

independent of the object translation. The recognition rates for the training and the testing data were 98[%] and 95[%], respectively.

The experimental results have shown that ultrasonic sensor array with the neural networks could be applied for the detection of the automobiles and classification of the automotive kind.

1. 서 론

현대 사회는 인공지능과 멀티미디어로 대표되는 지능화·정보화 시대를 추구하면서 건물의 고층화·광역화 및 환경의 질적 다양화에 따른 종합적이고 유기적인 BA(Building Automation)시스템 도입의 필요성은 더욱 높아지고 있다.

BA의 주차관리 시스템은 엘리베이터 관리시스템과 더불어 쾌적한 빌딩 환경을 확립하고 효율적인 차량 관리를 위한 빌딩 관리시스템으로 주목되고 있으며, 차량감지 방식에는 변조가시광선을 이용하는 방식, 초음파를 이용하는 방식 및 진입로 상에 코일을 설치하고 이의 자기장 변화에 의해 신호를 검출하는 루프코일 시스템 방식이 있다.

초음파 방식은 차량 등 물체검출의 신뢰성이 높아 차량감지 뿐만 아니라 차로 노면 상에 초음파 센서의 설치가 용이하기 때문에 진입한 차량에 대한 주차권 발행의 신호나 차량용 엘리베이터의 호출신호 등에 응용되고 있다.¹⁾

차량 등 물체인식 방법은 카메라의 비전 시스템과 더불어 초음파 센서 등 여러 방법이 제안되어 있으나 사용환경에 따라 능력은 달라지며, 카메라 비전시스템의 경우에는 빛의 영향으로 사용환경에 제한을 받는 등 단점을 가지고 있다.

이에 비하여 초음파 센서 기술은 초음파가 물체에 부딪혔다가 돌아오는 시간의 차이를 이용하므로 지하 주차장 등 카메라 사용이 적합하지 못한 어두운 환경에서도 사용이 가능하고 먼 거리의 물체인식 및 빠른 처리시간 등의 장점이 있어 주차시스템 연구에 이용되고 있다.²⁾

초음파 센서와 유연한 정보처리, 휴먼인터페이스 기법인 신경회로망(neural network)을 이용한 3차원 물체인식에 대한 연구³⁾가 이루어지고 있으나 고정된 물체를 대상으로 하고 있어 위치이동에 관계없이 동일물체로 인식하는 융통성 있

는 차종인식 응용에는 비효율적인 부분이 있다.

Sumio Watanabe 등⁴⁾은 64개의 초음파 센서와 Backpropagation 신경회로망을 이용한 3차원 물체인식을 연구하여 고해상도의 3차원 물체복원에서는 좋은 결과를 얻었으나, 모든 출력 노드에 목표 값을 정해 주어야 하는 지도학습(supervised learning) 계열의 신경회로망을 사용함으로써 처리시간이 길며, 또한 고정된 물체에 한정되어 있다.

본 연구에서는 적은 수의 초음파 센서와 컴퓨터비전 기법인 불변모멘트(invariant moment) 벡터⁵⁾ 및 목표 값이 필요없는 자율학습(unsupervised learning) 계열의 SCL 신경회로망⁶⁾을 이용하여 물체의 위치이동(translation)에 무관한 3차원 물체인식과 SCL수정형 신경회로망⁸⁾을 이용한 고해상도의 3차원 물체복원을 연구함으로써 신경회로망과 연계된 초음파 센서의 주차관리 시스템 응용 가능성에 대하여 검토하였다.

2. 불변모멘트 벡터

초음파 센서에 의해 획득된 물체정보는 온도변화 등에 따른 noise를 포함하고 있어 전처리를 행하고 물체의 특징점을 추출하여 물체를 인식한다. 차량에 대신한 물체의 위치이동에 관계없이 물체를 인식하기 위해서는 물체의 이동에 불변하는 특징점을 추출해야 한다.

