

# Fourier Transform을 이용한 3차원 폐곡면 객체의 특징 벡터 추출

## Feature Extraction in 3-Dimensional Object with Closed-surface using Fourier Transform

이 준 복\*, 김 문 화\*, 장 동 식\*

Jun-bog Lee, Mun-hwa Kim, Dong-sik Jang

### 요 약

본 논문은 푸리에 변환을 이용한 3차원 폐곡면 객체의 특징 벡터 추출 기법을 제시한다.

특징 벡터는 3차원극좌표계를 이용하여 폐곡면 객체의 회전각도별 내측거리값을 푸리에 변환을 통해 주파수 영역으로 변환하여 추출한다. 특징 벡터는 폐곡면 표면점과 중심점과의 관계를 나타내는 내측거리값을 활용하므로 위치 이동에 불변이고 내측거리값은 푸리에 변환 전 정규화되기 때문에 크기 변화에 불변이며 푸리에 변환 후 파워 스펙트럼을 적용하여 회전 변화 불변임을 보여주고 있다. 실험 결과 위치 이동, 크기 변화, 회전 변화에 불변임을 알 수 있고 서로 상이한 객체간에 변별력이 있어 객체 고유의 특징 벡터로써 활용이 가능함을 제시한다.

### Abstract

A new method to realize 3-dimensional object pattern recognition system using Fourier-based feature extractor has been proposed.

The procedure to obtain the invariant feature vector is as follows : A closed surface is generated by tracing the surface of object using the 3-dimensional polar coordinate. The centroidal distances between object's geometrical center and each closed surface points are calculated. The distance vector is translation invariant. The distance vector is normalized, so the result is scale invariant. The Fourier spectrum of each normalized distance vector is calculated, and the spectrum is rotation invariant. The Fourier-based feature generating from above procedure completely eliminates the effect of variations in translation, scale, and rotation of 3-dimensional object with closed-surface. The experimental results show that the proposed method has a high accuracy.

**Key words** : Fourier Transform, Feature Extract, Translation Invariant, Scale Invariant, Rotation Invariant

### 1. 서론

현대 산업사회에서 컴퓨터 비전(computer vision) 시스템은 인간의 감각 기능 중의 하나인 시각(vision) 기능에 해당하는 중요한 분야이다. 그 중에서도 많은 연구가 필요한 분야 중의 하나가 패턴 인식(pattern recognition)이라고 할 수 있다[1]. 패턴 인식에서 3차원 객체 혹은 영상 획득 장비가 움직일 경우 위치 이동, 크기 변화 및 회전 변화가 발생하게 되므로 이와 같은 기하학적인 변형에 무관한 객체 인식이 필요하다. 패턴 인식은 다양한 응용 분야를 갖고 있지만, 시스템의 구성은 일반적으로 영상 획득 부분, 영상 처리 부분, 특징 추출 부분, 특징 식별

부분으로 이루어지며 이들 각 분야의 연구는 그 속성상 상호 독립적으로 이루어 질 수 있다[2]. 이 중 특징 추출은 변형에 대하여 안정된 물리량을 추출하는 것으로 정보의 손실 없이 패턴 벡터의 차원을 줄여, 인식에 필요한 시간 및 기억 공간을 줄이는데 그 목적이 있다.

현재까지 2차원 영상에 대해서는 푸리에 변환을 이용한 패턴의 위치 이동, 크기 변화와 회전 변화에 무관한 특징 추출 기법[3] 등 많은 개발과 발전이 있어 왔으나, 3차원 객체에 대한 연구는 웨이블릿 변환을 이용한 얼굴 인식[4] 등 제한적인 3차원 모델에 대한 연구는 진행되고 있다. 본 논문에서는 좀 더 일반적인 3차원 폐곡면 객체에 대한 위치 이동, 크기 변화, 회전 변화등에 불변한 특징 벡터를 추출하는 기법을, II장에서 알고리즘을 적용한 3차원 객체를 2차원화하여 제기한 알고리즘을 III장에서 적용하고자 한다.

