

## 초음파 센서를 이용한 물체 인식 시스템에 관한 연구

( A Study on System of Object Recognition Using Ultrasonic Sensor )

조현철\* · 아기성\*\*

(Hyun-Chul Cho · Kee-Seong Lee)

### 요 약

본 연구에서는 초음파 센서에 의해 물체정보를 획득하고 불변모멘트 벡터를 이용하여 이동 및 회전에 불변하는 물체특징점을 추출한다. 그리고 이를 SOFM(Self-Organizing Feature Map) 신경회로망의 입력데이터로 사용하여 물체의 이동 및 회전에 무관한 물체인식 시스템을 제안하였다. 또한 SOFM 신경회로망의 출력 neuron space 크기 및 반복학습회수와 물체인식률과의 관계를 실험하였다. 출력 neuron space와 반복학습회수를 각각  $4 \times 4 \sim 10 \times 10$ 까지, 10~50회까지 변화시켜 물체인식을 실험한 결과 물체인식률은 동일한 값인 92.3[%]를 나타내었다.

### Abstract

In this study, system of object recognition independent of translation and rotation using ultrasonic sensor and neural network is presented. The object recognition rate is 92.3[%] in spite of changing output neuron space size of SOFM neural network from  $4 \times 4$  to  $10 \times 10$  and iteration from 10 to 50. The experimental results show that the proposed system of object recognition can be applied to the object recognition field of intelligent robot.

### 1. 서 론

물체인식에는 센서에서 물체까지의 거리정보를 이용하는데, 거리정보 추출에는 CCD 카메라, 레이더

거리센서 및 초음파 센서를 이용하는 방법 등이 제안되고 있으나 사용환경에 따라 능률은 달라진다. CCD 카메라는 빛의 방향과 양에 영향을 받으므로 어두운 환경에서의 물체인식은 어렵다.

\*정회원 : 경북전문대학 전자과 조교수  
\*\*정회원 : 흥익대학교 전자전기공학부 부교수

접수일자 : 1998. 3. 11.

그리고 레이더 거리센서는 전자파의 전파속도가 너무 빨라 근접한 물체의 거리정보 검출이 어렵고 유리와 같은 투명물체에는 전자파가 투과함으로 인해 검출이 불가능하다. 이에 반해 초음파 센서는 음파의 비행시간을 이용하기 때문에 검출물체의 제한이 없으며, 빛의 방향과 양에 무관하여 카메라 사용이 적합하지 못한 환경에서도 물체인식이 가능하다. 또한 초음파 센서로부터 획득된 물체정보는 센서에서 물체표면까지의 거리정보를 포함하고 있으며 처리과정이 간단하다는 등의 여러 장점이 있어 로봇 주행 등에 적용되고 있다.[1, 2]

한편 신경회로망은 학습에 의한 정보획득과 정보의 분산표현을 특징으로 하는 휴먼인터페이스 기법의 하나로서 물체인식에 많이 이용되는데, 학습방법에 따라 지도학습(supervised learning)과 자율학습(unsupervised learning)신경회로망으로 크게 분류된다.

지도학습 신경회로망은 입력값과 목표값을 함께 입력받아 학습함으로써 데이터 처리시간이 길며, 데이터 분포특성에 따라 뉴런층의 수를 증가시켜야 하는 등의 단점이 있으나 자율학습 신경회로망은 목표값없이 입력 데이터만을 가지고 스스로 학습함으로써 처리시간이 비교적 단축된다. 신경회로망과 연계된 3차원 물체인식은 특히 지능로봇 분야에서는 물체의 이동 및 회전에 무관한 융통성 있는 물체인식 시스템을 요구하고 있으며, 초음파 센서와 자율학습 신경회로망을 이용한 3차원 물체인식에 관한 연구가 진행되고 있다.[3, 4] 초음파 센서배열에 의해 획득된 물체정보를 직접 신경회로망의 입력데이터로 사용하여 물체를 인식하는 방법[3]은 고정된 물체를 대상으로 하고 있으며, SCL(Simple Competitive Learning) 신경회로망을 이용한 물체인식 방법[4]은 물체의 이동에 관계없이 물체를 인식하고 있다. 그러나 이들은 신경회로망의 출력 neuron space의 크기와 물체인식률과의 관계 연구가 이루어지지 않음으로써 융통성 있는 물체 인식 시스템을 구성하지 못하고 있다.