M.K. Hu⁹⁾는 이동, 크기 및 회전에 불변하는 특징점 추출을 다음의 2차원 불변모멘트 기법으로 제안하였다.

2차원 밀도분포함수 $f(x, y)$ 에 대한 $p+q$ 차의 모멘트는 다음과 같이 정의된다.

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (1)$$

$$p, q = 0, 1, 2, \dots$$

식 (1)에서 영차 모멘트(zero order moment) m_{00}

는 입력패턴 픽셀의 전체 수를 나타내고, 1차 모멘트 m_{10} , m_{01} 은 중심위치를 표현하며 2차 모멘트 m_{20} , m_{11} , m_{02} 는 패턴의 크기 및 회전에 관한 정보를 포함하고 있다.

입력패턴을 이진수(binary)로 고려하면 $f(x, y)$ 는 이진영상(binary image)함수가 되므로 식 (1)은 식 (2)로 표현되고, 물체 입력패턴의 무게중심 좌표(\bar{x}, \bar{y})는 식 (3)으로 표현된다.

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q dx dy = \sum \sum x^p y^q \quad (2)$$

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (3)$$

식 (2)로 표현된 모멘트의 성분벡터는 입력패턴의 위치이동에 가변적이므로 입력패턴의 무게중심좌표(\bar{x}, \bar{y})를 이용하여 이동에 불변인 중심모멘트(central moment) μ_{pq} 를 구한다.

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q \quad (4)$$

또한 회전(rotation)에 불변인 모멘트는 이동에 불변인 중심모멘트 μ_{pq} 와 크기에 불변인 모멘트의 결합으로 구할 수 있다. 크기에 대해 불변인 모멘트는 중심모멘트 μ_{pq} 를 정규화된 모멘트(normalized moment)로 변환해야 하는데 이를 표현하면 다음과 같다.

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^r}, r = \frac{p+q}{2} + 1, p+q=2, 3, \dots \quad (5)$$

식 (5)를 이용하면 물체영상의 이동 및 크기에 관계없이 동일 물체로 판단할 수 있으며, 2차와 3차 모멘트를 이용하면 입력패턴의 이동, 크기 및 회전에 무관한 7개의 불변모멘트 벡터를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\psi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (6)$$

$$\psi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (7)$$

$$\psi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (8)$$

$$\psi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (9)$$

$$\psi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \cdot [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (10)$$

$$\psi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (11)$$

$$\psi_7 = 3(\eta_{21} - \eta_{30})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) \cdot [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (12)$$

3. 신경회로망

본 연구에서는 적은 수의 초음파 센서를 사용하고, 분류 신경회로망으로는 목표 값을 지정해 줄 필요가 없고 비교적 처리시간이 빠르며 인식률이 좋은 자율학습계열의 SCL 신경회로망을 사용하였다. 또한 고해상도의 3차원 물체복원을 위한 해상도 향상용으로는 SCL수정형 신경회로망을 이용하였다.

3.1 SCL 신경회로망

SCL 신경회로망은 비교적 처리시간이 빠르고 인식률이 좋으며 목표 값을 지정해 줄 필요 없이 자율적으로 학습하는 경쟁학습 알고리즘의 형태로서 입력벡터와 가장 유사한 weight 벡터를 선정하여 자율적으로 학습하는 알고리즘이다.