\*고려대학교 산업시스템정보공학과

접수 일자 : 2003. 5. 29      수정 완료 : 2003. 7. 24

논문 번호 : 2003-2-11

## II. 2차원에서의 표현

자연 상태의 물체는 물리량이 연속적으로 변하는 아날로그(analogue) 형태이므로 디지털 컴퓨터가 인식하는데는 제한이 있다. 따라서 아날로그 객체를 디지털 객체로 변환시키는 것이 필요한데, 이는 거리 영상을 통해 획득하게 된다. 획득된 디지털 객체는 특정한 응용 목적에 맞도록 평활화(smoothing), 예리화(sharpening) 등의 전처리 과정을 거쳐 폐곡면을 추출하게 된다. 디지털 객체에서 폐곡면을 추출하는 이유는 변환된 디지털 객체 자체를 모두 표현하는데는 많은 데이터가 필요하게 되므로 일정 간격으로 표본을 추출하여 객체 정보를 효과적으로 표현하고자 함이며 이러한 과정을 통해 폐곡면 정보를 획득, 표현하게 된다[2]. 그림1은 이러한 절차를 보여준다.

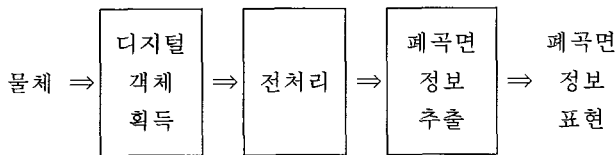


그림 1. 폐곡면 정보 획득 절차

Fig. 1. Process acquiring information of the closed-surface

디지털 객체 획득과 전처리 과정은 컴퓨터로 쉽게 구현될 수 있다. 그러나 폐곡면 정보 추출 및 표현은 표본 결정 및 추출, 표현 방법에 따라 상이하게 되므로 3차원좌표계를 이용하여 폐곡면 정보 중의 하나인 폐곡면의 중심점과 표면점과의 거리값(이하 내측거리값)을 추출하여 하나의 2차원 영상(이하 내측거리영상)으로 객체 정보를 표현하고자 한다.

### 1. 폐곡면 정보 추출

3차원좌표에서 임의의 점은 원점으로부터의 거리( $r$ )와 두 개의 각도 정보( $\alpha, \beta$ )로 표현되는데 원점을 폐곡면의 중심점에 위치시키면, 폐곡면 정보는 중심점을 중심으로 객체의  $P(r, \alpha, \beta)$ 을 구해 재구성함으로써 획득할 수 있다. 이 때 객체의 회전 여부를 표시하게 될 새로운 좌표축이 필요하게 된다. 즉 측정의 기준이 될 하나의 좌표계(주좌표계)와 변형의 하나인 객체의 회전을 표현할 좌표계(객체좌표계)가 필요하게 되므로 그림2와 같이 객체좌표계의 좌표축을  $X'Y'Z'$ 축이라고 정하고  $Z'$ 축을 중심축이라고 정하면 중심축의 회전에 따라 객체의 회전을 표현할 수 있게 된다. 객체좌표계의 중심축이 회전하면서 주좌표계 대비 회전량, 즉 객체의 회전여부를 표시할 수 있게 되는 것이다.

중심축은 객체의 회전여부를 표시하기 위해 선정되는 것이므로 임의로 선정가능하기 때문에 본 논문에서는 객체의 중심점(원점)과, 이 중심점을 지나는 직선 중 객체와 만나는 최원거리점을 지나는 직선으로 정한다.

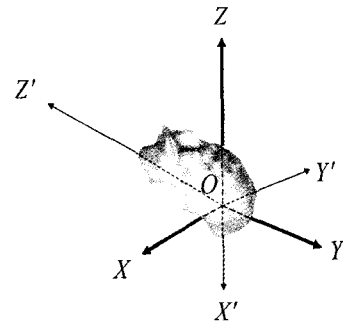


그림 2. 주좌표계와 객체좌표계  
Fig. 2. Main-coordinate system and sub-coordinate system

객체가 회전을 포함한 어떠한 변형도 이루어지지 않았다면  $Z$ 축과  $Z'$ 축은 일치하게 되므로,  $\alpha$ 와  $\beta$ 가 각각 일정 간격의 각도로 변화하고 객체의 내측거리값을  $r_{\alpha, \beta}$ 이라고 할 때 폐곡면은 다음 식(1)과 같이 각각의 점  $P$ 의 합으로 표현할 수 있다.

