

초음파센서 배열을 이용한 이동과 회전에 무관한

3차원 물체인식과 복원

조현철<sup>°</sup> · 이기성<sup>\*</sup> · 사공 건<sup>\*\*</sup>

경북전문대학 전자과<sup>°</sup> · 홍익대학교 전자전기공학부<sup>\*</sup> · 동아대학교 전기공학과<sup>\*\*</sup>

3-D Object Recognition and Restoration Independent of the Translation and Rotation Using an Ultrasonic Sensor Array

Hyun-Chul, Cho<sup>°</sup> · Keeseong Lee<sup>\*</sup> · Geon Sa-Gong<sup>\*\*</sup>

<sup>°</sup> Dept. of Electronic Eng., Kyung Pook Junior College.

<sup>\*</sup> School of Electronic and Electrical Eng., Hong-Ik Univ.

<sup>\*\*</sup> Dept. of Electrical Eng., Dong-A Univ.

**Abstract-** 3-D object recognition and restoration independent of the translation and rotation using an ultrasonic sensor array, neural networks and invariant moment are presented. Using invariant moment vectors on the acquired 16×8 pixel data, 3-D objects can be classified by SOFM(Self Organizing Feature Map) neural networks. Invariant moment vectors kept constant independent of the translation and rotation. The experiment result shows the suggested method can be applied to the environment recognition.

1. 서 론

공장자동화 등에서 사용되는 3차원 물체 인식 방법은 카메라의 비전 시스템과 초음파센서 등 여러 가지 방법이 제안되어 있으나 사용환경에 따라 능률은 달라진다. 카메라 비전시스템의 경우 빛의 영향으로 사용환경에 제한을 받으며, 투명물체의 인식은 어렵다. 초음파센서는 음파의 비행시간을 이용하므로 검출 물체의 제한이 없으며 빛의 영향을 받지 않아 카메라 사용이 적합하지 못한 환경에서도 물체인식이 가능하다. 지능로봇 분야의 물체인식은 물체의 위치 이동이나 회전한 경우에도 동일 물체로 인식하는 융통성 있는 인식 시스템을 요구하고 있으나 초음파센서의 3차원 물체인식 연구[1,2]는 고정된 물체에 대한 것으로 한정되어 있어 지능로봇 분야의 응용에는 비효율적인 부분이 있었다.

본 연구에서는 8개의 센서로 구성된 초음파센서 배열과 컴퓨터 비전 기법인 불변 모멘트 벡터[3] 및 SOFM 신경회로망[1]을 이용하여 물체의 평면이동과 회전에 무관한 3차원 물체인식과 SCL 수정형 신경회로망[1]을 이용한 고

해상도의 3차원 물체복원을 연구함으로써 지능로봇의 환경인식 응용 가능성에 대하여 검토하였다.

2. 불변 모멘트 벡터

물체의 평면이동 및 회전에도 무관하게 동일물체로 인식하기 위해서는 물체의 특징점을 추출해야 한다. 이를 위해 컴퓨터 비전기법의 불변 모멘트 벡터를 이용하였다. 일반적으로 입력패턴을 2진수로 고려하면 모멘트는 식(1)과 같다.

$$M_{jk}(s) = \sum_{(x,y) \in S} x^j y^k \quad (1)$$

물체의 이미지인 S의 무게 중심  $(\bar{x}, \bar{y})$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\bar{x} = \frac{M_{10}(S)}{M_{00}(S)}, \quad \bar{y} = \frac{M_{01}(S)}{M_{00}(S)} \quad (2)$$

식(2)의 무게 중심을 사용하여 평면이동에 불변하는 모멘트를 구하면 다음과 같다.

$$\Pi_{jk} = \sum_{(x,y) \in S} (x - \bar{x})^j (y - \bar{y})^k \quad (3)$$

또한 회전에 불변인 모멘트는 식(4)와 같다.

$$\eta_{jk} = \frac{\Pi_{jk}}{\Pi_{00}^\gamma} \quad \text{여기서 } \gamma = \frac{j+k}{2} + 1 \quad (4)$$

이것으로부터 M.K. Hu는 다음의 7가지 Rotation에 불변하는 함수를 정의한다.[3]

$$\begin{aligned} \psi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \psi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \psi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \psi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ \psi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{20} + \eta_{12})^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \cdot \\
& [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
\phi_6 = & (\eta_{20} - \eta_{02}) [( \eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
& + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\
\phi_7 = & 3(\eta_{21} - \eta_{30})(\eta_{30} + \eta_{12}) [( \eta_{30} + \eta_{12})^2 \\
& - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) \cdot \\
& [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (5)
\end{aligned}$$

