 진행되고 있다.^(1~12) 주변환경에 대한 정보를 수집하고 형상을 인식하는 방법에는 대표적으로 비전센서와 초음파센서를 사용하고 있다. 상대적으로 초음파센서는 사용에 따르는 제약성에도 불구하고 비전센서에 비하여 간단한 측정방법과 저렴한 가격 등으로 주변환경 인식용으로 많이 사용되고 있으며, 물체의 거리와 방향을 측정하는 일반적

인 기능을 바탕으로 응용범위가 점차 확대되고 있다.

자율주행로봇의 주행방향 결정을 위한 초음파 맵(sonar map)의 형성이나 물류자동화 공정에서의 대상물체 판별을 위해서는 주변환경에 존재하는 대상물체의 위치결정 및 분류작업이 요구되므로 초음파 반향신호의 위치 및 크기정보에 대한 철저한 특성화 기법과 해석이 필수적이다.⁽²⁾ 하지만, 초음파센서는 송수신에 따르는 폭넓은 지향각(beam opening angle) 오차로 인하여 실제 사용에는 많은 제약을 가지게 된다. 이러한 문제점으로 인하여, 단일 초음파센서를 사용하여 공간상에 존재하는 대상물체에 대한 특성화 기법과 인식에 있어서는 센서 자체로의 제한성을 지나게 된다. 따라서, 주변환경에 존재하는 물체분류, 또는 맵의 형성을 위해서 초음파센서의 수신각을 변화하거나, 단일 초음파센서 보다는 복수개의 초음파센서를 사용하는 연구가 다양하게 진행되

* 회원, 충남대학교 대학원 기계설계공학과

** 회원, 충남대학교 기계설계공학과

E-mail : eskang@cnu.ac.kr

TEL : (042)821-6641 FAX : (042)822-7366

고 있다. 거리정보의 기하학적인 형태를 고려한 방위결정 방법이나, 대상물체 인식을 위한 알고리즘개발 등, 일부 기법을 통하여 주변환경에 존재하는 평면, 모서리, 구석 등의 공간분류가 가능해지고 있다.

Drumheller⁽²⁾는 이동로봇에 장착된 한 개의 초음파센서를 회전시켜 공간정보를 획득하고, 미리 획득한 환경정보로부터 공간상의 이동로봇 위치를 추정하는 연구를 수행하였으며, Bozma⁽³⁾ 등은 초음파가 거울과 같은 반사면에 의해 반향신호가 수신된다고 가정하고 한 개의 초음파센서를 사용하여 초음파 지도를 작성하는 연구를 수행하였다. Watanabe⁽⁴⁾ 등은 단일 초음파센서를 사용하여 평면, 코너, 모서리를 분류하는 초음파 탐색에 대한 새로운 특성화 기법에 관한 연구를 수행하였다. Kleeman⁽⁵⁾ 등은 반향신호에 대한 보상과 함께 송신 신호가 가우시안 분포로 반향 된다는 가정을 한 후, 송수신기가 분리된 초음파센서를 사용하여 구석, 모서리, 평면 등에서 반사되는 신호들을 벡터 형태로 표현함으로써 부분적인 3차원 형상분류가 가능함을 보였다. Akbarally⁽⁶⁾ 등은 반향신호의 가절점이 두 개의 수신기를 벡터형태로 배열하여 거리와 방위각을 측정함으로써 평면이 교차하는 대상물체인 구석과 모서리를 효과적으로 분류하는 연구를 수행하였다. Dror⁽⁷⁾ 등은 실제 이용에 있어서 하드웨어적인 제약이 따르지만 FM(Frequency Modulated) 신호를 사용하여 반향신호에 대해서 시간, 주파수, 시간 대 주파수 특성 등을 분류하고 신경망을 적용함으로써, FM 신호가 다양한 형상을 분류해 낼 수 있다는 가능성을 보였다.