$$\sum_{j=0}^{N-\Delta\beta} \sum_{\alpha=0}^{M-\Delta\alpha} P(r_{\alpha, \beta}, \alpha, \beta) \tag{1}$$

만약 객체가 회전 변화를 가진다면 이는 중심축의 회전과 동일하므로 내측거리값은 중심축의  $X$ 축,  $Y$ 축,  $Z$ 축 기준으로 임의의 각도 회전을 통하여 구할 수 있다.

### 2. 폐곡면 정보 표현

내측거리값을 3차원좌표상에 도식하면 폐곡면을 얻을 수 있지만 특징 벡터의 크기를 줄이고 표현을 효율적이고 용이하게 하기 위해서 2차원 정보로 표현하고자  $X$ 축은 각도  $\alpha$ 값을,  $Y$ 축은 각도  $\beta$ 값을 나타내는 행렬로 표현하면  $\Delta\alpha$ 와  $\Delta\beta$ 의 값에 따라, 크기가  $M \times N$ 이고 원소가  $r_{\alpha, \beta}$ 인 행렬로 나타낼 수 있다. 다음 식(2)는 각도의 간격을 각각  $\Delta\alpha, \Delta\beta$ 로 했을 때 내측거리값을  $M \times N$ 행렬로 표현한 것이다.

$$f(\alpha, \beta) =$$

$$\begin{bmatrix} (0, 0) & (0, \Delta\beta) & \dots & (0, N - \Delta\beta) \\ (\Delta\alpha, 0) & (\Delta\alpha, \Delta\beta) & \dots & (\Delta\alpha, N - \Delta\beta) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (M - \Delta\alpha, 0) & (M - \Delta\alpha, \Delta\beta) & \dots & (M - \Delta\alpha, N - \Delta\beta) \end{bmatrix} \tag{2}$$

따라서, 디지털 영상(digital image)을  $x$ 와  $y$ 가 평면좌표를 이루고, 임의의 좌표  $(x, y)$ 에서  $f$ 의 크기를 그 점에서의 강도(intensity) 또는 그레이 레벨(gray level)이라고 부를 수 있는 2차원 함수  $f(x, y)$ 로 정의할 때[5], 행렬  $f(\alpha, \beta)$ 는 크기가  $M \times N$ 인 영상으로 샘플링(sampling)된

어진 것으로 볼 수 있다. 또한  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 정수로 표현되므로  $(\alpha, \beta) = (x, y) = (0, 0)$ 인 평면좌표계로 해석하면  $r_{0,0}$ 은 원점(0,0)에서의 값,  $r_{\Delta\alpha,0}$ 은  $(1,0)$ 에서의 값 등을 나타낸다. 따라서 행렬  $f(\alpha, \beta)$ 는 식(3)과 같이 평면좌표계  $f(x, y)$ 상으로 나타낼 수 있다.

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix} \quad (3)$$

식(3)의 우변은 디지털 영상의 정의와 동일하므로 행렬의 각 원소는 영상의 원소(pixel)로 해석할 수 있다.

그러므로 폐곡면을 크기  $M \times N$ 영상으로서의 표현이 가능하므로 원소를 그레이 레벨값으로 표현하면 식(4)와 같은 영상으로 나타낼 수 있다.

$$f(x, y) = \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{M-1} r_{x,y} \quad (4)$$

### III 불변 특징 벡터 추출

#### 1. 변형 불변 정의

위치 이동의 경우 패턴 구성 요소 점  $P(r_{\alpha,\beta}, \alpha, \beta)$ 를 이동 연산자  $T$ 에 의해  $(dr_{\alpha,\beta}, d\alpha, d\beta)$ 만큼 위치 이동시킨 점  $P'(r_{\alpha,\beta}', \alpha', \beta')$ 을 행렬식으로 표현하고 연산자와의 관계를 나타내면 식(5)와 같다.

