

# 상대거리-곡률 특징 공간을 이용한 형태 기술 및 인식

김민기<sup>†</sup>

요약

영상에 회전이나 크기 변형이 가해지면 영상을 구성하는 점들의 좌표값들이 변경되어 형태 기술 및 인식이 어렵게 된다. 그러나 영상을 구성하는 점들 간의 위치관계나 무게중심과의 위치 관계는 변하지 않는다. 따라서  $x-y$  좌표계로 기술되는 영상 공간의 점들을 회전 및 크기 변형에 불변하는 새로운 좌표계로 사상할 수 있다면, 형태 기술 및 인식의 문제는 보다 수월해진다. 본 논문에서는 영상 공간의 점들을 회전 및 크기 변형에 무관한 새로운 특징 공간으로 사상하여 형태를 기술하는 방법을 제안한다. 특징 공간을 나타내는 새로운 좌표계는 무게중심으로부터의 상대거리와 윤곽선 세그먼트 곡률을 두 축으로 하는 직교 좌표계이다. 상대거리는 윤곽선 상의 임의의 한 점이 무게중심에서 얼마나 멀리 벗어나 있는지를 나타내는 값이고, 윤곽선 세그먼트 곡률은 세그먼트의 굴곡도를 나타내는 값이다. 특징 공간에 사상된 점들의 형태 기술은 매쉬 특징을 통해 이루어진다. 실험을 통해 제안된 형태 기술 방법이 회전 및 크기 변형에 강건함을 확인하였다.

키워드 : 형태기술, 상대거리, 윤곽선 세그먼트 곡률

## Shape Description and Recognition Using the Relative Distance-Curvature Feature Space

Min-Ki Kim<sup>†</sup>

ABSTRACT

Rotation and scale variations make it difficult to solve the problem of shape description and recognition because these variations change the location of points composing the shape. However, some geometric invariant points and the relations among them are not changed by these variations. Therefore, if points in image space depicted with the  $x-y$  coordinates system can be transformed into a new coordinates system that are invariant to rotation and scale, the problem of shape description and recognition becomes easier. This paper presents a shape description method via transformation from the image space into the invariant feature space having two axes: representing relative distance from a centroid and contour segment curvature(CSC). The relative distance describes how far a point departs from the centroid, and the CSC represents the degree of fluctuation in a contour segment. After transformation, mesh features were used to describe the shape mapped onto the feature space. Experimental results show that the proposed method is robust to rotation and scale variations.

Key Words : Shape Description, Relative Distance, Contour Segment Curvature

### 1. 서론

지도, 건축 및 기계 설계 도면, 안내 표지 등 생활 주변에서 다양한 형태의 그래픽 기호를 접할 수 있다. 그래픽 기호를 사용하면 문자로 표현하기에 장황한 내용을 작은 공간에 함축적으로 표현할 수 있으며, 표준화된 그래픽 기호를 사용함으로써 보다 정확한 의미 전달이 가능하다. 또한 시각화하여 내용을 전달하기 때문에 문맹자나 외국인도 쉽게 그 의미를 파악할 수 있는 장점이 있다. 공공시설 안내 표지에 사용되는 그림 문자(pictogram)는 그래픽 기호의 이러한 장점을 잘 보여주고 있다. 일반적으로 그래픽 기호는 형태만을 가지고 의미를 전달하며, 경우에 따라 색상 정보를

이용하여 부가적인 의미를 전달하기도 한다.

형태를 기술하고 인식하는 문제는 그래픽 인식은 물론 다양한 영상처리 영역에서 많은 연구자들의 관심이 되어 왔다 [1, 2, 3]. 특히 2차원 형태의 회전, 크기, 위치 변환에 무관한 불변 특징을 이용하여 형태를 기술하고 인식하는 다양한 연구들이 진행되어 왔다[4]. Hu[5]가 모멘트 특징을 2차원 패턴 인식에 적용한 이래로 많은 연구자들이 이를 이용하여 형태 인식을 시도하거나[6] 새로운 모멘트를 제시하고 있다 [7, 8]. 또한 여러 모멘트들에 대한 성능 비교 연구가 이루어지고 있다[9]. 모멘트는 전역적 특징을 잘 표현하나 고차의 모멘트는 잡영에 민감하고 그 의미를 정확히 파악하기 어려운 것이 단점이다.

각도, 길이의 비율, 영역의 비율 등을 나타내는 기하학적 불변 특징은 상대적으로 의미 파악이 용이하다. 무게중심은

<sup>†</sup> 종신회원: 경상대학교 컴퓨터교육과 교수, 경상대학교 컴퓨터정보통신연구소 연구원  
논문접수: 2005년 6월 16일, 심사완료: 2005년 9월 1일

대표적인 기하학적 불변 특징으로 [10]과 [11]은 무게중심과 윤곽선 특징점간의 불변 특징을 이용하여 형태를 기술하였다. 이러한 방식에서는 추출되는 특징점에 따라 형태 기술의 정확도가 좌우된다. 윤곽선 상의 모든 점으로부터 불변 시그니처(signature)를 이용한 형태 기술 방법[12, 13]들은 특징점을 기반으로 불변 특징을 추출하는 방식에 비하여 국소적 잡영에 강건함을 나타낸다.

본 논문에서는 윤곽선이 내포하고 있는 기하학적 불변 특징을 이용하여 윤곽선을 구성하는 모든 점들을 회전 및 크기 변형에 불변하는 특징 공간으로 사상하고, 이로부터 추출한 통계적 특징을 이용하여 윤곽선 형태를 기술하고 인식하는 방식을 제안한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 형태 변환과 불변 특징에 대한 기존 연구들을 살펴보고, 3장에서는 본 논문에서 제안하는 새로운 특징 공간 좌표계에 대하여 설명한다. 4장에서는 새로운 좌표계로부터 통계적인 특징을 추출하고 정합하는 방식에 대하여 기술한다. 제안된 방식을 구현하여 실험한 결과를 5장에서 제시하고, 마지막으로 6장에서 결론을 제시한다.

