

2차원 형상 변화에 강건한 지배적 특징 기반 형상 시그니처의 정규화 및 관계 특징 기술

송 호근*, 구 하성*

A Dominant Feature based Normalization and Relational Description of Shape Signature for Scale/Rotational Robustness

Ho-Geun Song*, Ha-Sung Koo*

요 약

본 논문에서는 윤곽선의 순열을 기반으로 하여 형상 시그니처를 추출하고, 주도적 특징을 기반으로 형상 정렬 및 정규화한 뒤, 기존 절대각도기반 관계성질 대신 기하 관계성질을 이용하는 새로운 형상 기술자, 기하학적 중심 거리값(Geometrical Centroid Contour Distance : GCCD)을 제안하였다. 비교 실험을 통하여 제안 방식은 기존 기술자들에 비해 시간 복잡도와 공간 복잡도가 작아 실시간 처리에 유리하면서, 2차원 객체의 크기와 회전 변화에 강건함을 보였다. 또한 MPEG-7 표준 영상을 대상으로 한 정확도 실험을 통하여 다양한 영상군에 대한 비교를 수행하여 제안 방식이 기존 방식들보다 높은 정확도를 보임을 확인하였다. 하지만 제안 방식은 불록형 객체에 대한 높은 정확도를 보이는 반면 오목형이면서 복잡한 형상을 가지는 객체에 대하여는 형상 변별력이 제한된다는 것도 알게 되었다.

▶ Keyword : 형상 기술자, 형상 시그니처, 형상 정렬, 형상 매칭

Abstract

In this paper, we propose a Geometrical Centroid Contour Distance(GCCD) which is described by shape signature based on contour sequence. The proposed method uses geometrical relation features instead of the absolute angle based features after it was normalized and aligned with

• 제1저자 : 송호근 • 교신저자 : 구하성

• 투고일 : 2011. 10. 22, 심사일 : 2011. 11. 05, 게재확정일 : 2011. 11. 09.

* 한서대학교 컴퓨터정보공학과(Dept. of Computer&Information Engineering, Hanseo University)

dominant feature of the shape. Experimental result with MPEG-7 CE-Shape-1 Data Set reveals that our method has low time/spatial complexity and scale/rotation robustness than the other methods, showing that the precision of our method is more accurate than the conventional descriptors. However, performance of the GCCD is limited with concave and complex shaped objects.

▶ Keyword : Shape Descriptor, Shape Signature, Shape Alignment, Shape Matching

I. 서 론

최근 영상 매칭 기술은 얼굴, 지문, 홍채, 장문 등을 인식하는 비접촉 생체 인식 분야, 의학 영상 내의 병변 특징을 분류 또는 추정하는 의료 진단 분야, 공장 자동화 단계에서 영상을 이용한 제품 분류나 검사 분야, 장애인들을 위한 수화 인식 분야, 증강 현실을 위한 객체의 추적 기술 등에서 폭넓게 응용되고 있다.[1][2] 특히 객체 형상 인식(object shape recognition) 기술은 관심 객체의 형상 특징을 정량화하고 기술(description)하여 객체 유형 분류(classification)와 객체 인식(recognition) 등에 활용된다. 이때 2차원 형상 특징을 정량화하는 기술은 국제 표준으로 MPEG-7[1]에서 영역 기반 기술자(region based descriptor)와 윤곽선 기반 기술자(contour based descriptor)의 표준 방식으로 제시하고 있으며, 평행이동(translation), 크기(scale)변화, 회전(rotation)변화 등에 불변한 특성을 요구하고 있다.

전통적인 형상 기술자에는 사슬 부호(Chain code)[3], 휴불변 모멘트(Hu moment)[4], 이진 순열(Binary Sequence)[5], 축 투영(Axis projection), 윤곽선 중심 거리(Centroid Contour Distance:CCD)[6], 형상 문맥(Shape Context)[7]등이 있다. 이중 Shape Context 방식은 객관적으로 성능이 입증되기도 하였으나, 계산량이 많다는 단점이 보고되었다. 최근에는 실시간 3차원 형상 매칭을 위해 수정된 CCD 방식[8]이 제안되었고, 위 형상 기술자들과의 성능 비교를 통하여 비교 우위에 있음을 밝혔다. 하지만 크기 변화와 회전 변화에 적용하지 못하였다. 또한 형태 특성의 연결 순서와 상대각 조건을 사용하여 회전 변화에 강건한 수정된 Shape Context 방식[9]도 제안되었다. 하지만 이 방법은 기존 Shape Context 기반 방식으로 여전히 계산량이 부담되는 방식이다. 따라서 본 논문에서는 2차원 객체를 인식할 때 수행 속도와 정확도면에서 유리한 수정된 CCD 방식을 기반으로 평행 이동, 크기 변화, 회전 변화에 불변하는 새로운 형상 기술자를 제안하였다. 이를 위해 특징간 기하 관계