$$\begin{bmatrix} r_{\alpha,\beta}' \\ \alpha' \\ \beta' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & dr_{\alpha,\beta} \\ 0 & 1 & 0 & d\alpha \\ 0 & 0 & 1 & d\beta \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{\alpha,\beta} \\ \alpha \\ \beta \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$P' = T_a \cdot P$$

크기 변화의 경우는 패턴을 구성하는 점  $P(r_{\alpha,\beta}, \alpha, \beta)$ 를 크기 연산자  $S$ 에 의해  $a$ 만큼 확대 또는 축소된 점  $P'(r_{\alpha,\beta}', \alpha', \beta')$ 의 행렬식과 연산 관계는 식(6)과 같이 표현된다.

$$\begin{bmatrix} r_{\alpha,\beta}' \\ \alpha' \\ \beta' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_a & 0 & 0 & 0 \\ 0 & S_a & 0 & 0 \\ 0 & 0 & S_a & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{\alpha,\beta} \\ \alpha \\ \beta \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$P' = S_a \cdot P$$

회전 변화의 경우도 패턴을 구성하는 점  $P(r_{\alpha,\beta}, \alpha, \beta)$ 와 회전 연산자  $R$ 이 주어지면 점  $P$ 가  $R$ 에 의해  $X, Y, Z$ 축 기준으로 각각  $\theta$ 만큼 회전한 점  $P'(r_{\alpha,\beta}', \alpha', \beta')$ 는 각각 다음 식(7)과 같다.

$$\begin{bmatrix} r_{\alpha,\beta}' \\ \alpha' \\ \beta' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ 0 & -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{\alpha,\beta} \\ \alpha \\ \beta \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} r_{\alpha,\beta}' \\ \alpha' \\ \beta' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & -\sin\theta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin\theta & 0 & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{\alpha,\beta} \\ \alpha \\ \beta \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} r_{\alpha,\beta}' \\ \alpha' \\ \beta' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{\alpha,\beta} \\ \alpha \\ \beta \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$P' = R_\theta \cdot P \quad (7)$$

따라서 세 가지 연산자를 이용하여 위치 이동과 크기 변형, 회전 변형이 동시에 가해진 패턴은 식(8)과 같이 표현되므로,

$$P' = R_\theta \cdot S_a \cdot T_a \cdot P \quad (8)$$

인식시스템을  $\psi$ , 변형이 가해지기 전의 인식대상을  $X$ , 변형이 가해진 후의 인식대상을  $X'$ 라 하면 위치 이동 및 크기 변화, 회전 변화에 불변인 문제는 식(9)와 같이 표현된다.

$$\psi(X) = \psi(R_\theta \cdot S_a \cdot T_a \cdot X) = \psi(X') \quad (9)$$

즉 위치 이동, 크기 변화, 회전 변화에 불변인 문제는 변형이 가해지기 전의 인식 결과와 변형이 가해진 후의 인식 결과와 같아야 한다는 것을 의미한다.

#### 2. 위치 이동에 불변

특징 벡터가 위치 이동에 불변임을 보이기 위하여  $r_{\alpha,\beta}$ 를 이용한다. 내측거리값들의 집합을 내측거리벡터  $R_{\alpha,\beta}$ 라고 하면 식(2)와 (3)에 따라  $R_{\alpha,\beta} = R_{x,y}$ 라고 정의할 수 있다. 따라서  $R_{\alpha,\beta}$ 는 식(10)과 같이 정의할 수 있고,

$$R_{\alpha,\beta} = \{r_{\alpha,\beta} \mid \alpha = 0, \Delta\alpha, \dots, M - \Delta\alpha, \beta = 0, \Delta\beta, \dots, N - \Delta\beta\} \\ = \{r_{x,y} \mid x = 0, 1, \dots, M - 1, y = 0, 1, \dots, N - 1\} \\ = R_{x,y} \quad (10)$$

$R_{\alpha,\beta} = R_{x,y}$ 의 구성 원소인 내측거리값  $r_{\alpha,\beta}$ 는 식(11)과 같이 정의할 수 있다.