본 연구에서는 물체의 이동 및 회전에 무관한 물체인식을 위하여 초음파 센서를 통해 획득된 물체정보를 불변모멘트 기법을 이용하여 물체의 특징점을

추출하고 이를 SOFM 신경회로망의 입력데이터로 사용한다. 그리고 SOFM 신경회로망의 출력 neuron space 크기 및 반복학습 회수와 물체인식률과의 관계를 검토함으로써 물체의 이동 및 회전에 무관한 융통성 있는 최적의 물체인식 시스템을 제안하고, 그 유용성을 실험을 통해 확인하였다.

## 2. 물체 인식 시스템

본 연구의 물체 인식 시스템은 초음파 센서에 의한 3차원 물체정보를 획득하기 위한 하드웨어부와 획득된 물체정보를 처리하기 위한 불변모멘트 벡터 및 신경회로망으로 구성하였다. 하드웨어부는 센서의 다중반사와 간섭을 줄이고 실험환경의 온도변화 등 외란에 따른 오차를 보정하면서 3차원 물체정보를 획득한다. 즉 센서의 초음파 송수신으로 획득된 16bit 크기의 거리정보와 센서 배열 및 이동으로 획득된 위치정보인 3차원 물체정보를 128(16×8)개 획득한다. 그리고 이를 외부 메모리 8KB SRAM에 저장한다. 물체의 이동 및 회전에 무관한 물체인식을 위해 외부메모리에 저장된 물체정보를 이용하여 물체의 특징점을 불변모멘트 벡터로써 추출한다. SOFM 신경회로망은 이 정보를 이용하여 물체를 패턴별로 분류하고 인식하는데, 그림 1은 시스템의 블록다이어그램을 나타낸다.

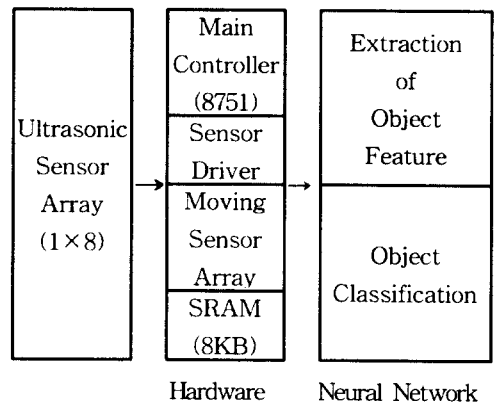


그림 1. 물체인식 시스템의 블록다이어그램  
Fig. 1. Block diagram of object recognition system

### 2.1 하드웨어부

하드웨어부는 3차원 물체정보를 획득하기 위해 초음파센서 배열판 이동부와 센서 구동부 및 제어부로 구성하였다. 8개의 초음파 센서를 센서 중심을 기준으로 5[cm]간격으로 일렬로 배열한 센서 배열판을 1 step을 2.5[cm]로 하는 스텝모터를 이용하여 16 step 이동시켜 한 픽셀의 크기가 x축으로 5[cm], y축으로 2.5[cm], z축으로 0.635[cm][5] 16×8 픽셀의 물체정보를 획득하도록 구성하였다. 초음파 센서로는 지름이 3.85[cm], 인가전압의 peak-to-peak 값은 380[V], 송수신 주파수는 50[KHz]인 Polaroid 사의 Electrostatic Transducer[5]를 사용하였다. 센서 구동부는 초음파의 송·수신을 담당하며 물체로부터 반사된 echo신호를 수신하고 이를 증폭하여 노이즈를 필터링한 후 디지털 신호로 변환하여 거리정보를 검출한다. 거리정보 검출 방법으로는 처리시간이 빠르고 신뢰성이 높은 one-pulse echo mode를 이용하였다. 8751 마이크로콘트롤러로 구성된 제어부는 센서 간의 다중반사와 간섭을 줄이기 위해 독립적으로 센서를 구동시키고, 센서들의 송·수신 시간을 제어하며 측정물체의 기준평면 및 온도변화 등의 외란에 의한 측정거리 오차를 보정한 거리정보를 PC로 전송한다.