### 3. 신경회로망

#### 3.1 SOFM 신경회로망

물체분류를 위해 사용된 SOFM 신경회로망은 다음과 같은 학습알고리즘을 가진다.

$$\omega_r(t+1) = \omega_r(t) + \alpha(t) h_n(t) [V(t) - \omega_r(t)] \quad (6)$$

$$\alpha(t) = 0.9 \left( 1 - \frac{t}{\text{Number of iteration}} \right) \quad (7)$$

여기서  $\omega_r(t)$ 는 시간  $t$ 에서  $r$ 번째 weight 벡터,  $\alpha(t)$ 는 학습계수,  $h_n(t)$ 는 근접 상호작용함수,  $V(t)$ 는 시간  $t$ 에서의 입력 벡터를 나타낸다.

#### 3.2 SCL 수정형 신경회로망

SCL수정형 신경회로망은 저해상도인 16×8 픽셀의 원시데이터를 32×32 픽셀의 데이터로 해상도를 향상시키는데 사용된 신경회로망으로 다음과 같은 학습알고리즘을 가진다.

$$\begin{aligned}
\omega(t+1) = & \omega(t) + \epsilon(t) \exp\left( - \frac{|L(\omega'(t)) - L(\omega(t))|^2}{\sigma^2(t)} \right) \\
& \times [\omega'(t) - \omega(t)] \quad (8)
\end{aligned}$$

여기서  $\omega'(t)$ 는 기준 Weight Vector,  $\omega(t+1)$ 는 Update 할 Weight Vector,  $L(\omega(t))$ 는  $\omega(t)$ 의 2차원 Index에 의해 구해지는 입력 공간의 위치,  $\sigma(t)$ 는 임의의 값에서 0으로 줄어드는 가변 분산을 나타낸다.

### 4. 실험장치 및 방법

#### 4.1 실험장치의 구성

실험장치는 Polaroid사의 지름이 3.85cm인 8개의 초음파센서[4]를 센서 중심을 기준으로 5cm간격으로 일렬로 배열한 센서 배열 판을 1 step을 2.5cm로 하는 스텝모터를 이용하여 16 step 이동시켜 한 픽셀의 크기가 x축으로 5cm, y축으로 2.5cm, z축으로 0.635cm인 16×8 픽셀의 물

체 정보를 획득하도록 센서 배열판 이동부와 센서 구동부 및 제어부로 구성하였다.[1]

#### 4.2 실험방법

본 실험의 x, y 좌표 값은 초음파센서 배열상의 고정된 값이므로 초음파 센서는 직진성만을 가진다고 가정하여 측정 범위에서 벗어난 물체의 거리정보들은 제거하였다. 물체의 평면이동 및 회전에 관계없이 동일 물체로 인식하기 위하여 표 1과 같은 시험패턴에 대한 불변모멘트 벡터를 구한다. 정사각형은 6개 패턴, 직사각형은 8개 패턴, 원통형은 5개 패턴으로 총 19개의 패턴을 만들고 정사각형 60개, 직사각형 80개, 원통형 50개 데이터인 총 190개의 데이터를 각각 식(5)에 적용시켜 7개의 불변 모멘트 벡터를 계산하였다. 190개의 데이터에 대한 불변 모멘트 벡터 중에서 110개를 분류신경회로망인 SOFM 신경회로망의 학습데이터로 이용하였고, 나머지 80개는 시험을 위해 사용하였다. SOFM 신경회로망은 정사각형, 직사각형, 원통형 3개의 물체 입력을 분류하기 위해 Neuron Space를 10×10, 입력 벡터  $V$ 를 7차원으로 구성하였으며 50번 반복 학습시켰다.

표 1. 실험물체의 크기와 평면이동 및 회전

Table 1. Size, translation and rotation of the experiment objects

변위 실험물체	기준점	평면이동				회전		
		좌 2cm	우 2cm	상 2cm	하 2cm	45°	90°	135°
정사각형[cm] W6.3×L6.3×H1.5	○	○	○	○	○	×	×	
직사각형 [cm] W7×L11×H1.5	○	○	○	○	○	○	○	
원통 [cm] D7.5×H1.5	○	○	○	○	×	×	×	

(○ : 패턴 유 x: 패턴 무)

16×8 픽셀의 3차원 원시데이터를 1.25cm×1.25cm×0.635cm를 한 픽셀로 하는 32×32 픽셀의 고해상도로 향상시키기 위해 원시데이터를 SCL수정형 신경회로망에 입력하고 30번의 반복 학습시켰다.