(geometrical relation) 특징 그리고 주도적 특징(dominant feature)기반 정규화와 상대각을 이용한 연결성(connectivity)등을 적용하는 방법을 제안하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서 관련 연구를 소개하고, 3절에서 제안된 방법을 기술하며, 개선 방법과 고찰 내용을 다룬다. 4절에서는 실험을 통하여 제안 방식의 성능을 비교하고 검토하며, 5절에서는 결론과 함께 향후 연구방향을 제시한다.

II. 윤곽선 기반 형상 기술자

2차원 객체의 형상을 표현하는 방법은 크게 영역 기반 형상 기술자(region based shape descriptor)와 윤곽선 기반 기술자(contour based shape descriptor)로 나뉜다. 이 중 윤곽선 기반 형상 기술자는 객체의 형상(shape)을 배경으로부터 분리하는 객체의 윤곽선(contour)이란 관점에 기술한다.[10][11] 따라서 영역 관점에서 유사하지만 윤곽선이 다른 객체들을 구별할 수 있다. 한편 전통적인 형상 기술자에는 사슬 부호, 휴 불변 모멘트, 이진 순열, 2차원 축 투영, 윤곽선 중심거리, 형상 문맥 등이 있다. 위 기술자들 중에서 MPEG-7 국제 표준에서 요구하는 평행 이동, 회전 변화, 크기 변화에 적용할 수 있는 기술자는 사슬 부호, 휴 모멘트, 윤곽선 중심거리, 형상 문맥 방법 등으로 알려져 있다.

전통적 사슬 부호 방식은 윤곽선의 방향 성분을 이용한 형상 기술 방식으로 크기 변화와 회전 변화에 영향을 받는다. 그러나 상대적 사슬 부호 방식을 사용하면 회전 변화에 적용이 가능하며, 윤곽점들의 길이 정규화를 통하여 크기 변화에도 적용이 가능하다. 하지만 윤곽선의 방향 성분만으로 2차원 객체를 충분히 기술할 수 없는 한계가 있다.

휴 모멘트는 영상의 기하학적, 통계적 정의를 이용하여 이동, 회전, 크기 변화에 안정적인 기술 방법이다. 크게 구분하면 전역적 영역 기반 기술자로서 특징양이 매우 작은 장점이 있지만 윤곽선이 다양한 경우 지역적 특징 기술에는 취약한 단점이 있다.

기존의 윤곽선 중심 거리(CCD)는 영상내 객체의 중심점으로부터 외곽점들까지의 각도별 거리로 정의된다. 이 역시

크기 변화와 회전 변화에 취약하다. 한편 논문[8]에서는 특징 공간 크기가 작고 3차원 객체 추정 성능이 뛰어난 수정된 윤곽선 중심 거리 방법을 제안하였다. 그리고 위 전통적 형상 기술자들과의 비교를 통하여 시간 복잡도, 공간 복잡도, 인식 정확도 면에서 비교 우위에 있다고 주장했다. 이 방법은 기존 윤곽선 중심 거리의 2차 관계 특징으로 인접 영역간 거리, 대칭 영역간 거리, 자기영역 누적 거리를 사용하여 특징량을 줄이면서 정규화하고 동시에 형상 기술의 정확도를 높일 수 있음을 보였다. 하지만 이 방법은 역시 회전과 크기 변화에 적용하지 못하였고, 절대 각도 중심의 CCD를 기술하여 부분적으로 복잡한 외곽점들에 대하여 효과적으로 형상 특징을 기술할 수 없고 형상 기술의 정확도에 한계가 있다.