### 2.2 불변모멘트 벡터

물체의 이동 및 회전에 관계없이 물체를 인식하기 위해서는 물체의 특징점을 추출해야 하는데, 본 연구에서는 이를 위해 컴퓨터 비전 기법인 불변모멘트 벡터를 이용하였다.

M.K. Hu[7]는 물체의 중심과 중심모멘트를 이용하여 물체의 이동, 크기 및 회전에 무관한 물체의 특징점이 되는 불변모멘트를 식 (1)~(7)과 같이 정의하였다.

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \tag{1}$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \tag{2}$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \tag{3}$$

$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \tag{4}$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03}) \tag{5}$$

$$(\eta_{21} + \eta_{03}) \cdot [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \tag{6}$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \tag{7}$$

$$\phi_7 = 3(\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \cdot [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \tag{8}$$

여기서  $\eta_{pq}$ ( $p+q=2, 3, 4 \dots$ )는 중심모멘트를 정규화한 모멘트이다.

### 2.3 SOFM 신경회로망

물체의 특징점인 불변모멘트 벡터를 이용하여 물체를 분류하고 인식하는데 사용된 SOFM 신경회로망[3, 8]은 인간의 두뇌구조를 모델링한 것으로서 자율학습의 대표적인 신경회로망이다. 이는 각 뉴런이 다른 뉴런들 사이에서 자기조직에 의한 유클리드 거리에 따른 조직적인 지도를 형성하는 학습알고리즘을 가진다. 즉 승자뉴런과 위상적으로 이웃한 뉴런들을 함께 학습시켜 비슷한 입력패턴들을 인접한 출력뉴런들 사이의 기하학적인 관계로서 형성하게 된다.

승자뉴런은 입력벡터와 연결강도 벡터 사이의 유사도(similarity measures)를 기초로 하여 결정되는데, 승자뉴런을 결정하는 방법은 식 (8)의 유클리드 거리를 이용한다.

$$d[x, w_{j(c)}(t)] = \min_{1 \leq j \leq M} \{ d[x - w_j(t)] \} \tag{8}$$

출력뉴런들 중에서 식 (8)로 정의되는 최소거리  $d$ 를 가지는 뉴런  $j$ 를 승자뉴런  $j(c)$ 로 결정하며, 여기서  $x$ 는 입력벡터,  $w_j$ 는 출력뉴런  $j$ 의 연결강도 벡터,  $M$ 은 출력뉴런들의 수를 표시한다.

이 신경회로망의 학습알고리즘은 승자뉴런만의 연결강도를 update 하는 것이 아니라 물리적으로 승자 뉴런 주위 이웃 환경내의 모든 뉴런들의 연결강도까지 update 수행과정에 포함시킨다.

그림 2는 승자뉴런의 기하학적 이웃관계의 예를 나타낸 것인데,  $N_j(t)$ 는 시간  $t$ 에서 승자뉴런

$j(c)$ 의 이웃뉴런들의 집합을 의미하며 학습규칙은 식 (9) 및 (10)과 같다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(t) \cdot N_j(t) \cdot [x_i(t) - w_{ij}(t)], \quad j \in N_{j(c)}(t) \quad (9)$$

$$\alpha(t) = 0.9(1 - \frac{t}{\text{Number of Iterations}}) \quad (10)$$

여기서  $w_{ij}(t)$ 는 시간  $t$ 에서 입력뉴런  $i$ 와 출력 뉴런  $j$ 사이의 연결강도벡터,  $x_i(t)$ 는 시간  $t$ 에서의 입력벡터,  $N_{j(c)}(t)$ 는 승자뉴런  $j(c)$ 의 이웃 뉴런 반경,  $\alpha(t)$ 는 0~1사이의 값을 가지는 학습률을 나타낸다.