$$r_{\alpha,\beta} = [(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2 + (z_i - z_c)^2]^{\frac{1}{2}}$$

$$\alpha = 0, \Delta\alpha, \dots, M - \Delta\alpha$$

$$\beta = 0, \Delta\beta, \dots, N - \Delta\beta$$

$$x_c = \frac{1}{D} \sum_{i=0}^{D-1} x_i \quad y_c = \frac{1}{D} \sum_{i=0}^{D-1} y_i \quad z_c = \frac{1}{D} \sum_{i=0}^{D-1} z_i \quad (11)$$

여기서 좌표축이 각각  $dx, dy, dz$  만큼 이동하게 되면, 식(12)와 같이 중점도 각각  $dx, dy, dz$  만큼 이동하게 되고, 결국에는 폐곡면도 함께 이동하게 되어  $r_{\alpha,\beta}$ 는 불변이 되게 된다. 즉 좌표축 중심과 폐곡면상의 좌표점과의 관계로 인해 중심과 폐곡면 각 화소의 좌표점은 같은 방향, 같은 크기로 이동하므로 결국 위치 이동에 불변임을 알 수 있다.

$$\frac{1}{D} \sum_{i=0}^{D-1} (x_i + dx) = \frac{1}{D} \sum_{i=0}^{D-1} x_i + \frac{1}{D} \sum_{i=0}^{D-1} dx = x_c + dx$$

$$\frac{1}{D} \sum_{i=0}^{D-1} (y_i + dy) = \frac{1}{D} \sum_{i=0}^{D-1} y_i + \frac{1}{D} \sum_{i=0}^{D-1} dy = y_c + dy$$

$$\frac{1}{D} \sum_{i=0}^{D-1} (z_i + dz) = \frac{1}{D} \sum_{i=0}^{D-1} z_i + \frac{1}{D} \sum_{i=0}^{D-1} dz = z_c + dz$$

$$\begin{aligned} \therefore [(x_i + dx - x_c - dx)^2 + (y_i + dy - y_c - dy)^2 \\ + (z_i + dz - z_c - dz)^2]^{\frac{1}{2}} \\ = [(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2 + (z_i - z_c)^2]^{\frac{1}{2}} \\ = r_{\alpha,\beta} \end{aligned} \quad (12)$$

### 3. 크기 변화에 불변

입력 패턴의 크기 변화에 따라 폐곡면상의 화소수의 변화와 내측거리값의 변화가 발생한다. 따라서 크기 변형에 불변인 특징을 추출하기 위해서는 내측거리값의 크기를 정규화시킨다[6]. 정규화된 내측거리벡터를  $\mathbb{R}$ 이라고 하면 식(10)에 의해  $R_{\alpha,\beta} = R_{x,y}$ 이므로 정규내측거리벡터  $\mathbb{R}$ 은 식(13)과 같다.

$$\mathbb{R} = \left\{ \frac{R_{x,y}}{r} \mid x = 0, 1, \dots, M-1 \quad y = 0, 1, \dots, N-1 \right\}$$

$$r = \left( \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{M-1} r_{x,y}^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

따라서 객체가  $a$ 만큼 확대 또는 축소되더라도 식(14)와 같이 정규내측거리벡터  $\mathbb{R}$ 은 불변이 되게 된다. 즉 정규화된 내측거리값들은, 물체가 확대 또는 축소되더라도 크기 변화에 불변임을 알 수 있다.

$$\left( \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{M-1} a^2 r_{x,y}^2 \right)^{\frac{1}{2}} = a \left( \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{M-1} r_{x,y}^2 \right)^{\frac{1}{2}} = a r$$

$$\therefore \frac{aR_{x,y}}{a r} = \frac{R_{x,y}}{r} = \mathbb{R} \quad (14)$$

### 4. 회전 변화에 불변

정규내측거리벡터의 제곱의 합  $\sum_y \sum_x \mathbb{R}^2$ 과 파시벌의 정리(Parseval's Theorem)를 고려하면 다음 식(15)가 성립한다.

$$\mathbb{R}^2 = \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{M-1} \frac{R_{x,y}^2}{r^2} = 1 = \sum_{v=0}^{N-1} \sum_{u=0}^{M-1} P(u, v) \quad (15)$$