## 2. 형태 변환과 불변 특징

### 2.1 형태 변환

변환이란 두 집합간의 양방향 사상을 의미한다[14]. 유클리디안 변환(Euclidean transformation)은 알려진 스케일 요소(scale factor)로 2차원 물체를 2차원 영상으로 직각으로 투영하거나 3차원 물체를 3차원 데이터로 모델링할 때 사용될 수 있다. 유사 변환(similarity transformation)은 스케일 요소를 미리 알 수 없는 점을 제외하고는 유클리디안 변환과 유사하다. 애파인 변환(affine transformation)은 3차원 공간에 있는 2차원 물체를 2차원 영상으로 투영할 때 이를 모델링할 수 있다. 원근 투영(perspective projection)은 가장 일반적인 투영으로 스케일 요소는 투영의 깊이, 거리에 따라 결정된다[4].

$n$ 차원 좌표계의 한 점을  $P=(X_1, X_2, \dots, X_n)^T$ 라고 하고, 임의의 변환을  $T$ 라고 하면 점  $P$ 는  $p=T(P)$ 로 변환된다. 유클리디안 변환  $T_E$ 는 (식 1)과 같이 회전 및 위치 이동으로 정의된다.

$$p = T_E(P) = OP + t \tag{1}$$

여기서  $O=(O_{ij})_{n \times n}$ 는 회전 행렬이고  $t=(t_1, t_2, \dots, t_n)^T$ 는 위치 변환 벡터를 나타낸다. 유사 변환  $T_S$ 는  $T_E$ 에 균등한 크기 변화를 부가한 것으로, 회전 행렬  $O$ 는 직교 행렬이나 크기 변화를 나타내는  $\det(O)$ 는 영이 아닌 미지의 상수이다.

### 2.2 불변 특징에 대한 기존 연구

형태 기술자(shape descriptor)는 물체의 형태 변형에 따라 이에 무관한 불변 특징을 이용한다. 본 절에서는 2차원

공간에서 2차원 영상으로의 투영에 의한 유클리디안 변환과 유사 변환에 대한 불변 특징을 이용하는 기존의 형태 기술 방법에 대하여 살펴본다. Hizarci[15]는 유클리드 기하학에서의 불변하는 특징을 제시하고 수학적으로 증명하였다. 길이(length)는 유클리디안 변환에 대한 대표적인 불변 특징이다. 회전 및 위치 이동이 발생하여도 두 점 간의 길이는 변하지 않는다. [7]과 [16]은 무게중심에서 윤곽선을 구성하는 점들 간의 거리와 이들의 분산을 기반으로 하는 모멘트를 이용하여 형태를 기술하였다. [7]은 이 방법을 인쇄체 영문자 인식에 적용하여 라이브러리 세트를 늘려가면서 실험한 결과 1개 세트를 이용하여 72%, 10개 세트를 이용하여 94.5%의 인식률을 얻을 수 있었다. 모멘트는 전역적 특징을 잘 표현하나 고차의 모멘트는 잡영에 민감한 단점을 내포하고 있다.

유사 변환에 대한 불변 특징으로는 길이의 비율, 각도 등이 있다. [10]은 윤곽선상의 특징점을 추출하는 알고리즘을 제시하고 이로부터 불변 특징을 추출하였다. 특징점들 간의 거리는 물론 이웃한 두 개의 특징점과 무게중심을 세 점으로 하는 삼각형의 면적, 이웃한 특징점들 간의 각도, 특징점과 무게중심까지의 최소거리와 최대거리를 이용하여 형태를 기술하였다. 이 방법은 9종의 공구 실루엣 영상에 대한 회전 및 크기 변형에 대한 실험 결과 90%의 인식률을 나타내었다. 특징점을 기반으로 하는 형태 기술 방법은 특징점이 일부 누락되거나 부가적인 특징점이 발생하였을 때 형태 기술이 크게 왜곡되는 단점이 있다. 이러한 단점을 극복하기 위하여 [12]와 [13]은 윤곽선 상의 모든 점을 이용하는 불변 시그니처를 이용하였다. [12]는 윤곽선 상의 임의의 점  $P$ 에서 일정 거리 이내에 있는 윤곽선 상의 점들 간의 거리에 대한 적분 값,  $P$ 를 원점으로 하고 주어진 반지름이  $R$ 인 원에 포함된 윤곽선의 내부 면적, 윤곽선 곡률의 변화를 불변 특징으로 하는 윤곽선 형태 기술 방법을 제안하였다. [13]은 윤곽선 상의 임의의 점  $P$ 를 중심으로 윤곽선 추적 경로의 역방향(backward)에 있는 점 중 일정거리  $d$  만큼 벗어난 점을  $P_B$ , 순방향(forward)으로  $d$  만큼 벗어난 점을  $P_F$ 라고 할 때, 점  $P$ 와 이 두 점이 이루는 각도, 즉  $\angle P_B P P_F$ 와 두 선분  $\overline{PP_B}$ 와  $\overline{PP_F}$ 의 길이 비율을 형태 기술에 이용하였다.

## 3. 회전 및 크기 변형에 무관한 좌표계

같은 모양이라도 크기가 다르거나 기울어진 영상은  $XY$  평면에서 동일한 좌표값을 나타내지 않는다. 만약 회전 및 크기 변형이 가해진다 하더라도 영상을 구성하는 점들의 좌표값이 변하지 않는다면 형태를 기술하고 인식하는 것이 보다 수월해진다. 본 장에서는 윤곽선 상에 임의의 점  $P(x, y)$ 를 유사 변환에 무관한 특징 공간 좌표계로 사상하는 방식에 대하여 기술한다.

### 3.1 무게중심으로부터의 상대거리

무게중심은 회전 및 크기 변형이 가해져도 변하지 않는

다. 윤곽선의 무게중심을  $C$ , 윤곽선을 구성하는 임의의 한 점을  $P$  라고 할 때, 선분  $\overline{CP}$ 의 길이는 회전에 무관한 특성을 나타낸다. 그러나 선분  $\overline{CP}$ 의 길이는 형태의 크기에 비례하므로, (식 2)와 같이 선분  $\overline{CP}$ 의 길이를 무게중심에서 가장 멀리 떨어져 있는 윤곽선 상의 한 점까지의 최대거리로 나누어 정규화하고, 이를 점  $P$ 의 상대거리  $D(P)$ 로 정의한다. 따라서  $D(P)$ 는 0과 1사이의 값을 갖는다. (식 2)에서  $n$ 은 윤곽선 픽셀 수를 나타낸다.