마지막으로 형상 문맥 방식은 윤곽선 기반 형상 기술 방법으로 외곽선에 위치한 표본화된 픽셀을 중심으로 로그 원형 히스토그램을 생성하여 2차원 형상을 기술하는 방법이다. 하지만 표본점들의 개수와 원형 좌표계의 범위와 구간 설정에 따라 계산량과 매칭 정확도가 크게 영향을 받고, 표본점들간의 최소 비용쌍을 구하기 위한 헝가리언 매칭 방법 역시 계산 비용이 매우 크다. 따라서 실시간 적용에 어려움이 있고, 외곽점들의 연결 순서를 고려하지 않고 절대각을 이용하여 회전 변화에 취약한 단점이 있다.

따라서 본 논문에서는 실시간 적용에 유리하고 기존 기술자들에 대해 비교 우위에 있는 수정된 CCD를 기반으로 주도적 특징(dominant feature) 기반 정규화 방법을 제안하고 기존 절대각도기반 관계성질(absolute angle based relation) 대신 기하 관계성질(geometric relation)을 이용하여, 회전, 크기, 평행이동 변화에 강건한 새로운 형상 기술자를 제안하고자 한다.

III. GCCD 형상기술자

1. 2차원 형상 매칭을 위한 형상 기술자의 조건

일반적으로 2차원 형상 매칭을 위한 형상 기술자는 먼저, 2차원 객체의 평행 이동, 크기 변화, 회전 변화에 강건하고, 들쭉, 낮은 시간 및 공간 복잡도를 가져 빠른 처리가 가능하며 셋째, 기존 방식보다 형상 매칭 정확도가 높아야 한다.[12]

이때 복합적인 형상 기술 방법과 형상 매칭의 정확성은 비례하는 성질을 가진다. 하지만 계산량 증가로 인하여 처리 속도는 떨어진다. 따라서 주어진 환경하에서 형상 기술자간의

상대적 성능 비교를 통하여 비교 우위의 기술자를 선택하거나 참조표(look-up table)를 사용한 속도 개선 방법을 적용하기도 한다. 한편 이동, 크기, 회전 변화에 대한 강건도는 형상 기술자의 특징 기반 정규화를 수행하여 조절될 수 있다.

따라서 본 논문에서는 주어진 환경에서의 CCD 형상 기술자의 특성을 고찰하고 특징 기반 정규화 방법을 제안하여 2차원 형상 변화에 강건한 형상 기술자를 제안한다. 또한 기하 관계 성질을 이용한 2차 성질을 유도하여 형상 매칭 과정에서의 계산 비용을 줄이고 상대적인 정확도를 향상시키는 방법을 제안한다.

2. 주도적 특징 기반 형상 시그니처의 정규화

본 논문에서는 기존 절대 각도 기반 CCD의 문제점을 해결하기 위하여 윤곽선 순열 기반 형상 시그니처로 수정하여 기술하는 방법을 제안한다. 이를 위해 윤곽선은 '객체 위의 임의의 한 점으로부터 차례로 인접 윤곽점들을 추적하여 검출된 객체에 대한 최외곽 윤곽점들의 순열(sequence)'로 정의한다.[13] 그리고 객체 형상 시그니처 (object shape signature)는 '영상 내 객체의 중심점으로부터 표본화된 각 윤곽점들까지의 거리를 임의의 한 점으로부터 순차적으로 표시한 것'으로 정의하고 기존 CCD 방식과 구별한다. 이때 형상 시그니처의 2차원 형상 변화에 대한 강건도를 향상시키기 위하여 형상 특징 기반 정규화 과정이 필요하다.

한편 위 형상 시그니처는 기본적으로 평행 이동 변화에 불변한다. 영상 내 객체가 배경과 분리되어 윤곽선이 얻어진다는 가정 하에 기술되며, 이때 객체의 중심점은 평행 이동 변화에 불변하기 때문이다. 하지만 객체 크기에 따라 절대 거리값과 전체 특징 길이가 변화된다. 따라서 객체 크기에 무관한 형상 기술을 위해 거리값과 길이값의 정규화가 필요하다.