본 연구에서는 주변환경 또는 선정한 대상체를 초음파의 물리적 성질을 이용하여 데이터를 획득하고 데이터 분석과정을 거쳐 대상물체의 형상을 분류하는 기법에 연구의 중점을 두었다. 초음파센서는 기존의 형상연구에 이용된 송수신 분리형 센서와는 달리 일체형 센서를 사용하고, 제안된 알고리즘과 신경망을 적용하여 3차원 대상체 인식이 가능함을 입증하고자 한다. 인식 대상체는 주변환경에서 흔히 나타나는 평면, 구석, 모서리, 원기둥, 사각기둥 등으로 선정하였으며, 각각의 대상체에서 획득한 데이터를 사용하여 적절한 신경망의 구조를 선정하고 선정한 신경망을 이용하여 대상물체의 인식률을 조사하였다.

2. 초음파센서를 이용한 특징 데이터 추출과 신경망의 구성

2.1 초음파의 물리적 특성

음파의 속도는 공기중의 매질과 온도, 습도 등에 의해서 다소간의 차이가 발생하지만 음속을 c , 초음파센서와 대상체간의 거리를 d , 초음파가 발진하여 물체에 닿고 되돌아오는 시간(TOF : a time of flight)을 t 로 정의하면 측정거리는 대략 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$d = \frac{c \cdot t}{2} \quad (1)$$

센서로부터 발진하는 초음파는 방향성이 있는 빔(beam)을 형성하며 전파하는 펄스를 포함하고 있다. 발진기는 무한히 큰 차단판으로 둘러싸인 반경 r 의 평면 피스톤과 f_R 의 진동 주파수를 가진 피스톤 운동으로 모델화할 수 있다. 발진하는 빔은 크게 두 개의 분별 가능한 구역으로 크게 빔 실린더 내부에 있는 근거리 영역(near zone or Fresnel zone)과 빔이 발산하는 원거리 영역(far zone or Fraunhofer zone)으로 이루어진다.⁽³⁾

원거리 영역에서 빔의 지향각의 반폭을 θ_0 , 발진 파장(wave length)을 λ , 센서의 반지름을 r 로 정의할 때 다음과 같은 관계식을 얻을 수 있다.

$$\lambda = \frac{c}{f_R} \quad (2)$$

$$\theta_0 = \sin^{-1}\left(\frac{0.61\lambda}{r}\right) \quad (3)$$

Fig. 1은 센서로부터 발진하는 빔의 형태를 나타내고 있다. 센서로부터 원거리 영역의 시작 지점 d_f 로 정의하면 식 (4)와 같이 표현된다.

$$d_f = \frac{r^2}{\lambda} \quad (4)$$

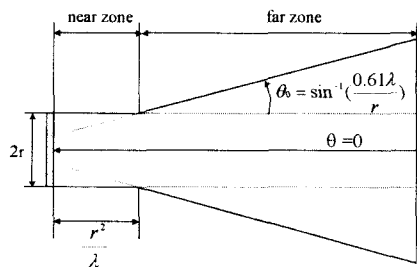


Fig. 1 The acoustic pressure model of the sonar

본 연구에 사용된 초음파센서는 Polaroid사의 제품으로 37mm의 센서지름과 50kHz의 방사 주파수를 갖는다. 사용된 초음파센서는 식 (4)로부터 6.86mm의 파장과 약 26도의 지향각(beam opening angle)을 가진다.

이를 확인하기 위하여 실험에 사용된 초음파센서의 지향각을 조사하였으며, 약 24도의 지향각을 가짐이 확인되었다.

2.2 신경망 학습을 위한 특징 데이터 추출

신경망을 이용한 대상체 분류 대상은 원기둥, 사각기둥, 평면, 구석, 모서리로 정의하였으며 -30도에서 30도까지 1도 단위로 회전하는 센서 시스템의 중심점으로부터 700mm에서 1000mm의 거리범위에서 100mm 단위로 거리 변화를 주면서 학습 데이터를 획득하였다.

사각기둥의 경우 Z축 방향 회전에 의한 데이터 변화가 현저히 나타남으로 대상체의 Z축 방향에 대해 -40도에서 40도까지 10도 단위로 회전시켜 데이터를 획득하였다. 학습에 있어서 원주형 모델은 지름이 250mm, 사각주형 모델의 경우 한변이 250mm인 대상체를 실험에 사용하였다. 복수 초음파센서를 이용한 대상물체의 반향신호 측정 과정은 Fig. 2에서 보이는 바와 같다.

군집 알고리즘은 주로 특징데이터를 구분하여 패턴을 분류하기 위한 전처리 과정으로 이용되며, 본 연구에서는 순차(sequential) 군집화를 응용하여 유효 데이터를 추출하는데 사용하였다.