따라서 정규내측거리벡터  $\mathbb{R}$  즉 정규내측거리값들은, 파시벌의 정리를 적용하여 주파수처럼 각각의 성분으로 분해가 가능하므로 다음 식(16)과 같이 푸리에 변환을 이용하여 이 벡터의 푸리에 계수를 구할 수 있다[7].

$$\begin{aligned} F(u, v) &= \frac{1}{AB} \sum_{a=0}^{A-1} \sum_{b=0}^{B-1} f(x, y) \exp[-j2\pi(\frac{ax}{A} + \frac{by}{B})] \\ &= \frac{1}{MN} \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{M-1} \mathbb{R} \exp[-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})] \\ & \quad u = 0, 1, \dots, M-1 \quad v = 0, 1, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (16)$$

3차원 객체의 회전은 그림3에서 보는 것처럼 폐곡면의 출발점의 변화로 볼 수 있다.

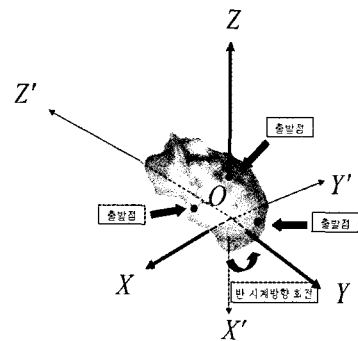


그림 3. 객체 회전에 따른 출발점의 변화  
Fig. 3. Variation of start point as the object rotate

그러므로 객체의 회전은 폐곡면의 2차원 영상의 푸리에 계수를  $X$ 축으로  $dx$ 화소,  $Y$ 축으로  $dy$ 화소만큼 이동한 것으로 볼 수 있어 식(17)과 같이 위상(amplitude) 변화만 생길 뿐 진폭(magnitude) 변화는 발생하지 않는다.

$$\begin{aligned}
 & F(u, v) \cdot \exp \left[ -j2\pi \left( \frac{u \cdot dx}{M} + \frac{v \cdot dy}{N} \right) \right] \\
 & = f(x, y) \cdot \exp \left[ -j2\pi \left( \frac{u(x+dx)}{M} + \frac{v(y+dy)}{N} \right) \right] \\
 & = F_{dx,dy}(u, v) \\
 & \quad u = 0, 1, \dots, M-1 \quad v = 0, 1, \dots, N-1
 \end{aligned}
 \tag{17}$$

따라서 식(18)과 같이 파워 스펙트럼(power spectrum)에 적용하면 객체가 좌표축을 기준으로 회전한다 하더라도 결국 회전 변형에 불변임을 알 수 있다.

$$\begin{aligned}
 P_{dx,dy}(u, v) & = F_{dx,dy}(u, v)^2 = F(u, v)^2 = P(u, v) \\
 & \quad u = 0, 1, \dots, M-1 \quad v = 0, 1, \dots, N-1
 \end{aligned}
 \tag{18}$$

#### IV 실험 및 고찰

제안된 알고리즘으로 위치 이동은  $dx = dy = dz = 5$ , 크기 변화는 확대  $a = 3$ , 축소  $a = 0.9$ , 회전 변화는  $\Delta\alpha = \Delta\beta = 5$ 로 하여 벡터를 추출하였고  $72 \times 36$ 영상으로 표현하여 동일 객체에 대한 변형 불변 여부와 상이한 객체들간의 변별력 유무를 확인하였다.

##### 1. 동일 객체에 대한 변형 불변 여부

실험 객체와 특징 벡터 추출 결과( $f$ )는 그림4와 같고, 각각 위치 이동( $f_T$ ), 확대 변화( $f_3$ ), 축소 변화( $f_{0.9}$ ) 그리고 하나의 축을 기준으로 X축으로 45도 회전( $f_{x45}$ ), Z축으로 135도 회전( $f_{z135}$ )과 여러 축을 기준으로 X축, Y축으로 45도, Z축으로 90도 동시 회전( $f_{x45, y45, z90}$ ) 후의 특징 벡터 추출 결과는 그림5와 같다.

추출된 벡터의 변형 불변 여부를 좀 더 정확하게 나타내기 위해서 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)을 이용하여 상호 평가하면 표1과 같은 값을 구할 수 있다.