그러나 기존의 CCD는 물체 크기에 상관없이 항상 360개의 특징 길이를 가진다. 절대 각도를 기준으로 하여 외곽선 위의 후보 화소들 중 360개의 표본 화소를 선택하기 때문이다. 하지만 국부적으로 복잡한 형상 또는 오목형 형상에서는 특정 각도에 대하여 복수개의 외곽점들이 매칭되는 경우가 발생된다. 이러한 중복성을 해결 방법은 대푯값으로서 평균값, 최대/최소값, 또는 누적값 등을 선택하는 것이다. 그러나 객체 형상의 주도적 특징을 나타내는 값들이 하나의 대푯값으로 대체되어 세부 형상 특징값들이 무시되는 문제가 발생한다. (그림 1)

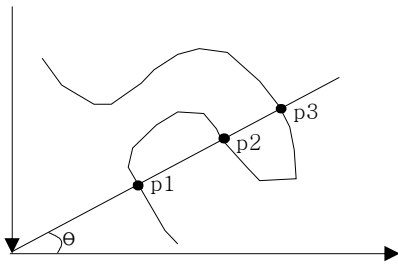


그림 1. 기존 CCD의 문제점
Fig. 1. Problem of the CCD

따라서 본 논문에서는 형상 시그니처의 전체 길이를 양선형 보간법(bilinear interpolation)을 사용하여 정규화(normalization)하는 방법을 제안한다. 이는 전체 외곽선의 순열과 구조를 유지하여 객체 형상의 주도적 특징값들이 보존되면서 위 중복성의 문제를 해결하는 장점을 가진다. 동시에 형상 시그니처가 일관되게 기술되어, 형상 시그니처간 유사도 거리 추정시에 표준화된 거리 함수를 적용할 수 있는 이점도 있다. 둘째로 형상 시그니처가 객체의 회전 변화에 불변하도록 정규화하는 방법을 제안한다. 형상 시그니처는 객체의 윤곽선과 출발점에 따라 변화된다. 따라서 특정 객체에 대한 형상 시그니처 추정시 그 출발점이 유일하게 결정되면 회전 변화에 불변하는 형상 시그니처 기술이 가능하다.

이때 ‘회전 변화된 객체에 대하여 일정한 기준에 따라 형상 시그니처를 재배열하는 것’을 형상 정렬(shape alignment)이라 정의한다. 2차원 형상 정렬을 위한 방법으로는 형상에 대한 Karhunen-Loeve 변환(KLT)을 수행하여 형상의 주축(principle axis)를 구하는 방법이 대표적이다. KLT 방법은 이론적으로 검증되었으나 계산량이 많아 실시간 적용에 어려운 점이 있다. 따라서 본 논문에서는 2차원 형상의 주도적 특징(dominant feature)은 회전 변화에 불변하는 성질이 있음에 착안하여, 형상의 주도적 특징으로 중심 거리값이 최대인 점을 형상 시그니처의 출발점으로 택하여 형상 정렬하는 방법을 활용한다. 이때 최대 거리값은 특정 형상에 대하여 유일하게 정의되는 속성으로 형상의 주도적 특징으로 충분하며, 초기 형상 시그니처를 구하는 과정에서 쉽게 찾을 수 있어 빠른 처리에 유리하다. 이제 탐색된 최대 거리값을 가지는 외곽 점을 초기 형상 시그니처의 출발점이 되도록 순환 변이(cyclic shift)를 시키면 회전 변화에 강건한 형상 기술이 가능해진다. 마지막으로 순환 변이된 형상 시그니처의 초기값을 기준으로 각 시그니처값에 대한 비율값으로 대체하여 형상 시그니처를 정규화한다. 주도적 특징값을 기준으로한 크기값의 정규화를 통하여 객체의 크기 변화에도 강건한 특성을 유지할 수 있게 된다.

3. 형상 시그니처의 기하 관계 특징 기술

논문[8]에서는 기존 CCD의 2차 관계 특징으로 인접 영역간 거리(Adjacent Area Distance), 대칭 영역간 거리(Symmetric Area Distance), 자기 영역 누적 거리(Self-Area Accumulation)를 사용하여 특징량을 줄이면서 정규화하여 형상 기술의 정확도를 높일 수 있음을 보였다. 그러나 앞서 밝힌대로 절대 각도(absolute angle)를 기준하여 각도별 중복성의 문제를 가졌을 뿐만 아니라 물체의 회전 변화에 따라 영역간 거리값도 달라진다. 또한 영역간 거리 차이의 합(sum of difference)을 관계 특징(relation feature)으로 사용하여 인접 영역간 외곽점들의 순서 관계를 반영하지 못하며 크기 변화에 따라 영역간 차이값도 달라지는 단점이 있다. 이는 서로 다른 순서의 배열이지만 차이값의 총합이 같은 경우를 구별할 수 없음을 의미한다. 따라서 본 논문에서는 CCD의 주도적 특징 기반 형상 정렬을 수행하여 주도적 특징을 기준으로 하는 순열 및 상대 각도(relative angle)의 개념을 활용하고, 영역간 거리 비율의 합(sum of ratio)을 관계 특징으로 사용하여 외곽점들의 순서값의 변화를 관계 특징에 반영하는 방법을 제안한다. 제안 방법을 통하여 인접 영역간 서로 다른 순서 배열의 형상 특징을 구별할 수 있게 되고, 객체의 크기와 회전 변화에도 강건한 형상 기술이 가능해진다. 이때 윤곽선의 순열을 기반으로 하여 형상 시그니처를 추출하고, 주도적 특징을 기반으로 형상 정렬 및 정규화한 뒤, 인접 영역간 상대 관계 비율로 표현되는 새로운 형상 기술자를 기하학적 중심 거리값(Geometrical Centroid Contour Distance : GCCD)라고 정의한다.