거리와 각도변화에 따라 획득한 원시데이터는 대상체와 배경 등 모든 데이터를 포함함으로 대상체 데이터만을 분리하기 위한 작업이 선행되어야 한다. 본 논문에서 제안한 군집알고리즘은 대상체의 반향 데이터를 분리하여 이진화를 구

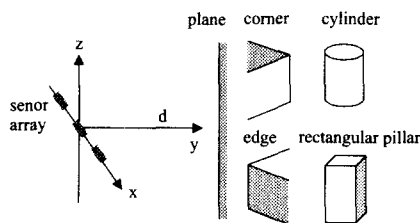


Fig. 2 The method of sonar data acquisition from object

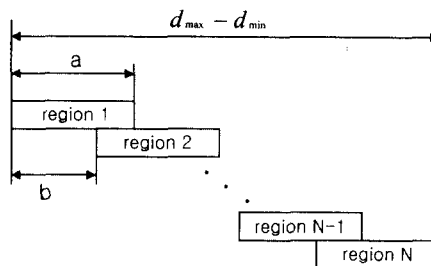


Fig. 3 Areal decomposition for clustering

현하기 위한 목적으로 이용된다. 이를 위해 획득된 원시데이터로부터 거리 최소값 d_{min} 과 최대값 d_{max} 를 산출하고 최소값에서 최대값까지를 N개의 영역(area)으로 분할한다. 영역의 범위를 a 라하고 이웃 영역간의 중심거리를 b 로 표현하면 Fig. 3과 같이 분할되는 총 영역의 개수는 다음과 같이 구해진다.

$$N = \frac{d_{max} - d_{min} - a}{b} + 1 \tag{5}$$

군집형성의 조건은 다음과 같다.

- n 번째 영역이 k 개 이상의 거리 데이터를 포함하면 유효 영역으로 인정한다.
- 유효영역간의 중심거리가 m 이하이면 하나의 군집으로 병합된다.

위와 같은 조건에 의해 형성된 군집은 주변환경 또는 외란으로부터 형성되는 군집과 구별하기 위하여 임계값 T를 결정한다. 임계값 T는 선택된 첫 번째 군집의 마지막 영역과 두 번째 군집

의 최초 영역과의 중심값으로 결정하였다.

2.3 학습데이터의 구성

획득된 원시데이터는 거리값이다. 신경망 알고리즘을 통한 대상체 분류의 선행작업에 앞서 원시데이터가 포함하는 대상체 이외의 데이터를 제거하기 위한 군집을 형성하기 위하여 임계값 T 를 선정하여 식 (6)과 같이 이진화를 수행하였다.

$$\begin{aligned} \text{If } g(x) \leq T & \text{ Then } b(x) = 1 \\ \text{Else } g(x) > T & \text{ Then } b(x) = 0 \end{aligned} \quad (6)$$

학습 데이터는 센서 시스템의 회전에 있어서 각각의 각도에 대해 20개의 데이터를 획득하며 획득된 데이터 가운데 대상체로부터 10개 이상의 데이터가 유효 범위 T 를 만족했을 때만 유효화시켰다. 즉 신호 대 잡음비(Signal to Noise ratio)가 1 이상인 데이터만을 사용하였다. 초음파 스캐닝을 통해 획득된 데이터는 이진 조합으로 된 61×3 의 데이터 구조를 갖는다.

이러한 데이터 구조는 입력 유닛 구조의 복잡성을 낮게된다. 패턴인식과 같이 다양한 데이터가 한번에 학습되어야 하는 상황에서 입력되는 데이터양의 증가가 학습량의 증가로 나타나게 되므로 데이터를 단순화하였다. 각각의 초음파센서로부터 획득한 데이터는 하나의 초음파에 대해 61개로 61×3 개의 데이터를 갖게 된다. 이러한 데이터 수를 줄이기 위하여 세 개의 초음파센서값들에 대하여 비트연산(bit operation)을 수행하였다. S_i 를 i 번째 초음파센서의 이진화 값이라 하고 비트 연산값을 I 라 할 때 비트 연산식은 식 (7)과 같다.

$$I = \sum_{i=1}^3 2^{3-i} S_i \quad (7)$$

이러한 과정을 통하여 61×3 개의 데이터를 61개의 데이터로 줄임으로써 '0'과 '1'의 데이터값을 '0'에서 '7'까지 정수로 표현할 수 있다.