승자뉴런의 이웃반경  $N_{j(c)}(t)$ 는 그림 2에서 보듯이 시간에 따라  $N_j=3$ 에서 0으로 서서히 줄어든다. 학습의 처음단계에서는 모든 뉴런들이 포함될 수 있으며 각각의 패턴에 대해 거의 모든 뉴런이 학습하게 된다. 그러나 학습이 진행됨에 따라 이웃반경은 서서히 줄어들고 최종적으로는 승자뉴런만의 연결강도를 조정하게 된다.

SOFM 신경회로망은 2층 구조로서 입력층과 경쟁층으로 이루어지며, 모든 연결은 입력층에서 경쟁층 방향으로 되어 있고 경쟁층은 완전연결(fully connected)되어 있다. 또한 경쟁층은 격자 구조형으로서 2차원 격자구조인 경우에는 출력 neuron space는  $N \times N$  정방형으로, 입력벡터는  $V$ 차원으로 구성한다.

### 3. 실험

물체인식 시스템의 하드웨어부에 의해 획득된 3차원 물체정보에서  $x, y$ 좌표값은 초음파 센서 배열상의 고정된 값이므로 초음파 센서는 직진성만을 가진다고 가정하여 측정 범위에서 벗어난 물체의 거리정보

들은 제거하였다.

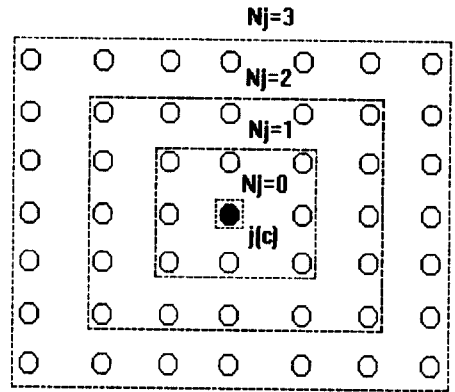


그림 2. 승자뉴런의 위상적 이웃관계  
Fig. 2. Topological neighborhood around winning neuron

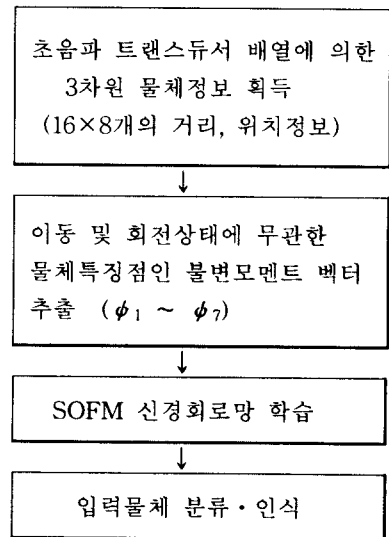


그림 3. 제안한 물체인식 과정  
Fig. 3. The proposed object recognition method

또한 획득된 물체의 거리정보에는 바닥면의 굴곡이나 센서배열장치의 휨 정도에 따른 오차를 포함하고 있기 때문에 이를 보정하고 물체정보를 일정한 픽셀

초음파 센서를 이용한 물체 인식 시스템에 관한 연구

로 전처리하였다. 물체의 이동 및 회전에 불변하는 물체의 특징점인 불변모멘트 벡터를 구하고 이를 신경회로망의 학습데이터로 이용하는데, 그림 3은 본 연구에서 제안한 물체인식의 과정을 나타낸다.

본 연구에서 제안한 융통성 있는 물체 인식 시스템의 유용성을 실험으로 확인하기 위해 정사각기둥[cm](W6.3×L6.3×H1.5), 직사각기둥[cm](W7×L11×H1.5), 원통[cm](D7.5×H1.5) 및 정삼각기둥[cm](L7×H1.5)인 4개의 물체를 인식실험 물체로 사용하였고, 실험물체의 이동 및 회전 패턴은 표 1과 같다.