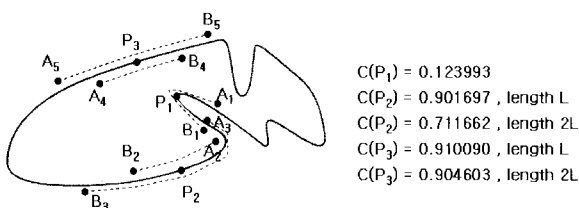
$$D(P) = \frac{\text{Length}(\overline{CP})}{\text{Max}(\text{Length}(CP_i))}, i=0..n-1 \quad (2)$$

3.2 윤곽선 세그먼트 곡률

윤곽선은 폐곡선이므로 임의의 한 점에서 출발하여 각 점을 순차적으로 방문하면 출발점으로 되돌아온다. 즉, 윤곽선을 환형 순서 리스트로 볼 수 있으므로 윤곽선을 시계 방향으로 추적할 때, 임의의 한 점  $P$ 를 중심으로 후방으로  $L$ 만큼 떨어진 위치에 있는 점을  $A$ , 전방으로  $L$ 만큼 떨어져 있는 점을  $B$ 라고 하면,  $P$ 를 중심으로 하는 길이가  $2L$ 인 윤곽선 세그먼트  $\overline{AB}$ 를 정의할 수 있다. 이로부터 (식 3)과 같이 점  $P$ 에서의 윤곽선 세그먼트 곡률  $C(P)$ 를 정의할 수 있다.  $C(P)$ 는 윤곽선 세그먼트의 양 끝점  $A, B$ 를 잇는 선분  $\overline{AB}$ 의 길이를 윤곽선 세그먼트 곡선의 길이  $2L$ 로 나눈 값으로 0과 1사이의 값을 갖는다.

$$C(P) = \frac{\text{Length}(\overline{AB})}{2 \times L} \quad (3)$$

(그림 1)은 윤곽선 세그먼트 곡률을 예시한 것으로,  $P_2$ 와  $P_3$ 을 중점으로 하는 윤곽선 세그먼트  $\overline{A_2B_2}, \overline{A_3B_3}$ 는 직선에 가까워  $C(P_2)$ 와  $C(P_3)$ 는 1에 가까운 값을 갖게 되며,  $P_1$ 을 중점으로 하는 윤곽선 세그먼트는 많이 굽어 있기 때문에  $C(P_1)$ 은 0에 가까운 값을 갖는다.  $C(P)$ 는 회전 및 크기 변형에 무관하며, 세그먼트의 길이에 따라 윤곽선의 국소적 또는 전역적 특징을 나타낼 수 있다.  $P_3$ 을 중점으로 하는 윤곽선 세그먼트  $\overline{A_3B_3}$ 의 길이를 확장한 윤곽선 세그먼트  $\overline{A_5B_5}$ 는 곡률이 거의 유사하나  $P_2$ 를 중점으로 하는 윤곽선 세그먼트  $\overline{A_2B_2}$ 는 직선에 가까우나 이를 확장한 윤곽선 세그먼트  $\overline{A_4B_4}$ 는 굴곡이 발생하여 곡률의 차이가 상대적으로 크게 나타남을 확인할 수 있다.



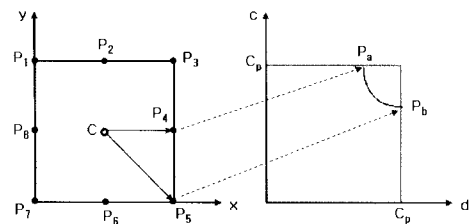
(그림 1) 윤곽선 세그먼트 곡률

3.3 좌표 변환

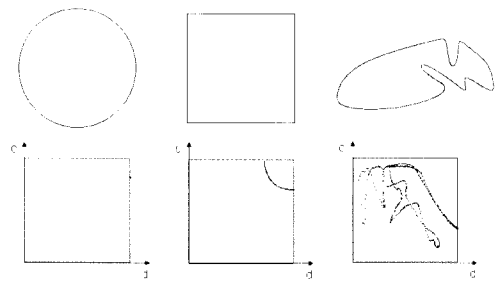
본 논문에서는 3.1절과 3.2절에서 정의한 상대거리  $D$ 와 윤곽선 세그먼트 곡률  $C$ 를 두 축으로 하는 새로운 직교  $D-C$  좌표계를 제안한다. 이 좌표계가 나타내는 평면을  $DC$  평면으로 명명한다.  $D$ 와  $C$  모두 0과 1사이의 값을 가지므로  $DC$  평면은 넓이가 1인 유한평면이 된다.  $D-C$  좌표계의 한 점  $P(f_d, f_c)$ 는 0과 1사이의 두 실수  $f_d, f_c$ 로 나타나므로 (식 4)와 같이 평면 확장 상수  $C_p$ 를 곱한 후 반올림하면  $D-C$  좌표계의 한 점  $P$ 를 두 정수  $d, c$ 로 나타낼 수 있다. 이때  $C_p$  값이 충분히 크지 않으면 서로 다른 여러 점들이 한 점으로 사상될 수 있다. 본 연구에서의 좌표 변환은 회전 및 크기 변환에 무관한 영상의 특징을 추출하기 위한 것으로 일대일 사상일 필요는 없다. 오히려  $C_p$  값을 조절하여 특징 공간의 해상도를 조절할 수 있다.