다음의 그림들은 원주형 모델에 대한 원시 데이터의 획득으로부터 군집성 조사, 이진화, 비트 연산 과정을 나타낸다.

Fig. 4와 같이 획득된 원시데이터로부터 군집성

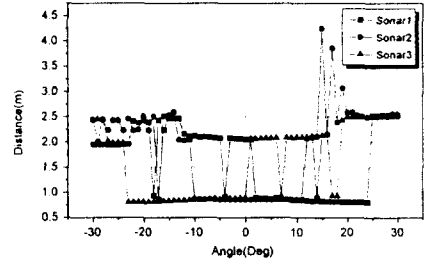


Fig. 4 The detected raw data

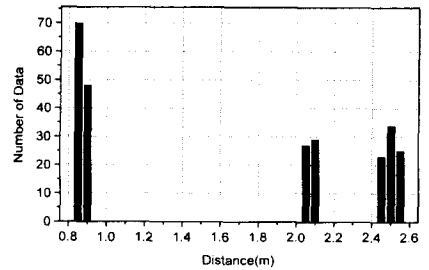


Fig. 5 The structure of the clustering data

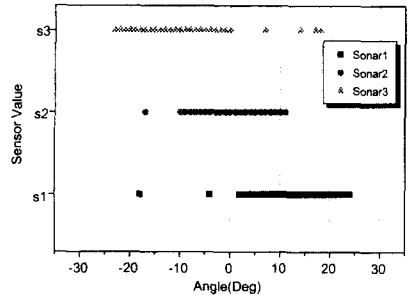


Fig. 6 The thresholded result of the raw data

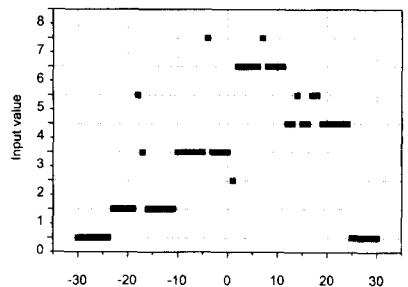


Fig. 7 Decimal values of inputs

을 조사하여 Fig. 5와 같이 세 개의 군집을 발견하였다. 발견된 군집 가운데 첫 번째 군집을 사용하여 임계값 T 를 결정하였고 결정된 임계값으로부터의 이진화 결과는 Fig. 6과 같다. 이러한 결과로부터 식 (7) 비트연산을 수행하여 최종 신경망의 입력으로 사용될 데이터를 Fig. 7에 나타내었다.

2.4 신경망⁽¹³⁻¹⁵⁾

입력정보에 대한 출력정보의 사상 특성을 학습하고 평가하기 위하여 신경망에 오차역전파 알고리즘(error backpropagation algorithm)의 신경망을 구성하였다. 입력층(input layer)에 입력이 주어질 때 다음 층의 j 번째 노드(node)의 입력은 다음과 같다.

$$net_{pj} = \sum_i w_{ji} o_{pi} \quad (8)$$

아래첨자 p 는 개개의 학습정보 집합을 의미하고, w_{ji} 는 첫 은닉층(first hidden layer)의 j 번째 노드와 입력층의 i 번째 노드를 연결하는 가중치를 나타내며, o_{pi} 는 입력층의 i 번째 노드의 출력을 나타낸다. 노드의 출력으로 시그모이드 함수를 사용하고 노드의 출력식은 다음과 같다.

$$o_{pj} = \frac{1}{1 + e^{-(net_{pj} + \theta_j)}} \quad (9)$$

식 (9)에서 θ_j 는 노드 j 의 바이어스(bias)이다. 일반적으로 실제값(t_{pj})과 추정값(o_{pj}) 사이에 오차가 존재하고 각각에 대한 평균 제곱 추정 오차는 다음과 같다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_i (t_{pi} - o_{pi})^2 \quad (10)$$

학습을 위해 사용된 모든 정보의 평균 제곱 오차(mean squared error)는 식 (11)과 같다.