4. GCCD의 정의

제안된 형상 기술자는 다음과 같이 정의된다.

4.1 형상 시그니처

2차원 객체(object)의 내부 영역 화소들의 좌표값을 $(X(i), Y(i)), i = 0, 1, \dots, N-1, N =$ 내부영역화소점수 (1)이라 할 때, 무게중심(center of gravity) $C(X_c, Y_c)$ 는

$$X_c = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} X(i), \quad Y_c = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} Y(i) \quad (2)$$

와 같이 정의한다. 객체의 외곽점들의 좌표값을 $(x(j), y(j)), j = 0, 1, \dots, M-1, M =$ 외곽점들의 수 (3)라 하면, 형상 시그니처(shape signature)는

$$S_y(t) = \sqrt{(x(t) - X_c)^2 + (y(t) - Y_c)^2}, t = 0, 1, \dots, M-1 \quad (4)$$

와 같이 무게 중심 $C(X_c, Y_c)$ 로부터 객체 외곽점들까지의 거리로서 정의된다.

4.2 기하 관계 성질 정의

형상 시그니처 Sg(t)의 순열(sequence) 및 상대각(relative angle)을 이용한 영역간 거리 비율은 다음과 같이 정의한다. 외곽점들의 순열을 주도적 특징 출발점을 기준으로 r개의 영역으로 분할하면 전체 영역 A는

$$A = \{A_0, A_1, \dots, A_{r-1}\} \quad (5)$$

와 같다. 이때 r은 대칭쌍을 이루기 위해 짝수이어야 한다. 임의의 영역 Ai는 M/r개의 중심 거리값을 원소로 가지며, Ai의 j번째 중심 거리값을 Aji (when j = 0, 1, ..., (M/r)-1)이라 할 때 인접 영역간 거리 비율 (Adjacent Area Ratio : AAR)은

$$AAR_i = \sum_{i=0}^{r-1} \sum_{j=0}^{M/r-1} \left\| \frac{A_{i+1}^j}{A_i^j} \right\|, \text{ 단 } i=r-1 \text{ 일 때 } i+1=0 \quad (6)$$

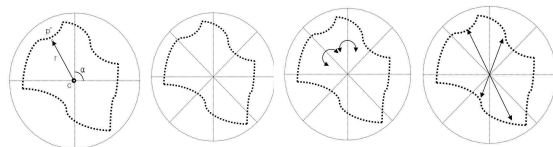
와 같이 계산된다. 이는 인접 영역간 거리 분포의 상대적 변이를 대표하여 형상의 지역 분포 특징을 기술한다. 다음으로 대칭 영역간 거리 비율 (Symmetric Area Ratio : SAR)은

$$SAR_i = \sum_{i=0}^{r/2-1} \sum_{j=0}^{M/r-1} \left\| \frac{A_{r/2+i}^j}{A_i^j} \right\| \quad (7)$$

와 같다. 이것은 형상의 대칭 분포 특징을 기술한다. 마지막으로 독립 영역 거리 비율 (Independent-Area Ratio: IAR)은

$$IAR_i = \sum_{i=0}^{r-1} \sum_{j=1}^{M/r-1} \left\| \frac{A_i^j}{A_i^0} \right\| \quad (8)$$

와 같이 정의된다. 이는 형상의 자체의 특징을 기술한다.