#### 5. 실험결과

표 2. 정사각형 물체의 불변 모멘트 벡터

Table 2. Invariant moment vectors of square object

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 2는 정사각형 물체의 위치 및 회전 변화에 따른 불변 모멘트 벡터  $\phi_1 \sim \phi_7$ 의 값으로 기준점 물체의 모멘트 벡터와 잘 일치하며, 불변 모멘트 벡터는 물체를 구별할 수 있는 특징이 됨을 알 수 있다. 불변 모멘트 벡터를 입력으로 사용한 SOFM 신경회로망의 학습 후 인식율은 학습데이터의 경우는 97.3%, 시험데이터는 93.75%로서 물체의 평면이동 및 회전에 관계없이 동일 물체로 인식하였으며, 오인식의 원인으로는 실험환경의 온도변화에 따른 초음파 센서 검출데이터의 불변 모멘트 영향으로 생각된다. 실험장치로부터 획득하여 전처리된 저해상도의 원시데이터 16×8픽셀의 3차원 물체정보를 SCL수정형 신경회로망 학습에 의해 32×32픽셀의 3차원 물체정보로 해상도를 향상시켜 고해상도 물체윤곽을 검출한 결과는 그림 1 - 3과 같다. 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 검출이 미비함을 알 수 있는데, 이는 검출거리와 사용된 초음파 센서 반경의 불일치 및 직진성이 약한 초음파의 특징에 기인된 것으로 생각된다.

## 6. 결 론

본 연구에서는 물체의 평면이동 및 회전에 관계없이 동일물체로 인식하기 위해 7개의 불변 모멘트 벡터를 SOFM 신경회로망의 입력으로 사용하였다. 간단한 입력데이터 처리와 짧은 학습 시간으로도 물체의 평면이동 및 회전변화에 관계없이 동일 물체로 인식하는 높은 인식율을 가지므로 응용성 있는 인식 시스템의 응용 가능성을 보여 주고 있다. 그러나 물체의 에지 검출을 위한 초음파 센서 반경과 검출거리 및 초음파의 직진성 특성에 대한 연구가 더 필요할 것으로 생각된다.

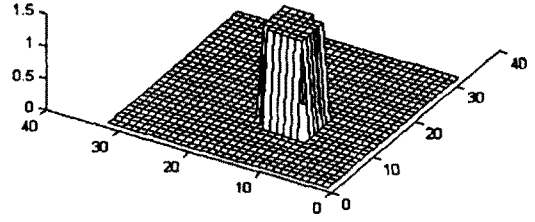


그림 1. 위로 2cm 이동시킨 정사각형의 고해상도 복원  
Fig. 1. High resolution restoration of square object translated up 2cm from original point

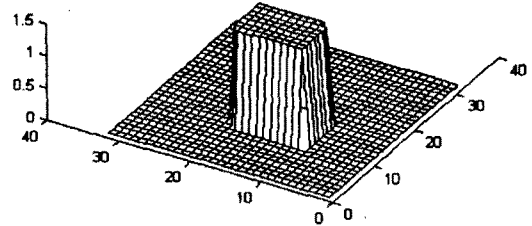


그림 2. 90° 회전시킨 직사각형 물체의 고해상도 복원  
Fig. 2. High resolution restoration of rectangle object rotated 90° at the original point

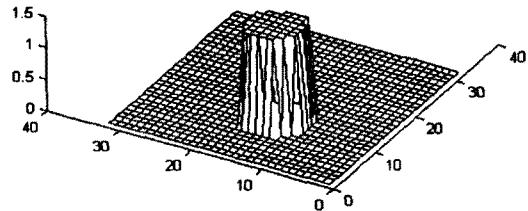


그림 3. 왼쪽으로 2cm 이동시킨 원통형의 고해상도 복원  
Fig. 3. High resolution restoration of cylinder object translated left 2cm from original point

## 참 고 문 헌

- [1] 이기성, "초음파센서 배열을 이용한 3차원 물체인식과 복원", 대한전기학회 논문지, 제44권, 제5호, pp. 671-677, 1995년 5월.
- [2] Sumio Watanabe and Masahide Yoneyama, "An Ultrasonic Visual Sensor for Three-Dimensional Object Recognition using Neural Network", IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol. 8, No. 2, pp. 240-249, April 1992.
- [3] M.K. Hu, "Visual Pattern Recognition by Moment Invariants", IRE Trans. Information Theory, Vol. 8, pp. 179-187, Feb. 1962.
- [4] Ultrasonic Ranging System Handbook, Polaroid Corporation.