$$d = f_d \times C_p + 0.5, \quad c = f_c \times C_p + 0.5 \quad (4)$$

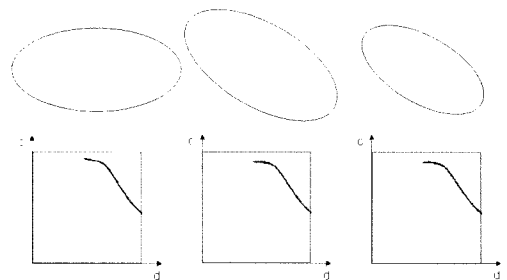
(그림 2)는  $XY$ 평면의 정사각형 윤곽선 상의 모든 점들을  $DC$ 평면으로 사상한 예를 보여준다. 윤곽선상의 점들 중에서 무게중심에서 가장 가까운 곳에 있는 변의 중점  $P_2, P_4, P_6, P_8$ 은  $P_a$ 에 사상되고, 무게중심에서 가장 먼 곳에 있는 꼭지점  $P_1, P_3, P_5, P_7$ 은  $P_b$ 에 사상된다. 그리고 각 변의 중



(그림 2)  $XY$ 평면에서  $DC$ 평면으로의 사상



(a) 원, 정사각형, 부정형 윤곽선의 사상



(b) 회전 및 크기 변형이 가해진 타원의 사상

(그림 3)  $XY$ 평면에서  $DC$ 평면으로의 사상

점과 꼭지점 사이의 나머지 점들은  $P_a$ 와  $P_b$ 사이의 점들로 사상된다. 이와 같이 형태상의 특징으로 XY평면상의 여러 점이 DC평면에 한 점으로 사상되거나, 특징 공간의 해상도로 인해 여러 점들이 한 점으로 사상될 때 이를 누적하면 특징 공간은 3차원 공간으로 확장된다.

(그림 3)에서 (a)는 XY평면상의 원, 정사각형, 부정형 윤곽선을 DC평면으로 사상한 결과이고, (b)는 회전 및 크기 변형이 가해진 타원의 윤곽선을 DC평면으로 사상한 결과이다. 원은 무게중심으로부터 윤곽선 상의 모든 점이 동일한 거리와 곡률을 나타내므로 한 개의 점으로 사상됨을 알 수 있다. 그리고 (그림 3)-(b)에 나타난 바와 같이 회전 및 크기 변형이 가해진 타원들을 DC평면으로 사상했을 때 특징 공간에서의 형태가 모두 유사하게 나타남을 확인할 수 있다.

#### 4. 형태 기술 및 인식

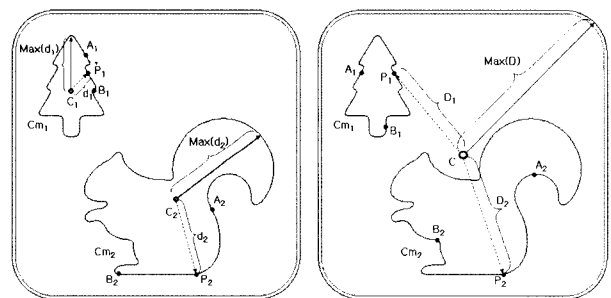
단일 윤곽선으로 구성된 단순한 형태에서 무게중심은 유일하나 보통 2차원 형태는 여러 개의 윤곽선을 포함하고 있다. 따라서 어떤 무게중심을 기준으로 윤곽선 형태를 기술할 것인가는 매우 중요한 문제이다. 여러 개의 윤곽선으로 이루어진 형태를 기술할 때 각 윤곽선마다 무게중심이 존재하고, 전체 윤곽선에 대한 무게중심이 존재한다. 윤곽선 상의 임의의 점  $P$ 에서 상대거리  $D(P)$ 와 곡률  $C(P)$ 를 계산할 때 어떤 무게중심을 이용하는가에 따라 사상되는 점들이 나타내는 특징 공간의 특성이 달라진다. 왜냐하면 무게중심에서 윤곽선까지의 거리가 상대거리와 곡률을 계산하는 기준 값이 되기 때문이다.

본 논문에서는 각 윤곽선의 무게중심을 기준으로 윤곽선 상의 모든 점을 상대거리와 곡률로 변환하여 사상한 평면을 국소 특징 공간으로 정의하고, 전체 윤곽선의 무게중심을 기준으로 상대거리와 곡률 정보를 사상한 평면을 전역 특징 공간으로 정의한다. 국소 특징 공간은 각 윤곽선의 무게중심을 기준으로 상대거리와 곡률을 계산하므로 개별 윤곽선의 형태적 특징이 사상된 것으로 판단할 수 있다. 반면에 전역 특징 공간은 전체 윤곽선의 무게중심을 기준으로 하기 때문에 개별 윤곽선들의 위치에 따른 형태적 특징을 나타낸다.

(그림 4)와 <표 1>은 국소 특징 공간과 전역 특징 공간을 나타내는 상대거리와 곡률의 계산 방식을 보여주는 예이다. (그림 4)는 자연보호구역을 의미하는 그림 문자로, 3개의 외부 윤곽선과 1개의 내부 윤곽선, 총 4개의 윤곽선으로 구성되어 있다. <표 1>은 나무와 다람쥐 형태의 윤곽선 연결요소  $Cm_1, Cm_2$ 를 중심으로 임의의 두 점  $P_1$ 와  $P_2$ 에서의 상대거리와 곡률의 계산식을 제시한 것이다. (그림 4)-(a)의 점  $P_1$ 의 상대거리는  $Cm_1$ 의 무게중심  $C_1$ 에서 윤곽선까지의 최대거리  $Max(d_1)$ 에 대한 선분  $C_1P_1$ 의 상대적인 길이를 나타낸 것이며, (그림 4)-(b)의 점  $P_1$ 의 상대거리는 전체 무게중심  $C$ 에서 윤곽선까지의 최대거리  $Max(D)$ 을 기준으로 선분  $CP_1$ 의 길이를 나타낸 것이다. (그림 4)-(a)에서 다람쥐를 나타내는 윤곽선  $Cm_2$ 의 무게중심  $C_2$ 에서  $P_2$ 까지의 거

리를  $d_2$ 라고 했을 때, 시계 방향으로 윤곽선을 추적한다면  $A_2$ 는  $P_2$ 에서  $d_2$ 만큼 후방에 위치한 점이고  $B_2$ 는  $P_2$ 에서  $d_2$ 만큼 전방에 위치한 점이 된다. 이에 비하여 (그림 4)-(b)의 동일한 위치에 있는 점  $P_2$ 에 대하여 무게중심  $C$ 에서  $P_2$ 까지의 거리를  $D_2$ 라고 했을 때,  $D_2 > d_2$ 이므로  $A_2$ 와  $B_2$ 가 (그림 4)-(a)에 비하여  $P_2$ 에서 먼 곳에 위치하고 있다. 따라서 (그림 4)-(b)에서 계산된  $P_2$ 의 곡률이 (그림 4)-(a)에서 계산된  $P_2$ 의 곡률에 비하여 보다 전역적인 특징을 나타낸다. 이것은 기준이 되는 무게중심의 위치에 따라 동일한 점  $P_2$ 에서의 곡률이 나타내는 정보가 달라짐을 의미한다.