(a) CCD (b) 영역분할 (c) AAR (d) SAR
그림 2 제안된 형상기술자
Fig. 2 Proposed shape descriptor

5. 객체의 유사성 매칭

영상 객체 검색 성능을 검증하기 위한 척도로는 정보 검색 분야에서 널리 쓰이는 정확도(precision)과 재현율(recall)이 있다. 정확도 P는 검색 결과가 얼마나 정확한가를 나타내는 척도로서 총 검색된 영상 개수 n중에서 질의 영상과 관련

된 영상 개수 r의 비율이며,

$$P = r/n \quad (9)$$

와 같다. 재현율 R은 검색 결과의 강건도(robustness)를 나타내는 척도로서 전체 영상 중에서 질의와 관련된 영상 개수 m에 대한 실제 검색된 관련 영상 개수 r의 비율로

$$R = r/m \quad (10)$$

와 같다. 본 논문에서 특정 범주에 속하는 질의 영상에 대하여 k-NN 방법[14]으로 질의 영상과의 매칭 비용을 산출하여 가장 작은 값을 가지는 DB 영상 k=10개를 추출하고 비용순으로 정렬하였다. 이때 객체 특징 벡터를 생성하여 형상을 기술하고, 각 형상 기술자들간의 매칭을 위한 거리 척도는 L2 norm distance를 사용하였다. 위 방법에서는 n=k로 고정되어 있고 검색된 k개의 영상 중에서 같은 범주에 속하는 영상 개수 rk를 측정하면 되므로 정확도는

$$P = \frac{r_k}{k} \quad (11)$$

로 정의된다. 한편 재현율은 실험 DB 영상을 범주별 10개 영상으로 구성할 때 m=10이 되므로 위 식과 같다.

IV. 실험 결과 및 고찰

본 연구는 Window XP Pro 환경에서 Visual C++ 언어로 개발되었으며, 기존 알고리즘 구현 방법 및 환경에 따른 차이를 최소화하고 구현 알고리즘의 객관적 비교를 위해 OpenCV 라이브러리를 활용하였다. Intel Core2Duo 2.2Ghz, 2GB RAM의 컴퓨터 시스템을 사용하였다.

1. 실험 영상의 구성

영상 매칭의 정확도 평가를 위해서 영상 객체들은 범주별로 분류되고 유사성에 대한 Ground Truth값을 미리 알 수 있어야 한다. 또한 일반 영상의 경우, 영역분할[15] 및 윤곽선 추적처리를 거쳐 2차원 형상이 추출되면 제안 형상 기술자를 이용하여 형상 식별 및 인식등이 가능하다. 그러나 본 논문 경우 전처리 과정을 제외하고 제안된 형상 기술자의 성능을 보다 객관적으로 비교 실험하고 그 결과를 강조하기 위하여 MPEG-7 표준 실험 데이터 세트인 MPEG-7 Core Experiment CE-Shape-1 [16]의 형상 데이터 집합(shape data set)을 사용하였다. 위 영상 집합은 기존 연구에서도 객관적 성능 비교를 위해 많이 사용된다. 실험에 사용된 영상은 25가지 다양한 범주(category)에 속하는 영상으로 하였다. 추가로 크기 및 회전 변화에 대한 강건도 실험

을 위한 원 영상을 범주별 2개 영상씩 선택하였다. 원 영상을 30도씩 180도 회전시켜 6개 회전 영상을 생성하고, 다시 각 회전 영상에 대하여 크기를 0.6배와 1.4배하여 확대 영상 2개를 추가하였다. 따라서 크기/회전 변화된 추가 영상은 총 900영상이다.

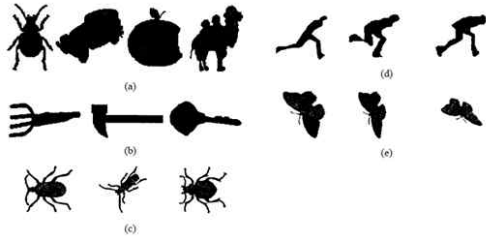


그림 3. MPEG-7 형상 데이터 집합
Fig.3. MPEG-7 Shape Data Set

2. 공간 복잡도와 시간 복잡도

공간 복잡도는 각 형상 기술자를 특징 공간의 크기이다. 이는 객체간 유사도 연산 횟수와 비례하므로 영상 DB가 커질수록 실시간 처리에 직접적인 요인이 된다. 한편 시간 복잡도는 각 형상 기술자들에 대한 평균 추출 시간이다. 이는 질의 영상과 DB 영상의 특징을 추출하기 위한 시간으로 DB 크기가 커질수록 전체 처리 시간에 큰 영향을 미친다. 그러나 DB 영상의 특징 정보를 사전에 추출하여 메타정보로 저장하면 질의 영상에 대한 특징 추출 시간만으로 정의할 수 있으며 전체 영상 검색에 소요되는 초기 상수 시간의 의미를 갖는다.