SCL 신경회로망 알고리즘은 다음과 같으며, $\omega_r(t)$ 는 시간 t에서 r번째 weight 벡터, $\alpha(t)$ 는 학습계수, $V(t)$ 는 시간 t에서의 입력 벡터를 나타낸다.

$$\omega_r(t+1) = \omega_r(t) + \alpha(t)[V(t) - \omega_r(t)] \quad (13)$$

$$\alpha(t) = 0.9 \left(1 - \frac{t}{\text{Number of Iteration}} \right) \quad (14)$$

3.2 SCL 수정형 신경회로망

SCL 수정형 신경회로망은 저해상도인 16×8 픽셀의 원시데이터를 32×32 픽셀의 데이터로 해상도를 향상시키는데 사용된 신경회로망으로서 다음과 같은 학습알고리즘을 가진다.

$$\omega(t+1) = \omega(t) + \alpha(t) \exp \left(\frac{-\|L[\omega'(t)] - L[\omega(t)]\|^2}{\sigma^2(t)} \right) \times [\omega'(t) - \omega(t)] \quad (15)$$

여기서

$\omega'(t)$: 기준 weight 벡터,

$\omega(t+1)$: update 할 weight 벡터,

$L[\omega(t)]$: $\omega(t)$ 의 2차원 index에 의해 구해지
는 입력공간의 위치,
 $\alpha(t)$: 임의의 값에서 0으로 줄어드는 가
변 분산

을 나타낸다.

4. 실험장치 및 방법

4.1 실험장치의 구성

실험장치는 센서 배열판 이동부와 센서 구동부 및 제어부로 구성되는데, 그림 1은 실험장치의 계통도를 나타낸다. 8개의 초음파 센서를 센서 중심을 기준으로 5[cm] 간격으로 일렬로 배열한 센서 배열판을 1step을 2.5[cm]로 하는 스텝모터를 이용하여 16step 이동시켜 한 픽셀의 크기가 x축으로 5[cm], y축으로 2.5[cm], z축으로 0.635[cm]¹⁰⁾인 16×8 픽셀의 물체정보를 획득하도록 구성하였다.

초음파 센서로는 지름이 3.85[cm], 인가전압의 peak-to-peak 값은 380[V], 송수신 주파수는 50[kHz]인 Polaroid사의 Electrostatic Transducer¹⁰⁾를 사용하였다.

센서 구동부는 초음파의 송·수신을 담당하며 물체로부터 반사된 echo신호를 수신하고 이를 증폭하여 noise를 필터링한 후 디지털 신호로 변환

하여 거리정보를 검출한다. 거리정보 검출 방법으로는 처리시간이 빠르고 신뢰성이 높은 one-pulse echo mode를 이용하였다.

8751 마이크로컨트롤러로 구성된 제어부는 센서간의 다중반사와 간섭을 줄이기 위해 독립적으로 센서를 구동시키고, 센서들의 송·수신 시간을 제어하며 측정물체의 기준평면 및 온도변화등의 외란에 의한 측정거리 오차를 보정한 거리정보를 PC로 전송한다.

4.2 실험방법

초음파 센서를 이용한 차종의 인식응용을 위해 인식실험 물체로는 차종에 대신하여 정사각형, 직사각형 및 원통형 물체를 사용하였고, 본 실험의 x, y 좌표 값은 초음파센서 배열상의 고정된 값이므로 초음파 센서는 직진성만을 가진다고 가정하여 측정범위에서 벗어난 물체의 거리정보들은 제거하였다.

초음파는 공기 중에서 감쇠가 일어나고 온도변화에 따라 음파의 전달속도가 변하며, 높은 거리 해상도를 가지고 있어 바닥면의 굴곡이나 센서 배열 장치의 휨 정도에 따라 민감하게 변하므로 실험장치로 부터 획득된 물체의 거리정보는 오차를 수반한다. 센서 제어기는 이러한 오차를 보정하지만 신경회로망 입력전에 신뢰성 높은 거리정보 획득을 위해 한번 더 미세한 보정을 하고 물체정보를 일정한 픽셀로 전처리하였다.

또한 물체의 위치이동에 관계없이 동일물체로 인식하기 위한 물체의 특징점 추출에는 컴퓨터비전 기법인 불변모멘트 벡터를 이용하였다. 전처리된 16×8 픽셀의 물체정보를 이용하여 물체의 불변모멘트 벡터를 구하는데, 표 1은 실험 물체의 크기와 이동패턴을 보여주며 그림 2는 작업영역을 나타낸다.