표 1. 실험물체의 이동 및 회전 패턴  
Table 1. Translation and rotation patterns of the experimental objects

변위 실험 물체	기준 점	위 치 이 동				회 전(°)		
		좌 2cm	우 2cm	상 2cm	하 2cm	45	90	135
정사각 기둥	○	○	○	○	○	×	×	
직사각 기둥	○	○	○	○	○	○	○	
원통	○	○	○	○	○	×	×	
정삼각 기둥	○	○	○	○	○	○	×	

( ○ : 패턴 유, × : 패턴 무)

표 1과 같이 정사각기둥은 6개, 직사각기둥은 8개, 원통은 5개 및 정삼각기둥은 7개 패턴으로 총 26개의 패턴을 만든다. 그리고 3차원 물체정보 데이터를 패턴당 10개씩 획득하여 정사각기둥 60개, 직사각기둥 80개, 원통 50개, 정삼각기둥 70개의 데이터인 총 260개의 데이터를 불변모멘트 기법에 의해 각각 7개 성분을 갖는 불변모멘트 벡터를 계산하였다. 260개의 불변모멘트 벡터 중에서 156개는 SOFM 신경회로망의 학습데이터로 이용하고, 나머지 104개는 시험을 위해 사용하였다.

SOFM 신경회로망은 4 종류의 물체입력을 분류하기 위해 출력 neuron space를 N×N, 입력벡터 V를 7차원으로 구성하여 반복학습시킨다. 출력 neuron space 크기 및 반복학습 회수와 물체인식률과의 관계를 실험적으로 고찰하기 위해 이 신경회로망의 출력 neuron space 크기를 2×2~10×10까지 변화시켰고, 각 출력 neuron space에서 반복학습 회수도 10~50회 까지 변화시켰다.

4. 실험결과 및 검토

정사각형기둥, 직사각형기둥, 원통형 및 정삼각기둥인 실험물체를 각각 기준 점을 중심으로 위치이동 및 회전시켰을 때 각 물체들에 대한 불변모멘트 벡터  $\phi_1 \sim \phi_7$ 은 표 2~5와 같다.

표 2~5에서 보듯이 위치이동 및 회전된 각 물체에 대한 불변모멘트 벡터들은 실험물체당 일정한 범위내의 값을 가지므로 불변모멘트 벡터는 물체를 구별할 수 있는 특징이 됨을 알 수 있었다. 여기서 각 물체의 패턴별로 모멘트 값이 약간의 차이를 보이는 것은 불변모멘트 기법이 디지털 데이터를 사용하기 때문으로 생각된다.[6]

표 6은 표 2~5의 불변모멘트 벡터를 출력 neuron space가 10×10인 SOFM 신경회로망에 입력하고 10회 반복학습시킨 후 각 실험물체에 대한 인식률을 나타낸 것이다.

표 6. 10회 반복학습 후 물체인식률  
Table 6. Object recognition rates after 10 iterations

인식률 물체	학습데이터		시험데이터	
	데이터수	인식률	데이터수	인식률
정사각기둥	36	94.4%	24	91.7%
직사각기둥	48	95.8%	32	93.8%
원 통	30	93.3%	20	90.0%
정삼각기둥	42	95.2%	28	92.9%

표 2. 정사각기둥 물체의 불변모멘트 벡터  
Table 2. Invariant moment vectors for square block

invariant vector	original	2cm left	2cm right	2cm up	2cm down	45° rotation
$\phi_1$	0.162835	0.162835	0.162835	0.161925	0.162835	0.164352
$\phi_2$	0.000206	0.000206	0.000206	0.000526	0.000206	0.000322
$\phi_3$	0.000078	0.000078	0.000078	0.000016	0.000078	0.0
$\phi_4$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
$\phi_5$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
$\phi_6$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
$\phi_7$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

표 3. 직사각기둥 물체의 불변모멘트 벡터  
Table 3. Invariant moment vectors for rectangular block

invariant vector	original	2cm left	2cm right	2cm up	2cm down	45° rotation	90° rotation	135° rotation
$\phi_1$	0.172389	0.173323	0.172389	0.171476	0.171376	0.173700	0.171376	0.174500
$\phi_2$	0.003017	0.003277	0.003017	0.003080	0.002906	0.004076	0.002906	0.004477
$\phi_3$	0.000032	0.000059	0.000032	0.000007	0.0	0.0	0.0	0.0
$\phi_4$	0.000001	0.000001	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
$\phi_5$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
$\phi_6$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
$\phi_7$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