표 1. 공간 복잡도
Table 1. Spatial Complexity

기술자	특징 갯수
Hu	7
Shape Context	384
PGH	900
RCCD	63
NCCD	63
GCCD	63
평균 특징 갯수	246.666667

[표 1]의 결과를 보면, 휴 모멘트가 가장 낮고, PGH가 가장 높다. PGH는 30×30 2차원 히스토그램 특징을 사용했기 때문이며, 형상 문맥 기술자는 16 표본점과 원형 좌표계 영역 분할 개수 24개를 사용했기 때문이다. NCCD는 기존 CCD의 절대 각도 기준 360개로서 길이 정규화를 수행하였고, GCCD는 기존 RCCD와 유사하게 AAR 18개, SAR 9개, IAR 36개를 합하여 총 63개를 사용했기 때문이다. 이때 휴 모멘트를 제외한 형상 문맥 기술자와 PGH의 특징 공간 크기

를 축소할 수 있으나, 최종 매칭 정확도가 저하된다.

[표 2]의 결과를 보면 [표 1]의 공간 복잡도와 비례하는 시간 복잡도의 양상을 볼 수 있다. 단, 휴 모멘트의 경우는 공간 복잡도에 비해 높은 시간 복잡도를 갖는데 이는 상대적으로 복잡한 통계적 계산 과정 때문이다. 제안 방식은 기존 CCD 방식의 시간 복잡도를 유지하고, 다른 기술자에 비해 낮은 복잡도를 보였다.

표 2. 시간 복잡도
Table 2. Time Complexity

기술자	평균 추출 시간
Hu	0.008119
Shape Context	0.036798
PGH	0.90215
CCD	0.00296
NCCD	0.00298
GCCD	0.00301
평균시간	0.158336

3. 크기 변화에 대한 강건도 실험

크기 변화에 대한 강건도를 위해 각 영상 그룹에 대한 형상 매칭 정확도를 조사하였다.

[표 3]에서 NCCD는 Normalize CCD로 기존 CCD에서 영역분할 없이 지배적 특징 기반 형상 정렬과 특징길이 정규화를 수행한 것이며, RCCD는 Regional CCD로 기존 CCD에서 절대각도기반 영역분할 및 관계 특징을 이용하는 방법이다. GCCD1은 Geometric CCD로 지배적 특징 기반 형상 정렬과 특징값 정규화를 하되, 기하학적 영역 관계 특징은 차분값(difference)을 이용한 방법이며, GCCD2는 GCCD1과 같지만 영역 관계 특징 계산으로 비율값(ratio)을 이용한 방법이다.

[표 3]의 결과는 각 영상 집합들의 평균 유사도값을 보인다. 0에 가까울수록 강건함을 클수록 크기 변화에 민감한 것이다. 위 결과를 보면 제안하는 GCCD2 방법이 크기 변화에 가장 강건하며, 서론에서 지적하였듯이 기존 RCCD 방식은 크기 변화에 민감한 것을 확인할 수 있다. 반면 GCCD1 방식은 오히려 NCCD 방식보다 크기변화에 다소 민감하였다. 이에 대하여 4.4절에서 다시 논한다.

표 3. 크기 강건도 실험
Table .3 Experiment on Scale Robustness

	RCCD	NCCD	GCCD1	GCCD2
apple	60.19294	0.008541	0.048062	0.006239
butterfly	116.918	0.131157	0.364244	0.010827
car	55.88607	0.07304	3.836244	0.0592
imfish	113.9002	0.14678	1.44262	0.049119
classic	88.51876	0.382248	5.692448	0.217723
ray	81.77623	0.102288	0.866593	0.36759
총평균	86.1987	0.140842	1.975309	0.063311

4. 회전 변화에 대한 강건도 실험

[표 4]는 회전 변화에 대한 강건도 실험 결과이며, 실험 조건은 동일하다.