물체당 5개의 패턴과 50개의 데이터로 총 15개의 패턴에 대한 150개의 데이터를 각각 식 (6)~식 (12)에 적용시켜 7개의 불변모멘트 벡터를 계산하였다. 계산된 150개 데이터에 대한 불변모멘트 벡터 중에서 90개를 분류 신경회로망인 SCL 신경회로망의 학습(training) 데이터로 이용하였고, 나머지 60개는 시험(testing)을 위해 사용하

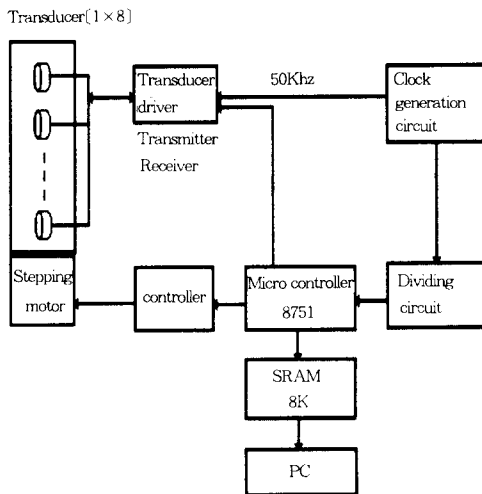


그림 1. 실험장치의 계통도
Fig. 1. Block diagram of experimental system

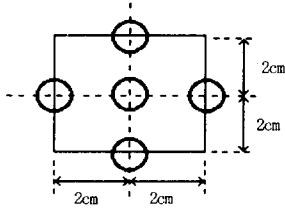


그림 2. 작업 영역
Fig. 2. Workspace

표 1. 실험에 사용된 물체의 크기와 위치이동
Table 1. Size, translation of the used objects

translation object	origi- nal	left 2[cm]	right 2[cm]	up 2[cm]	down 2[cm]
정사각형 [cm] W6.3×L6.3×H1.5	○	○	○	○	○
직사각형 [cm] W7×L11×H1.5	○	○	○	○	○
원통형 [cm] D7.5×H1.5	○	○	○	○	○

(○ : 물체가 이동 패턴이 있음을 나타냄)

였다. SCL 신경회로망은 정사각형, 직사각형 및 원통형 3개의 물체 입력을 분류하기 위해 neuron space를 3×10, 입력 벡터 V를 7차원으로 구성하였으며 50회 반복 학습시켰다.

실험장치로부터 획득되어 전처리된 원시데이터 16×8 픽셀의 3차원 물체정보는 물체의 윤곽은 검출되지만 해상도가 떨어져 물체의 식별이 어렵기 때문에 고해상도의 3차원 물체복원이 필요하다. 16×8 픽셀의 3차원 원시데이터를 1.25 [cm]×1.25[cm]×0.635[cm]를 한 픽셀의 크기로 하는 32×32 픽셀의 고해상도로 향상시키기 위해 원시데이터를 SCL 수정형 신경회로망에 입력하고 30회 반복 학습시켰다.

5. 실험결과

정사각형, 직사각형 및 원통형인 실험물체를 각각 기준점을 중심으로 상, 하, 좌, 우 2[cm] 이동시켰을 때의 불변모멘트 벡터 $\phi_1 \sim \phi_7$ 은 표 2와 같다.