상대거리와 곡률을 두 축으로 하는 국소 특징 공간과 전역 특징 공간으로 사상된 점들의 분포를 이용하면 윤곽선의 형태를 통계적으로 기술할 수 있다. 본 연구에서는 메쉬(mesh) 특징을 이용하였다. 메쉬 특징은 통계적인 패턴 인식 방법에서 사용해 왔던 전통적인 특징들 중 하나이다. 기존의 메쉬 특징은 XY평면상의 패턴을 일정한 크기의 격자로 분할하여 각각의 격자에 나타난 픽셀들의 분포로 특징을 추출하기 때문에 회전 변형에 민감한 단점을 갖고 있다. 그러나 본 논문에서는 윤곽선을 구성하는 XY평면상의 모든 점들을 유사 변환에 무관한 DC평면으로 변환한 후 메쉬 특징을 추출하기 때문에 회전 변형에 무관한 특징을 얻을 수 있다. 메쉬를  $m \times n$  격자로 구성하고 각 격자에 속하는 점들의 통계적인 분포로부터 특징 벡터를 생성한다. 한 격자에 속하는 점들의 개수를 윤곽선을 구성하는 점들의 총 개수로 나눈 후 상수를 곱하여 얻은 값을 해당 격자의 특징값으로 한다. 왜냐하면 DC평면은 XY평면에서의 회전에 무관하나 크기 변형에 비례하여 사상되는 점들의 개수가 변하기 때문이다.



(a) 개별 무게중심 기준 (b) 전체 무게중심 기준  
(그림 4) 국소/전역 특징 공간에서의 상대거리와 곡률 계산의 예

<표 1> 상대거리와 곡률 계산 식

		상대거리: $D(P)$	곡률: $C(P)$
국소 특징 공간	$P_1$	$D(P_1) = \frac{Length(C_1P_1)}{Max(d_1)}$	$C(P_1) = \frac{Length(A_1B_1)}{2 \times d_1}$
	$P_2$	$D(P_2) = \frac{Length(C_2P_2)}{Max(d_2)}$	$C(P_2) = \frac{Length(A_2B_2)}{2 \times d_2}$
전역 특징 공간	$P_1$	$D(P_1) = \frac{Length(CP_1)}{Max(D)}$	$C(P_1) = \frac{Length(A_1B_1)}{2 \times D_1}$
	$P_2$	$D(P_2) = \frac{Length(CP_2)}{Max(D)}$	$C(P_2) = \frac{Length(A_2B_2)}{2 \times D_2}$

그러므로 특징 벡터는 (식 5)와 같이  $m \times n$  행렬로 표현할 수 있다. 윤곽선을 구성하는 XY평면상의 한 점  $P(x, y)$ 의 좌표값은 회전 및 크기 변형이 가해지면  $P'(x', y')$ 로 위치 이동이 발생하나 점  $P$ 를 DC평면으로 변환하면 회전 및 크기 변형이 발생하여도 동일한 위치로 사상된다. 그러므로 DC평면에서 추출한 메쉬 특징 벡터  $V$ 는 유사 변환에 무관한 특성을 지니게 된다.

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1n} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ v_{m1} & v_{m2} & \dots & v_{mn} \end{bmatrix}, v_{ij} = \frac{N_{ij}}{\sum N_{ij}} \times C \quad (5)$$

두 특징 벡터의 유사도 측정은 행렬 뺄셈 연산으로 쉽게 계산할 수 있다. 그러나 단순히 대응되는 요소들끼리의 뺄셈만으로 두 형태의 차이를 측정할 경우 격자의 경계선 근처로 사상되는 점들이 어느 쪽 격자로 편입되는가에 따라 특징값에 변화가 발생하므로 유사도 측정에 따른 오차가 누적될 수 있다. 또한 특징 벡터의 대응되는 요소들 간의 차이를 단순 누적할 경우 특징값이 큰 일부 요소들은 특징값이 작은 다른 요소들에 비하여 상대적으로 높은 가중치를 갖게 되므로 국부적인 차이를 정확히 감지할 수 없다. 첫 번째 문제는 두 특징 벡터를 비교할 때 대응되는 요소들과 그에 이웃한 특징값을 함께 비교하여 해결할 수 있고, 두 번째 문제는 특징값을 0 또는 1의 이진 값으로 변환하거나 특징값의 범위에 따라 양자화 하여 일부 특징값의 유사도에 미치는 영향을 줄일 수 있다. 그러나 제기된 두 가지 문제는 메쉬의 격자 크기를 튜닝을 통해 최적화함으로써 단순한 행렬 뺄셈 연산만으로도 오차를 최소화할 수 있다. 왜냐하면 메쉬의 격자 크기가 최적화된 경우 어느 정도의 형태 변형을 극복하면서 의미 있는 형태 변화를 식별할 수 있기 때문이다. 메쉬 격자 크기에 대한 튜닝은 해당 도메인에 대한 실험 데이터를 대상으로 메쉬 격자의 크기를 변화시켜가면서 형태 기술 및 인식 능력을 평가하여 이루어진다.