표 4. 원통형 물체의 불변모멘트 벡터  
Table 4. Invariant moment vectors for cylindrical block

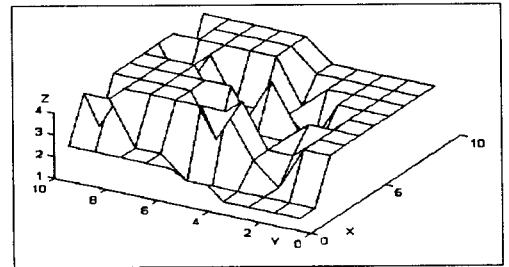
invariant vector	original	2cm left	2cm right	2cm up	2cm down
$\phi_1$	0.157544	0.159568	0.158923	0.158668	0.159246
$\phi_2$	0.0	0.000265	0.000260	0.000108	0.000265
$\phi_3$	0.0	0.000009	0.000011	0.0	0.000076
$\phi_4$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
$\phi_5$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
$\phi_6$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
$\phi_7$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

표 5. 정삼각기둥 물체의 불변모멘트 벡터  
Table 5. Invariant moment vectors for regular triangle block

invariant vector	original	2cm left	2cm right	2cm up	2cm down	45° rotation	90° rotation
$\phi_1$	0.249000	0.225000	0.312500	0.273000	0.249000	0.210648	0.249000
$\phi_2$	0.040401	0.030625	0.097656	0.052929	0.040401	0.018460	0.040401
$\phi_3$	0.001558	0.0	0.0	0.002898	0.001558	0.000826	0.001558
$\phi_4$	0.000124	0.0	0.0	0.001311	0.000124	0.000216	0.000124
$\phi_5$	0.0	0.0	0.0	0.000003	0.0	0.0	0.0
$\phi_6$	0.000025	0.0	0.0	0.000286	0.000025	0.000022	0.00025
$\phi_7$	0.0	0.0	0.0	0.000001	0.0	0.0	0.0

전체적인 물체인식률은 학습데이터인 경우에는 94.9(%), 시험데이터는 92.3(%),로서 물체의 위치이동 및 회전된 상태에 관계없이 동일물체로 인식하는 비교적 높은 인식률을 보였다.

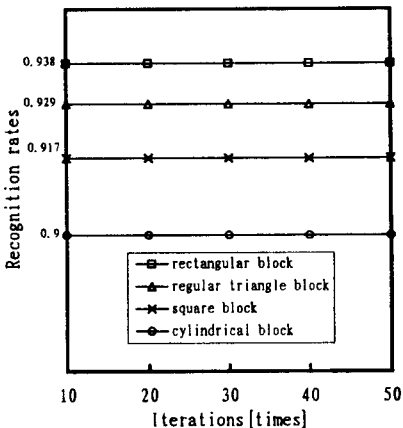
그림 4(a)는 출력 neuron space 10×10인 SOFM 신경 회로망에서 반복학습 회수를 10~50회까지 변화시켰을 때 시험데이터에 대한 각 물체의 인식률을 나타낸 것으로서, 반복학습 회수를 변화시켜도 물체인식률은 표 6과 동일한 값을 나타내었다. 그리고 그림 4(b)는 이 신경회로망의 10회 반복학습 후 신경회로망의 물체분류지도를 나타낸 것이다. 여기서 x, y축은 출력 neuron space 10×10을 나타내고, z축에서 1은 분류된 정삼각기둥, 2는 직사각기둥, 3은 원통 및 4는 정삼각기둥 물체패턴을 나타낸다.