표 2로 부터 각 실험물체의 위치가 변하여도 불변모멘트 벡터는 일정한 값을 유지함을 알 수 있으며, 불변모멘트 벡터는 물체를 구별할 수 있

표 2. 물체의 이동에 대한 불변모멘트 벡터

Table 2. Invariant moment vectors for the translated objects

항목 물체	모 멘트	기준점				
		좌 2cm 이동	우 2cm 이동	상 2cm 이동	하 2cm 이동	
정사 각형	ϕ_1	0.16284	0.16284	0.16284	0.16197	0.16284
	ϕ_2	0.00021	0.00021	0.00021	0.00053	0.00021
	ϕ_3	0.00008	0.00008	0.00008	0.00002	0.00008
	ϕ_4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	ϕ_5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	ϕ_6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	ϕ_7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
직사 각형	ϕ_1	0.17239	0.17332	0.17239	0.17148	0.17138
	ϕ_2	0.00302	0.00328	0.00302	0.00308	0.00210
	ϕ_3	0.00003	0.00006	0.00003	0.00001	0.0
	ϕ_4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	ϕ_5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	ϕ_6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	ϕ_7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
원 통형	ϕ_1	0.15754	0.15957	0.15892	0.15867	0.15925
	ϕ_2	0.0	0.00027	0.00026	0.00011	0.00027
	ϕ_3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.00008
	ϕ_4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	ϕ_5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	ϕ_6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	ϕ_7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

는 특징이 됨을 알 수 있다. 그러나 불변모멘트 기법은 디지털 데이터를 사용하기 때문에 약간의 오차를 가진다.⁵⁾

신경회로망 학습 후 인식율은 학습데이터의 경우는 98[%]이고 시험데이터는 95[%] 이었으며, 오인식의 원인으로는 실험환경의 온도변화에 따른 초음파센서 검출 데이터의 불변모멘트 영향으로 생각된다.

실험장치로부터 획득하여 전처리된 저해상도의 원시데이터 16×8 픽셀의 3차원 물체 윤곽과 신경회로망 학습에 의한 32×32 픽셀의 고해상도 3차원 물체 윤곽 검출의 결과는 그림 3~8과 같다.

그림 3과 4는 기준점에서 왼쪽으로 2[cm] 이동시킨 정사각형의 저, 고해상도 물체윤곽 검출결과를 나타내고, 그림 5와 6은 오른쪽으로 2[cm] 이동시킨 직사각형의 저, 고해상도 물체윤곽을

나타내며 그림 7과 8은 위로 2[cm] 이동시킨 원통형의 저, 고해상도 물체윤곽을 나타내는데, 이를 보면 3차원 물체 윤곽을 뚜렷하게 추출할 수

있음을 알 수 있다.

본 실험에서 고해상도로 복원된 물체가 실제 물체의 크기보다 약간 커진 것과 물체 꼭지점의

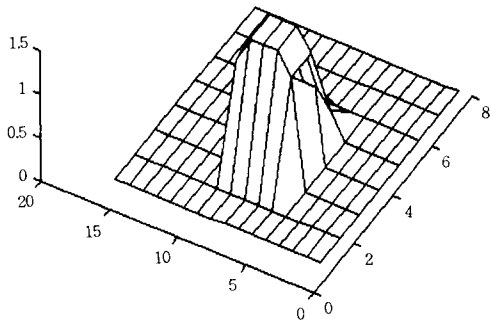


그림 3. 좌 2[cm] 이동된 정사각형 물체의 저해상도 윤곽 추출
Fig. 3. Contour extraction of square object translated left 2[cm]

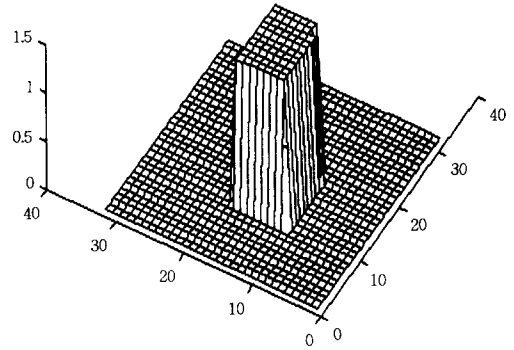


그림 6. 우 2[cm] 이동된 직사각형 물체의 고해상도 복원
Fig. 6. High resolution restoration of rectangular object translated right 2[cm]