### 5. 실험 및 고찰

#### 5.1 실험 데이터

국가 표준으로 제정된 302종의 그림 문자 전체 세트를 대상으로 제안한 윤곽선 형태 기술 방식의 성능을 측정하였다. 제안한 형태 기술 방식이 회전 및 크기 변형에 강건함을 검증하기 위하여 원 영상을 훈련 데이터로 사용하고, 회전 및 크기 변형이 가해진 영상을 검증 데이터로 활용하였다. 검증 데이터는 크기 변형이 가해진 영상 2세트, 회전 변형이 가해진 5세트, 총 2,114개의 영상으로 구성하였다. 제안된 방법은 펜티엄4에서 VC++ 6.0으로 구현하였다. <표 2>는 실험에 사용된 그림 문자 영상 데이터에 대한 개략적인 구성을 보여주고 있다. 시설관련 그림 문자는 3종을 제외하고는 모두 흑백이며, 안전 관련 그림 문자는 그룹별로 관련된 색

<표 2> 실험에 사용된 그림 문자 영상 데이터의 구성

대분류	소분류	색상	종수
시설관련 그림문자 (211 종)	공공 시설	흑백(컬러1종)	86종
	교통 시설	흑백(컬러2종)	29종
	상업 시설	흑백	21종
	관광 문화 시설	흑백	33종
	스포츠 시설	흑백	42종
안전관련 그림문자 (91종)	안전 유도	녹색	5종
	화재 안전 긴급	적색	5종
	금지	적색, 흑색	39종
	경고 주의	황색, 흑색	27종
	지시	청색	15종



(그림 5) 각 그룹별 그림 문자 표본

상을 사용하고 있다. 본 실험에서는 색상 정보를 전혀 사용하지 않고 단순히 형태 정보만을 이용하여 그림 문자에 대한 인식 실험을 수행하였다. (그림 5)는 각 그룹에 속하는 영상 데이터 표본 5개씩을 제시한 것이다.

#### 5.2 실험결과 및 분석

영상 획득 과정 및 이진화, 잡영, 회전 및 크기 변형 등에 의해 윤곽선에 왜곡이 발생하면 윤곽선 세그먼트 곡률이 불안정하게 나타난다. 따라서 본 연구에서는 8-이웃 연결성으로 윤곽선을 추출한 후 가우시안 필터[17]를 적용하여 윤곽선 평활화를 수행하였다. 평활화된 윤곽선으로부터 <표 1>에 제시된 방식으로 상대거리와 곡률을 계산하여 영상 공간의 점들을 특징 공간으로 사상하였다. 메쉬의 격자 개수는 형태 기술의 정밀도에 영향을 미치는 중요한 요소이므로 메쉬의 격자 개수를 변화시켜가면서 인식 성능을 측정하였다. 특징 공간을  $m \times m$  격자로 분할하여 메쉬를 만들 때  $m$ 이 너무 작으면 메쉬 격자가 지나치게 커져서 세부적인 형태의 차이를 식별할 수 없고,  $m$ 이 너무 커지면 메쉬 격자가 지나치게 작아져서 미세한 차이에 필요이상으로 민감하게 반응할 수 있다. <표 3>은 메쉬의 격자 개수를 변화시켜가면서 인식률에 어떤 영향을 미치는지를 확인한 결과이다. 실험에 사용된 302종의 그림 문자의 경우 8x8 격자로 메쉬를 구성하였을 때 가장 좋은 인식 결과를 나타내었다. 4x4 격자로 분할된 특징 공간은 해상도가 너무 낮아 상이한 형태를 식별

<표 3> 그림 문자에 대한 인식 실험 결과

변형	오인식	정인식률	유사집단 오인식			실질 인식률	
			집단A	집단B	집단C		
크기	80%	3개	99.01%	0개	1개	0개	99.34%
	130%	3개	99.01%	2개	1개	0개	100.0%
회전	3°	3개	99.01%	2개	1개	0개	100.0%
	7°	3개	99.01%	2개	0개	0개	99.67%
	13°	6개	98.01%	2개	2개	0개	99.34%
	23°	14개	95.36%	2개	0개	1개	96.36%
	37°	8개	94.04%	0개	0개	1개	94.37%

(a) 특정 공간을 4x4 격자로 분할한 경우

변형	오인식	정인식률	유사집단내 오인식			실질 인식률	
			집단A	집단B	집단C		
크기	80%	1개	99.67%	0개	1개	0개	100.0%
	130%	4개	98.68%	2개	2개	0개	100.0%
회전	3°	2개	99.34%	1개	1개	0개	100.0%
	7°	3개	99.01%	2개	1개	0개	100.0%
	13°	4개	98.68%	2개	2개	0개	100.0%
	23°	5개	98.34%	2개	3개	0개	100.0%
	37°	9개	97.02%	0개	0개	1개	97.35%

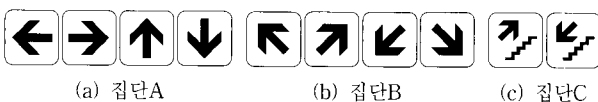
(b) 특정 공간을 8x8 격자로 분할한 경우

변형	오인식	정인식률	유사집단내 오인식			실질 인식률	
			집단A	집단B	집단C		
크기	80%	0개	100.0%	0개	0개	0개	100.0%
	130%	6개	98.01%	1개	2개	0개	99.01%
회전	3°	1개	99.67%	1개	0개	0개	100.0%
	7°	6개	98.01%	2개	3개	0개	99.67%
	13°	9개	97.02%	2개	3개	1개	99.01%
	23°	16개	94.70%	0개	3개	1개	96.03%
	37°	13개	95.70%	0개	0개	0개	95.70%

(c) 특정 공간을 16x16 격자로 분할한 경우

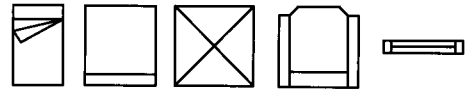
하는 능력이 저하됨을 나타내고, 16x16 격자로 분할된 특정 공간은 지나치게 해상도가 높아 크기 및 회전 변형에 민감하게 반응하거나 많은 정보가 격자의 경계 영역으로 사상됨으로써 오인식을 유발하는 것으로 판단된다.