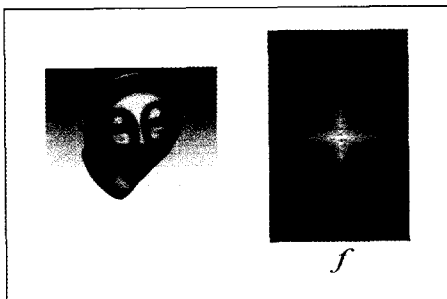


그림 4. 실험 객체와 특징 벡터  
Fig. 4. Object for experiment and its feature extraction

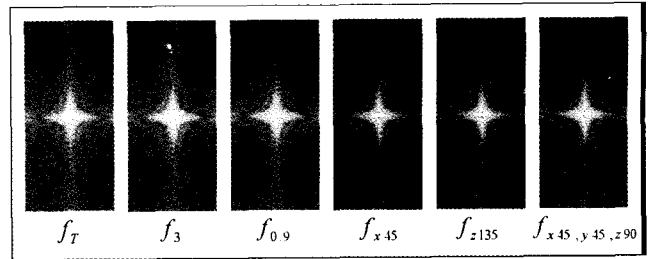


그림 5. 변형 후 특징 벡터

Fig. 5. Feature extractions after transformation

표 1. 동일 객체에 대한 PSNR 수치

Table 1. PSNR for feature extractions transformed

구분	$f_T$	$f_3$	$f_{0.9}$	$f_{x45}$	$f_{z135}$	$f_{x45, y45, z90}$
$f$	$\infty$	74.4856	76.2466	34.5754	34.4851	38.2512
$f_T$	$\infty$	74.4856	76.2466	34.5754	34.4851	38.2512
$f_3$	.	$\infty$	72.2672	34.5758	34.4853	38.2512
$f_{0.9}$	.	.	$\infty$	34.5745	34.4845	38.2507
$f_{x45}$	.	.	.	$\infty$	38.6865	35.7919
$f_{z135}$	.	.	.	.	$\infty$	36.0059

위치 이동과 크기 변화 후의 특징 벡터들이 회전 변화 후의 특징 벡터들 보다 상호 유사성에 있어서 보다 높음을 알 수 있다. 이는 위치 이동시에는 객체의 폐곡면과 중심점과의 상호 관계가 유지되었고 크기 변화시에는 내측거리값이 정규화되었기 때문이다. 특히 위치 이동시에는 단순한 위치 이동으로 인하여 변형 전·후의 특징 벡터가 동일하다는 것을 알 수 있다.

회전 변화시에는 회전 전의 중심축과 회전 후의 중심축이 미세한 차이를 보여 회전 전·후의 내측거리값이 상이했기 때문에 위치 이동과 크기 변화 후의 특징 벡터들에 비해 상대적으로 PSNR수치가 낮게 나타났다.

##### 2. 상이한 객체들 간의 변별력 유무

그림6과 같은 상이한 객체 5개에 대하여 알고리즘을 적용하여 그림7과 같은 각각의 특징 벡터를 추출하였고 추출된 특징 벡터들이 각 객체 고유 특징 벡터 여부를 판단하기 위해 PSNR을 이용하여 유사도 여부를 표2와 같이 평가하였다.

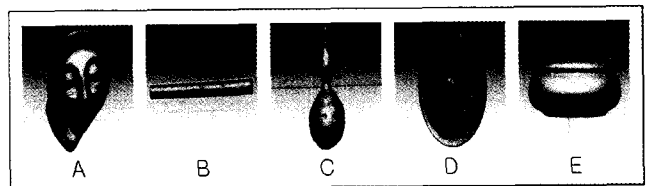


그림 6. 실험 객체들

Fig. 6. Objects for experiments

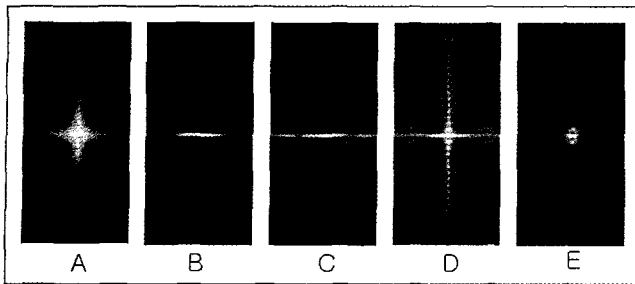


그림 7. 실험 객체들의 특징 벡터  
Fig. 7. Feature extractions

표 2. 상이한 객체들간의 PSNR 수치  
Table 2. PSNR among objects

구분	B	C	D	E
A	11.3796	15.0254	18.4678	13.2018
B	∞	16.8183	10.2049	18.4398
C	•	∞	13.2315	18.8099
D	•	•	∞	11.5524