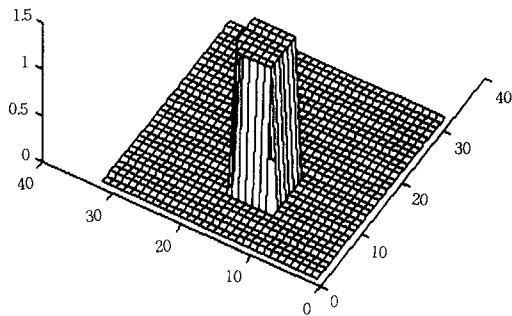


그림 4. 좌 2[cm] 이동된 정사각형 물체의 고해상도 복원
Fig. 4. High resolution restoration of square object translated left 2[cm]

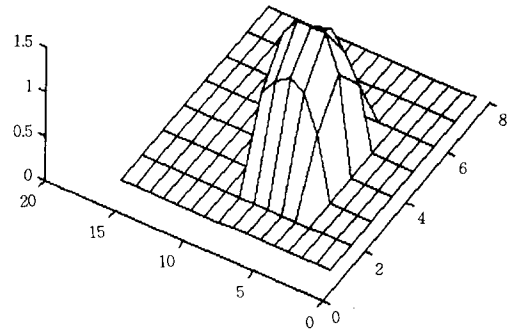


그림 7. 상 2[cm] 이동된 원통형 물체의 저해상도 윤곽 추출
Fig. 7. Contour extraction of cylindrical object translated up 2[cm]

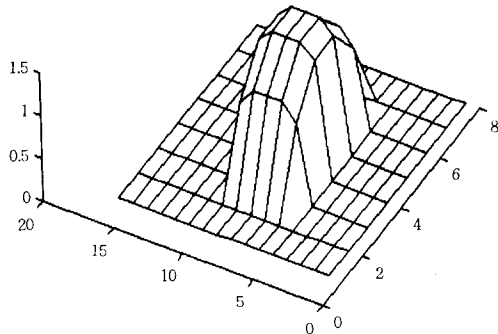


그림 5. 우 2[cm] 이동된 직사각형 물체의 저해상도 윤곽 추출
Fig. 5. Contour extraction of rectangular object translated right 2[cm]

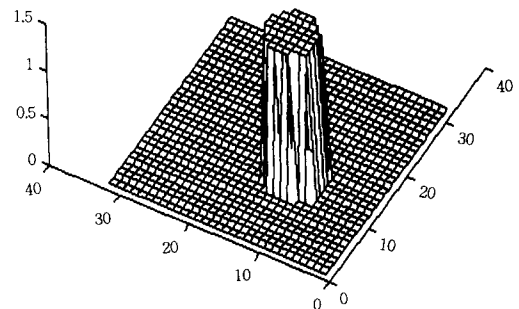


그림 8. 상 2[cm] 이동된 원통형 물체의 고해상도 복원
Fig. 8. High resolution restoration of cylindrical object translated up 2[cm]

검출이 미비함을 알 수 있는데, 이는 검출거리와 사용된 초음파 센서 반경의 불일치와 더불어 직진성이 약한 초음파의 특징에 기인한 것으로 생각된다.

6. 결 론

초음파 센서는 초음파의 비행시간을 이용하므로 빛과는 관계가 없어 지하주차장과 같이 카메라 사용이 적합하지 못한 어두운 환경에서의 물체와 표면의 온도가 높은 물체 및 투명 물체에 대한 인식이 가능하고 신뢰성 높은 거리정보를 검출할 수 있으며, 3차원 물체정보를 복잡한 수학적 해석없이 얻을 수 있어 3차원 물체인식을 쉽게 할 수 있다.