<표 3>에서 실질 인식률이란 유사집단에서의 오인식을 배제한 인식률을 의미한다. 유사집단이란 (그림 6)에 제시된 바와 같이 회전 변형이 발생할 경우 동일한 형태가 되는 그림 문자들의 부류들을 일컫는 것으로, 유사집단 오인식이란 같은 집단 내에 다른 그림 문자로 오인식된 것을 의미한다. 예를 들어 그림 문자 '→'에 대한 인식 결과가 '←'로 나타났을 때 유사집단 오인식이 발생한 것이다. 그러나 그림 문자 '→'이 '↘'로 인식되었다면 이는 유사집단 오인식이 아니라 오인식이 된다.

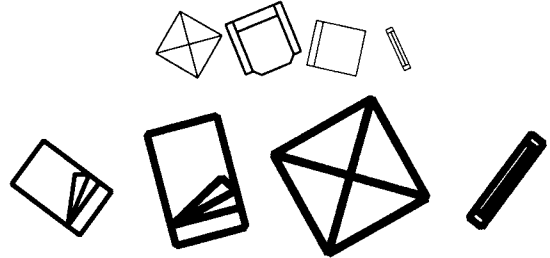


(a) 집단A (b) 집단B (c) 집단C

(그림 6) 세 부류의 유사집단



(a) 세트1 훈련 데이터



(b) 세트1 검증 데이터

(그림 7) 훈련 데이터와 검증 데이터 표본

본 연구에서는 특정 백터의 단순한 뱀셈 연산과 NN-분류기를 이용하였지만 <표 3>에 제시된 바와 같이 100%에 가까운 인식 결과를 얻을 수 있었다. 이러한 결과는 제안된 방식이 회전 및 크기 변형에 강건함을 확인시켜 주는 것이다. 제안된 방식의 성능을 객관적으로 비교하기 위하여 'GREC 2003 기호 인식 컨테스트[18]'에 사용된 데이터를 이용하여 부가적인 실험을 수행하였다. 이 컨테스트에서 사용된 기호는 건축 및 전기 배선 설계 도면에 사용되는 기호들로 구성되어 있다. 검증 데이터는 3개의 세트로 구성되어 있으며, 각 세트는 크기 변형, 회전 변형, 그리고 크기와 회전 변형이 함께 가해진 데이터로 이루어져 있다. 세트1은 5종의 기호 25개, 세트2는 20종의 기호 100개, 세트3은 50종의 기호 250개로 구성되어 있다. (그림 7)은 세트1에 해당하는 훈련 데이터와 검증 데이터의 일부를 동일한 비율로 축소하여 제시한 것이다. 검증 데이터는 크기 및 회전 변형뿐만 아니라 선의 굵기 변화와 접촉에 의해 윤곽선의 일부가 손상되어 나타나기도 한다.

<표 4>는 기호 인식 컨테스트에 사용된 검증 데이터에 대하여 8x8 격자로 메쉬를 구성하여 얻은 인식 결과를 다른 연구 결과와 비교한 것이다. City 대학의 연구는 기호 영상에서 백터 형태의 그래픽 정보를 추출하여 형태를 기술하였고, Nottingham 대학의 연구는 기호를 직선(line)과 호(arc)로 분해하여 형태를 기술하였다. Ireland 대학의 연구는 정점, 직선, 호, 각도 등을 포함한 13개의 기술자와 이들로부터 생성한 구조적 정보를 결합하여 형태를 기술하였다. 위 방식들은 구조적 특징을 이용하기 때문에 유사 변환은 물론 왜곡에 대한 형태 인식에도 적용이 가능하지만, 기호의 형태가 복잡해지면 그래픽 정보의 추출과 표현이 보다 어려워지는 문제가 있다. 화소들 간의 제약조건을 이용한 Fudan 대학의 연구는 한 개의 기준 점과 임의의 두 점 간의 각도와 거리의 비율을 이용하여 통계적으로 형태를 기술하기 때문에 구조적 정보를 이용하는 앞의 세 방식에 비하여 기호 형태의 복잡성에 대한 영향을 거의 받지 않는다. 또한 점이라는 매우 단순한 정보를 기반으로 특징을 추출하기 때문에 잡영에 매우 강건한 특징을 갖는다. 그러나 모든

〈표 4〉 GREC 2003 컨테스트 데이터에 대한 인식 결과 비교

	크기 변형	회전 변형	크기+회전 변형
City Univ. of Hong-Kong	100%	100%	100%
Fudan Univ.	100%	100%	100%
National Univ. of Ireland	100%	100%	100%
Univ. of Nottingham	84.0%	NA	96.0%
제안된 형태 기술 방식	100%	100%	96.0%

(a) 세트1에 대한 인식 결과

	크기 변형	회전 변형	크기+회전 변형
City Univ. of Hong-Kong	100%	97.0%	96.0%
Fudan Univ.	100%	99.0%	92.0%
National Univ. of Ireland	100%	100%	100%
Univ. of Nottingham	91.0%	87.0%	83.0%
제안된 형태 기술 방식	98.0%	98.0%	98.0%

(b) 세트2에 대한 인식 결과

	크기 변형	회전 변형	크기+회전 변형
City Univ. of Hong-Kong	97.6%	92.8%	91.6%
Fudan Univ.	96.4%	97.2%	86.4%
National Univ. of Ireland	100%	100%	99.6%
Univ. of Nottingham	71.5%	72.0%	58.0%
제안된 형태 기술 방식	97.6%	98.8%	96.0%

(c) 세트3에 대한 인식 결과

점을 기준점으로 하여 임의의 두 점들 간의 관계를 이용하기 때문에  $O(N^3)$ 의 시간 복잡도를 갖는 단점이 있다.

제안된 방식은 윤곽선을 구성하는 상대거리와 윤곽선 세그먼트 곡률을 이용한 통계적 형태 기술 방식으로 Fudan 대학의 방식에 비하여 잡영에 민감하나  $O(N)$ 의 시간 복잡도를 갖고 있다. 인식 결과를 비교해 보면 제안한 방식이 최고의 성능을 나타내고 있지는 않지만 우수한 결과를 나타낼 수 있다. 특히 세트3에서의 인식 결과는 제안된 방법이 인식 대상의 증가에 따른 확장성이 있음을 나타내는 것이다. 더욱이 그림 문자 인식에 적용한 파라미터를 전혀 수정하지 않고 그대로 적용한 점을 감안한다면 더욱 의미 있는 결과라고 볼 수 있다.