직관적으로나 PSNR 수치상으로도 각 객체의 특징 벡터들은 다른 객체의 특징 벡터와 상이함을 보여주고 있어 각기 고유한 특징 벡터를 나타내고 있다는 것을 발견할 수 있다.

따라서 임의의 객체에서 벡터를 추출하면 이는 이 객체에만 나타나는 특징 벡터라고 할 수 있으며 이 특징 벡터는 물체의 위치 이동, 크기 변화, 회전 변화에 불변하므로 다른 객체와의 변별력이 부여되어 제안된 알고리즘은 기하학적인 변형에 불변인 객체의 특징 벡터를 추출하는데 효과적이라고 할 수 있다.

### V 결론

본 논문에서는 영상 패턴을 인식하는데 있어서 기하학적 변형에 불변인 특징 벡터 추출 알고리즘을 제안하였고 다양한 크기 변화와 회전 변화된 객체에 대하여 효과적인 변별력을 보여주었다. 이것은 파워 스펙트럼 분석을 이용한 특징 벡터가 기하학적 변형에 큰 효과를 나타낸 것이라고 할 수 있다.

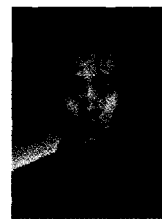
3차원 객체의 특징 벡터 추출에 있어서 앞의 결과에서 나타났듯이 회전간에도 불변한 중심축의 선정과 좀 더 일반적인 객체(예를 들면 폐곡면이 존재하지 않는 객체, 안으로 오목한 객체 등)에 대한 연구가 계속 진행되어야 할 것이다.

### 참고 문헌

[1] C. Torras, "Computer Vision : Theory and Industrial Applications", Springer-Verlag, 1992.  
[2] 이상경, "스펙트럴 분석 및 신경-유전자-퍼지 복합망

을 이용한 이동, 크기 및 회전 변형에 무관한 패턴인식" 고려대학교 대학원 박사학위 논문, 1996.

[3] Dong-Gyu Sim, Hae-Kwang Kim, Dae-Il Oh, "Translation, Scale, and Rotation Invariant Texture Descriptor for Texture-based Image Retrieval", Image Processing 2000, vol.3, pp742-745, September 2000.  
[4] A. Eriksson, and D. Weber, "Towards 3-dimensional face recognition", IEEE Africon, vol.1, pp401-406, 1999.  
[5] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing, 2/E" Prentice Hall, pp54-55, 2002.  
[6] Gilbert Strang, "Introduction to Linear Algebra", Wellesley-Cambridge Press, 1998.  
[7] Samir S. Soliman, Mandyam D. Srinath, "Continuous and Discrete Signals and System, 2/E" Prentice Hall, 1998.



이 준 북 (Jun-bog Lee)

準會員

1995년 육군사관학교 전자공학과 졸업  
현재 고려대학교 산업시스템정보공학과 석사학위과정.

관심분야는 컴퓨터 비전, 영상 처리



김 문 화 (Mun-hwa Kim)

正會員

1982년 고려대학교 산업공학과 졸업  
2000년 동 대학 산업공학박사  
현재 고려대학교 정보통신기술연구소 교수

관심분야 : 컴퓨터 비전, 멀티미디어 시스템



장 동 식 (Dong-sik Jan)

正會員

1979년 고려대학교 산업공학과 졸업  
1985년 텍사스 주립대 산업공학석사  
1988년 텍사스 A&M 산업공학박사  
현재 고려대학교 산업시스템정보공학과 교수

관심분야 : 컴퓨터 비전, 멀티미디어 시스템, 로봇 비전