물체인식에 사용된 SCL 신경회로망은 데이터의 분포특성에 따라 히든(hidden)층을 변화시켜야 하는 등의 단점을 가진 Backpropagation 신경회로망에 비해 짧은 학습시간으로도 좋은 인식율을 보여주고 있다. 또한 초음파 센서를 이용한 물체의 위치이동에 무관한 3차원 물체인식을 위해 컴퓨터비전 기법인 불변모멘트 벡터를 적용시켜 봄으로써 컴퓨터비전 대부분의 기법을 초음파 센서에도 적용할 수 있을 것으로 생각이 된다.

초음파 센서는 구동회로가 간단하며 가격면에서 저렴하고 먼 거리의 물체인식도 가능하다는 등 여러 장점이 있어 본 연구의 결과인 신경회로망과 컴퓨터비전 기법을 주차관리 시스템의 차종 인식에 이용한다면 차량의 감지뿐만 아니라 차종의 구분에도 응용 가능할 것으로 생각되며, 이를 위해 여러 물체에 대한 초음파 센서의 3차원 물체인식과 복원에 대한 연구가 더 필요할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

- 1) 김광우, "인텔리전트 빌딩의 BA", 전기학회지, 제43권 10호, pp. 36~49, 1994년 10월.
- 2) 이대근, 김상우, "신경회로망과 초음파센서를 이용한 병행주차 시스템", 95한국자동차 학술회의 논문집, 제1권, pp. 386~pp. 389, 1995년 10월.
- 3) 이기성, "초음파센서 배열을 이용한 3차원 물체인식과 복원", 대한전기학회 논문지, 제44권, 제5호, pp. 671~677, 1995.

- 4) Sumio Watanabe and Masahide Yoneyama, "An Ultrasonic Visual Sensor for Three-Dimensional Object Recognition using Neural Network", IEEE Transaction on Robotics and Automation, Vol. 8, No. 2, pp. 240~249, April 1992.
- 5) C.H. Teh and R.T. Chin, "On Digital Approximation of Moment Invariants", Computer Vision, Graphics, and Image Processing 33, pp. 318~326, 1986.
- 6) R.Y. Wong and E.L. Hall, "Scene Matching with Invariant Moments", Computer Vision, Graphics, and Image Processing 8, pp. 16~24, 1978.
- 7) Judith E. Dayhoff, Neural Network Architectures: An Introduction, Van Nostrand Reinhold, 1990, pp. 96~114.
- 8) 석진원, 조성원, "이진 강화함수와 일정적응 이득을 지닌 Kohonen 신경회로망", 인공지능, 신경망 및 퍼지 시스템 춘계종합학술대회 논문집, pp. 161~165, 1993.
- 9) M.K. Hu, "Visual Pattern Recognition by Moment Invariants", IRE Trans. Information Theory, Vol. 8, pp. 179~187, February 1962.
- 10) Ultrasonic Ranging System Handbook, Polaroid Corporation.

◇ 著者紹介 ◇



조 현 철(趙玄哲)

1961년 11월 19日生. 1985년 東亞大工大 電氣工學科 卒. 1990년 同大學院 電氣工學科 卒(碩士). 1995년 同大學院 博士課程 修了. 現在 慶北專門大學 電子科 助教授



이 기 성(李基聖)

1958년 7월 12日生. 1980년 서울大工大 電子工學科 卒. 1983년 오하이오 주립대학 電氣工學科 卒(碩士). 1989년 Purdue대학 電氣工學科 卒(博士). 現在 弘益大學校 電氣電子工學部 助教授.



사공 건(司空鍵)

1968년 嶺南大 工大 電氣工學科 卒. 1973년 同大學院 電氣工學科 卒(碩士). 1986년 미국 Golden State Univ. (Ph.D). 1983~1985년 The Penn. State Univ.(MRL)Visting Scientist. 1993년 日本東京工業大學 客員研究員. 1994년 The State Univ. of New Jersey 客員研究員. 現在 東亞大學校 電氣工學科 教授.