## 6. 결 론

본 논문에서는 윤곽선 상의 모든 점들을 회전 및 크기 변형에 무관한 특징 공간으로 사상하고 이로부터 형태를 기술하는 방법을 제안하였다. 특징 공간은 무게중심으로부터의 상대거리와 윤곽선 세그먼트 곡률을 두 축으로 하는 좌표계로 표현되며, 특징 공간에 사상된 점들을 통계적으로 기술하기 위하여  $m \times m$  메쉬를 이용하였다. 302종의 그림 문자에 대하여 메쉬를  $4 \times 4$ ,  $8 \times 8$ ,  $16 \times 16$ 으로 변화시켜 가면서 실험한 결과  $8 \times 8$  메쉬를 사용했을 때 100%에 가까운 인식 결과

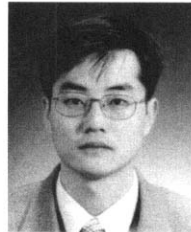
를 얻었다. 그리고 부가적인 파라미터 튜닝 없이 'GREC 2003 기호 인식 컨테스트'에서 사용한 검증 데이터를 적용한 실험에서도 96%이상의 인식률을 얻었다. 이러한 결과로부터 상대거리와 곡률로 표현되는 특징 공간이 회전 및 크기 변형에 강건함을 확인하였다. 그러나 제안된 방법은 윤곽선의 연결성을 전제로 한 형태 기술 방법이기 때문에 윤곽선의 일부가 손상되어 끊어짐이 발생할 경우에는 적용이 곤란한 단점이 있다. 이러한 단점은 극복하기 위해서는 전처리 단계에서 끊어진 윤곽선을 연결하는 추가적인 연구가 필요하다.

## 참 고 문 헌

- [1] D. Zhang and G. Lu, "Review of Shape Representation and Description Techniques," Pattern Recognition, Vol.37, pp.1-19, 2004.
- [2] M. Safar, C. Shahabi, and X. Sun, "Image Retrieval by Shape: A Comparative Study," Proc. of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo(I), pp.141-154, 2000.
- [3] S. Loncaric, "A Survey of Shape Analysis Techniques," Pattern Recognition, Vol.31, No.8, pp.983-1001, 1998.
- [4] S.Z. Li, "Shape Matching Based on Invariants," In O.M. Omidvar(ed.), Progress in Neural networks: Shape Analysis, Vol.6, pp.203-228, 1998.
- [5] M.K. Hu, "Visual Pattern Recognition by Moment Invariants," IRE Trans. on Information Theory 8, pp.179-187, 1962.
- [6] L. Keyes and A. Winstanley, "Using Moment Invariants for Classifying Shapes on Large-Scale Maps," Computers, Environment and Urban Systems 25, pp.119-130, 2001.
- [7] K. Tsirikolias and B.G. Mertzios, "Statistical Pattern Recognition using Efficient Two-Dimensional Moments with Applications to Character Recognition," Pattern Recognition, Vol.26, No.6, pp.877-882, 1993.
- [8] D. Shen, and H.S. Ip Horace, "Discriminative Wavelet Shape Descriptors for Recognition of 2-D Patterns," Pattern Recognition, Vol.32, pp.151-165, 1999.
- [9] M.E. Celebi and Y.A. Aslandogan, "A Comparative Study of Three Moment-Based Shape Descriptors," Proc. of the International Conference of Information Technology: Coding and Computing, pp.789-793, 2005.
- [10] C.C. Chang, S.M. Hwang, and D.J. Buehrer, "A Shape Recognition Scheme Based on Relative Distances of Feature Points from the Centroid," Pattern Recognition, Vol.24, No.11, pp.1053-1063, 1991.
- [11] J. Zhang, X. Zhang, H. Krim, and G.G. Walter, "Object Representation and Recognition in Shape Spaces," Pattern Recognition, Vol.36, pp.1143-1154, 2003.
- [12] S. Manay, B. Hong, A.J. Yezzi, and S. Soatto, "Integral

- Invariant Signatures,” T. Pajdla and J. Matas (Eds.), ECCV 2004, LNCS 3024, pp.87-99, 2004.
- [13] M. Klot and E. Rivlin, “Invariant-Based Shape Retrieval in Pictorial Databases,” *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.71, No.2, pp.182-197, 1998.
- [14] Joseph L. Mundy and Andrew Zisserman, “Introduction-Toward a New Framework for Vision,” In *Geometric Invariance in Computer Vision*, MIT Press, pp.1-39, 1992.
- [15] S. Hizarci and A.S. Ipek, “Changes in geometry: invariant areas in Euclid geometry,” *Applied Mathematics and Computation* 153, pp.395-401, 2004.
- [16] L. Gupta and M.D. Srinath, “Contour Sequence Moments for the Classification of Closed Planar Shapes,” *Pattern Recognition*, Vol.20, No.3, pp.267-272, 1987.
- [17] F. Mokhtarian and A. Mackworth, “Scale-Based Description and Recognition of Planar Curves and Two-Dimensional Shapes,” *IEEE Trans. on PAMI*, Vol.8, No.1, pp.34-43, 1986.

- [18] E. Valveny and P. Dosch, “Symbol Recognition Contest: A Synthesis,” In *Graphics Recognition: Recent Advances and Perspectives*, pp.368-385, 2004.



### 김민기

e-mail : mkkim@gsnu.ac.kr

1989년 중앙대학교 전자계산학과(학사)

1994년 중앙대학교 전자계산학과(석사)

1998년 중앙대학교 컴퓨터공학과(박사)

1998년~1999년 한국학술진흥재단 부설

첨단학술정보센터(KRIC)

선임연구원

1999년~2000년 한국교육학술정보원(KERIS) 책임연구원,

연구위원

2000년~현재 경상대학교 컴퓨터교육과 조교수

2001년~현재 경상대학교 컴퓨터정보통신연구소 연구원

관심분야: 패턴인식, 영상처리, e-러닝, 인간과컴퓨터 상호작용