(b)

그림 4. (a). 출력 neuron space 10×10인 SOFM 신경 회로망에서 시험데이터에 대한 반복학습 회수 변화에 따른 물체인식률  
(b). 시험데이터에 대한 10회 반복학습 후 출력 neuron space 10×10인 SOFM 신경회로망의 물체분류지도

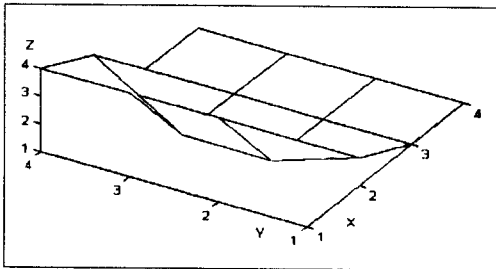
Fig. 4. (a). Object recognition rates for testing data as a function of iteration  
(b). Map of SOFM neural network with 10×10 neuron space after 10 iterations



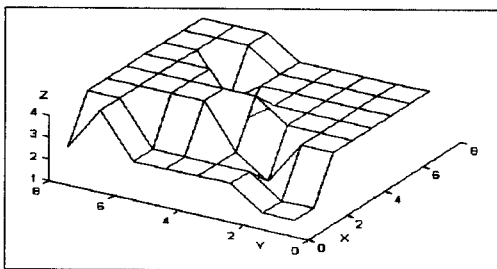
(a)

그림 5의 (a), (b), (c)는 각각 출력 neuron space가 4×4, 6×6, 8×8에서 10회 반복학습 후 신경회로망의 물체분류지도를 나타낸 것이다. 여기서 x, y와 z축의 눈금 1, 2, 3, 4의 의미는 그림 4(b)에서와 같다. 그리고 그림 5의 각 출력 neuron space에서 반복학습 회수 변화에 따른 전(全) 시험데이터에 대한 물체인식률은 그림 6에서 보는 바와 같이 출력 neuron

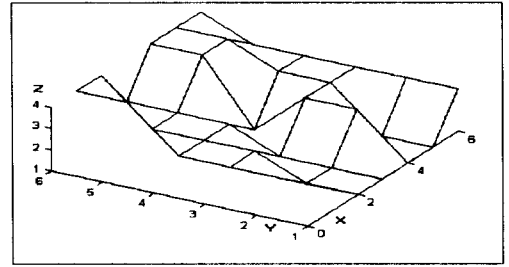
space의 변화와는 무관하였다. 즉, SOFM신경회로망의 출력 neuron space를 4×4, 6×6, 8×8, 10×10으로 변화시켰고 또한 각 출력 neuron space에서 반복 학습 회수를 10~50회 까지 변화시켜도 물체인식률은 2×2 neuron space를 제외하고는 출력 neuron space 및 반복학습 회수에 관계없이 모두 표 6과 동일한 값을 나타내었다. 여기서 92.3%는 전(全)시험데이터에 대한 물체인식률을 나타낸다. 출력 neuron space가 2×2인 경우에는 반복학습 회수를 10~500회까지 변화시켜 인식률의 변화를 실험하였으나 물체의 인식은 어려웠는데, 이는 입력데이터 분포와 출력 neuron space 크기의 불일치에 기인하는 것으로 생각된다.



(a)



(b)



(c)

그림 5. 시험데이터 10회 반복학습 후 다른 출력 neuron space를 가진 SOFM 신경회로망의 물체분류지도  
(a) neuron space 4×4  
(b) neuron space 6×6  
(c) neuron space 8×8

Fig. 5. Map of SOFM neural network with different output neuron space after 10 iterations of testing data.

- (a) neuron space 4×4
- (b) neuron space 6×6
- (c) neuron space 8×8

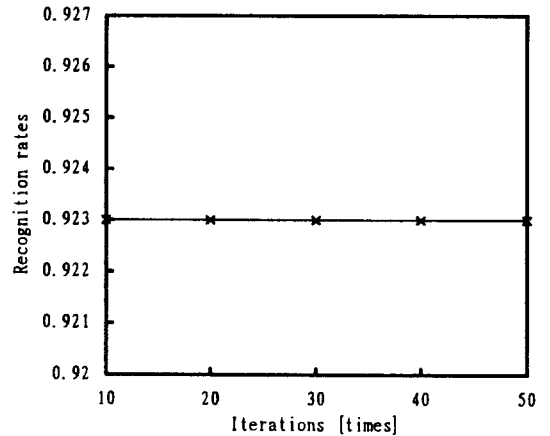


그림 6. 출력 neuron space가 4×4, 6×6, 8×8, 10×10인 각각의 SOFM 신경회로망에서 전(全)시험데이터에 대한 반복학습 회수 변화에 따른 물체 인식률