$$E = \frac{1}{2P} \sum_p \sum_i (t_{pi} - o_{pi})^2 \quad (11)$$

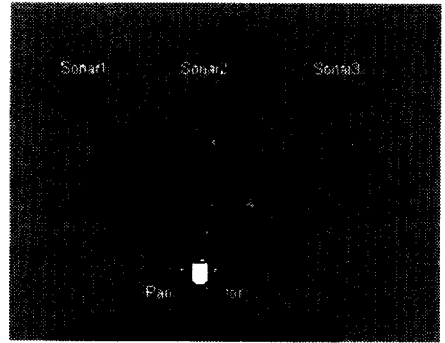


Fig. 8 Photograph of the experimental equipment

여기서 P 는 학습을 위한 정보의 개수이다. 신경망 학습에서 올바른 가중치와 바이어스 값은 평균오차 E 를 가능한 빨리 감소시키기 위해 가중치를 변화시킴에 의해서 학습되어질 수 있다. 학습과정은 식 (12)에 의해 반복적으로 달성된다.

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \eta \delta_{pj} o_{pi} + \alpha \Delta w_{ji}(n) \quad (12)$$

여기서 η 는 학습비(learning rate)이고, α 는 진동 현상을 피하기 위한 모멘텀비(momentum rate)이다.

3. 실험

본 연구에 사용된 실험장치는 Z축 방향 회전이 가능하도록 구성되었으며 Polaroid의 Ultrasonic 센서를 배열 형식으로 설치하였다. Fig. 8은 초음파센서가 장착된 실험장치이다.

획득된 학습 데이터는 총 43개의 벡터로 신경망의 학습에 사용된다. 학습은 신경망 은닉층과 은닉노드, 학습률, 모멘텀비 등을 변화시켜가며 수행하였고, 1×10^{-6} 의 개별 오차한계와 1×10^{-7} 의 평균 오차한계, 60,000번의 반복학습 한계치를 조건으로 설정하였다. 각각의 대상체에 대한 학습 목표치는 Table 1과 같이 설정하였으며, 여러 가지 신경망의 구조에 대하여 학습률, 모멘텀비 등의 변화에 따라 학습조건을 만족하는 반복학습의 횟수를 조사하고, 그 가운데 일부를 Fig. 9에 나타내었다.

각각의 구조에 대해서 0.5부터 0.9까지의 학습비와 0.2에서 0.7까지의 모멘텀비에 대해 0.1단위

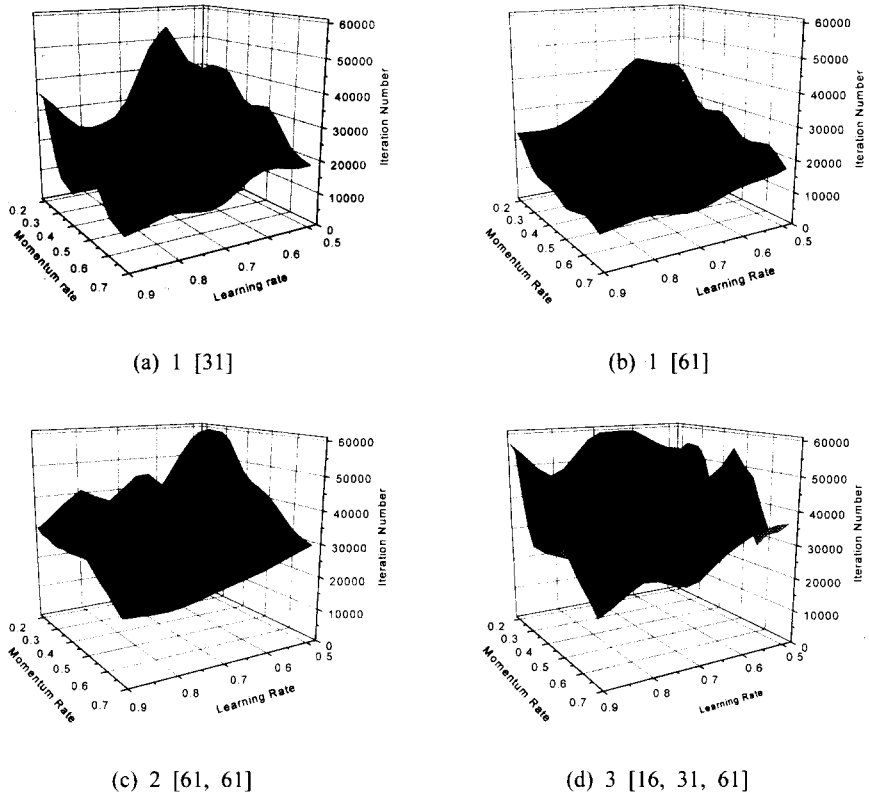


Fig. 9 The convergence of various neural networks structures : hidden layers [units]

Table 1 The target vector of neural networks

Object	Target Vector
Cylinder	0 0 1
Rectangular	1 0 0
Plane	0 1 0
Corner	0 0 0
Edge	1 1 1
Error	0 1 1
	1 1 0
	1 0 1

Table 2 Recognition results in the training set

	Rect- angular Pillar	Cylinder	Corner	Edge	Plane
tss	2.2741	18.0080	4.9023	5.3358	8.6997
Mean tss	0.0152	0.1201	0.0327	0.0356	0.0580
rss	1.2320	1.0610	1.6489	2.6738	2.1364
Mean rss	0.0089	0.0114	0.0131	0.0207	0.0209
Correct recognition	92%	62%	84%	86%	68%
Mean correct recognition	78.4%				

로 학습을 수행하였다.

학습된 신경망 가운데 학습조건을 만족한 모든 구조에 대해서 인식능력을 조사하였다. 각각의 대상체에 대해 각도와 위치를 변화시키면서 50개씩, 총 250개의 입력 데이터를 획득하였으며, 이

tss : The total sum of square error at 50 epoch

rss : The recognition sum of square error

를 신경망에 적용하였다. 그 결과 1개의 은닉층과 61개의 은닉노드를 갖고 0.5의 학습률과 0.2의

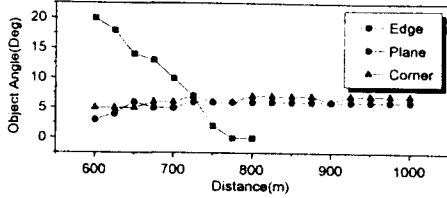


Fig. 10 The recognition field of Z axis' rotation and Y axis' translation

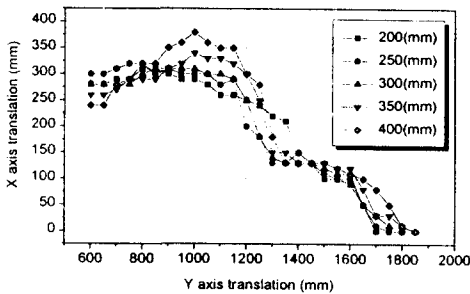


Fig. 11 The recognition field of X axis' and Y axis' translation for rectangular pillars

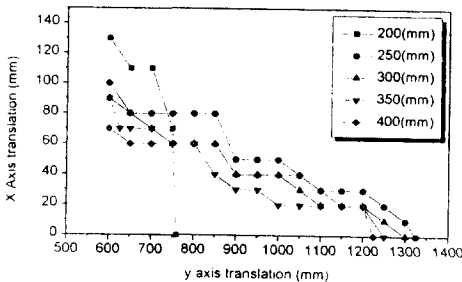


Fig. 12 The recognition field of X axis' and Y axis' translation for cylinders

모멘텀비로 학습한 신경망에서 가장 높은 인식률을 나타내었다.

선정된 최적 구조에 대해 각각의 대상체에 대한 총오차(tss)와 평균오차(mean tss), 인식오차(rss), 평균 인식오차(mean rss), 인식률, 평균인식률은 Table 2와 같다.

실험을 통하여, 선정한 신경망 구조에 대한 인식 범위를 조사하였다. Fig. 10에서는 평면과 구

석, 모서리 모델에 대해 Y축방향으로의 이동과 Z축 중심의 회전량에 대한 인식범위 결과를 보이며, Fig. 11과 Fig. 12에서는 사각주형과 원주형 모델에 대해서 X축 방향의 이동량과 Y축 방향의 이동량에 대한 인식범위 결과를 보인다.