Fig. 6. Object recognition rates for total testing data as a function of iteration in each SOFM neural network with 4×4, 6×6, 8×8 and 10×10 output neuron space



## 5. 결 론

본 연구에서는 물체의 이동 및 회전에 무관한 융통성 있는 물체인식 시스템을 제안하고, 이의 유용성을 확인하기 위해 4개의 물체를 이용하여 인식실험을 하였다. 초음파 센서에 의해 물체정보를 획득하고 불변모멘트 벡터를 이용하여 이동 및 회전에 불변하는 물체의 특징점을 추출한 후 이를 SOFM 신경회로망의 입력데이터로 사용하였다. 또한 SOFM 신경회로망의 출력 neuron space 크기 및 반복학습 회수의 최적화를 위하여 신경회로망의 출력 neuron space 크기 및 반복학습 회수와 물체인식률과의 관계를 실험하였다. 물체의 특징점이 되는 7개의 불변모멘트 벡터를 SOFM 신경회로망의 입력데이터로 사용한 결과 물체의 이동 및 회전에 무관하게 동일 물체로 인식하는 높은 인식률을 나타내었다.

SOFM신경회로망의 출력 neuron space를  $2 \times 2$ 에서  $10 \times 10$ 까지 변화시켜 물체인식을 실험한 결과 물체인식률은  $2 \times 2$  neuron space를 제외하고는 출력 neuron space의 변화에 관계없이 92.3[%]의 동일한 인식률을 나타내었다. 또한 각 출력 neuron space에서 반복학습 회수를 10~50회 까지 변화시켜도 물체인식률은 92.3[%]의 동일한 인식률을 나타내었다.

분류 물체의 수가 4개인 경우에는 SOFM 신경회로망의 출력 neuron space 크기가  $4 \times 4$ 인 경우에도 물체인식이 가능하며, 또한 이 신경회로망의 입력벡터가 7차원인 경우에는 반복학습 회수도 10회이면 물체인식이 가능하였다. 이상의 결과에서 본 연구에서 제안한 물체 인식 시스템은 지능로봇 분야의 물체인식에 응용 가능할 것으로 생각된다.

## 참 고 문 헌

- [1] V. Gabbani, S. Rocchi and V. Vignoli, "Multielement Ultrasonic System for Robotic Navigation", IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 3009-3014, 1995.
- [2] H.M. Li and L. Kleeman, "A Low Sample Rate 3 D Sonar Sensor for Mobile Robots", IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 3015-3020, 1995.
- [3] 이기성, "초음파센서 배열을 이용한 3차원 물체인식과 복원", 대한 전기학회 논문지, 제44권, 제5호, pp.

671-677, 1995.

- [4] 조현철, 이기성, 사공건, "주차관리 시스템 응용을 위한 신경회로망과 연계된 초음파센서의 3차원 물체인식과 복원", 한국조명전기설비학회지, Vol. 10, No. 4, pp. 78-84, 1996.
- [5] Ultrasonic Ranging System Handbook, Polaroidcorporation.
- [6] C. H. Teh and R.T. Chin, "On Digital Approximation of Moment Invariants", Computer Vision, Graphics, and Image Processing 33, pp. 318-326, 1986.
- [7] MK. Hu, "Visual Pattern Recognition by Moment Invariants", IRE Trans. Information Theory, Vol. 8, pp. 179-187, February 1962.
- [8] T.K. Kohonen, "Self-Organization and Associative Memory", Springer Verlag, 1994.

## ◇ 著 者 紹 介 ◇



조 현 철 (趙玄哲)

1961년 11월 19일생. 1985년 동아대학교 공대 전기공학과 졸업. 1992년 동아대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1997년 동아대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 경북전문대학 전자과 조교수.



이 기 성 (李基聖)

1958년 7월 12일생. 1980년 서울대학교 공대 전자공학과 졸업. 1983년 오하이오 주립대학 전기공학과 졸업(석사). 1989년 Purdue대학 전기공학과 졸업(박사). 현재 홍익대학교 공과대학 전자전기공학부 부교수.