4. 결론

본 논문에서는 환경정보 획득에서 나타나는 주요 대상체를 선정하고, 초음파센서의 물리적 성질과 신경망을 이용하여 이를 분류하는 연구를 수행하였다. 단일 초음파센서를 사용하여 환경정보를 수집하는 데는 그 한계를 지니므로, 복수 초음파센서를 제안하였고, 군집 알고리즘과 이진화, 비트연산을 수행하여 신경망의 입력 값을 구성하였다. 또한, 신경망의 은닉층과 은닉노드, 학습비와 모멘텀비를 변화시킴으로써 인식률이 높은 신경망 구조를 선정하였다.

선정한 신경망을 이용하여 환경 구성 요소의 대표적 대상체인 평면, 구석, 모서리 이외에 원기둥과 사각기둥에 대해서도 대상체 분류의 가능성을 실험을 통하여 보였으며, 학습 위치와 크기가 다른 대상체에 대해서도 인식능력이 있음을 보였다. 그 결과 대상체 인식에서 평균78.4%의 인식률을 보였다.

후기

이 논문은 (1999)년 학술진흥재단의 학술연구비에 의하여 지원되었음

참고문헌

- (1) Tsujumura, Tackers, Yabuta, Tetsuro and Morimitsu, T., 1986, "Three-Dimensional Shape Recognition Method Using Ultrasonics for Manipulator Control System," *Journal of Robotic system*, Vol. 3, No. 2, pp. 205~216.
- (2) Drumheller, Michael, 1987, "Mobile Robot Localization Using Sonar," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, March, Vol. PAMI-9, No. 2, pp. 325~332.
- (3) Bozma, Omur and Kuc, Roman, 1991, "Building a Sonar Map in a Specular Environment

- Using a Single Mobile Sensor," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, December, Vol. 13, No. 12, pp. 1260~1269.
- (4) Watanabe, Sumio and Yoneyama, Masahide, 1992, "An Ultrasonic Visual Sensor for Three-Dimensional Object Recognition Using Neural Networks," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, April, Vol. 8, No. 2, pp. 240~249.
- (5) Hong, Mun Li and Kleeman, Lindsay, 1992, "Analysis of Ultrasonic Differentiation of Three Dimensional Corners, Edges and Planes," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 580~584.
- (6) Akbarally, Huzefa and Kleeman, Lindsay, 1995, "A Sonar Sensor for Accurate 3D Target Localization and Classification," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 3003~3008.
- (7) Dror, Itiel E., Zagaeski, Mark and Moss, Cynthia F., 1995, "Three-Dimensional Target Recognition via Sonar : A Neural Network Model," *Neural Networks*, Vol. 8, No. 1, pp. 149~160.
- (8) 이원, 윤인식, 유영철, 정의섭, 1997, "신경회로망을 이용한 초음파에코의 예측 및 평가," 대한기계학회논문집, A권 제21권 제4호, pp. 586~595.
- (9) Song, Kai-Tai and Tang, Wen-Hui, 1996, "Environment Perception for a Mobile Robot Using Double Ultrasonic Sensors and a CCD Camera," *IEEE Trans. on Industrial electronics*, June, Vol. 43, No. 3, pp. 372~379.
- (10) Ko, Joong Hyup, Kim, Wan Joo and Chung, Myung Jin, 1996, "A Method of Acoustic Landmark Extraction for Mobile Robot Navigation," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 12, No. 3, pp. 478~485.
- (11) Dror, Itiel E., Florer, Faith L., Danmien, Rios and Zagaeski, Mark, 1996, "Using Artificial Bat Sonar Neural Networks for Complex Pattern Recognition : Recognizing Faces and The Speed of a Moving Target," *Biol. Cybern.*, No. 74, pp. 331~338.
- (12) 한영준, 한현수, 1998, "2쌍의 초음파센서를 이용한 측정면의 위치 측정 및 종류 분류 기법," 한국 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제4권, 제6호, pp. 747~752.
- (13) Pao, Y. H., 1989, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Addison-Wesley Publishing Company.
- (14) Kang, E. S. and Cho, H. S., 1995, "Vibratory Assembly of Prismatic Parts Using Neural Network-Based Positioning Error Estimation," *Robotica*, Vol. 13, No. 2, pp. 185~193.
- (15) 박강, 1999, "인공신경망을 이용한 삼차원 물체의 인식과 정확한 자세계산," 대한기계학회논문집, A권 제23권 제11호, pp. 1929~1939.