[표 4]의 결과는 제안하는 GCCD2 방식이 가장 회전 변화에 강건하고, 기존 RCCD 방식이 가장 민감함을 보인다. 또한 NCCD 방식이 GCCD1 방식보다 상대적인 회전 강건도를 보임을 확인할 수 있다.

위 두 실험을 통하여 주도적 특징 기반 형상 정렬과 정규화(NCCD)만으로도 기존 RCCD보다 2차원 변화에 대한 강건도를 향상시킬 수 있음을 알 수 있다. 여기에 기하학적 영역 관계 비율값을 사용하면(GCCD2) 특징 공간 복잡도를 작게 하면서 동시에 강건도를 더욱 높일 수 있음을 알 수 있다. 한편 두 실험에서 GCCD1방식이 NCCD방식보다 다소 민감하였다. 이는 기존 방식과 같이 차분값을 이용하는 기하 관계 특징만으로는 위 강건도를 향상시키기 어려움을 나타낸다.

표 4. 회전 강건도 실험
Table. 4 Experiment on Rotation Robustness

	RCCD	NCCD	GCCD1	GCCD2
apple	42.31068	0.244976	2.064282	0.142795
butterfly	55.41632	0.417347	3.220814	0.139448
car	143.0138	0.626307	4.37286	0.298764
imfish	12.40237	0.315124	2.115268	0.110917
classic	80.20402	1.17931	12.6508	0.627245
ray	51.36357	0.309399	3.650485	0.106728
총평균	64.11846	0.515410	4.679084	0.237649

5. 매칭 정확도 실험

객관적인 비교를 위하여 가능한 한 각 기술자들의 공간 복잡도 및 유사도 척도(measure)를 최대한 동일하게 설정한 후 정확도를 비교하였다. 예를 들어 기존 형상 문맥 방식은 유사도 매칭 비용 계산을 위해 헝가리안 방식[17]을 사용하고, PGH 방식에서는 히스토그램 매칭 기법을 사용하기도 하지만, 본 논문에서는 다른 기술자들과 마찬가지로 L2 norm distance를 사용하였다.

[표 5]의 결과에서 범주별로 살펴보면, 거울 매칭 구조를 포함하는 fly 영상 집합의 경우(그림 5-(1))와 horse, camel, deer, beetle 영상 집합과 같이 오목형 형상구조를 가지며 복잡한 외곽선을 가지는 경우(그림5-(3))에는 PGH가 제안방식보다 높은 정확도를 보였다. 이는 PGH가 전역적 에지 히스토그램을 사용하여 복잡한 형상이나 거울 매칭 형상에서도 통계적 유사성을 나타내는 반면, 제안 방식은 위 경우에 서로 다른 형상 시그니처를 생성하여 상대적으로 낮은 변별력을 보이기 때문이다. 그럼에도 불구하고 제안 방식이 실험 영상 군

에 대한 전체 평균 정확도가 우수하게 나타난 것은 실험 영상군이 단순한 형상으로부터 복잡한 형상구조까지 다양한 형상구조를 포함하기 때문이다.

한편 fish, car, shoe 영상 집합들은 볼록형 단순형상임에도 전체적으로 낮은 정확도를 나타냈다. 이는 이들 객체들이 서로 유사하여 검색 순위에 서로 위치하면서 정확도를 낮추는 역할을 했기 때문이다.(그림5-(2)) 이제 위 실험 결과를 통하여 알게된 기술자별 특징을 정리하면 다음과 같다. Hu 기술자는 단순 볼록형 형상 apple, car, shoe등에서 안정된 매칭 결과를 보이며, 복잡한 형상 객체 butterfly, deer, horse 등에서는 상대적으로 불안정한 결과를 보임을 알 수 있었다. PGH는 복잡한 형상 horse, deer, beetle에서 상대 우위의 결과를 보였다. 하지만 에지의 유사 통계 분포를 가지는 경우 즉, car, shoe등에서는 오히려 낮은 정확도 결과를 보이기도 하였다. 한편 shape context 경우는 기존 논문의 정확도 결과보다 다소 낮은 정확도를 보이는데 이는 본 논문의 실험을 위해 형상 특징 개수를 제한하고, 유사도 매칭 방법을 통일하였기 때문인 것으로 보인다. 한편 제안방식 GCCD는 기존 기술자들보다 동일 객체의 크기, 회전 변화에 더 강건하고, 볼록형 객체 유형에서는 상대적으로 높은 정확도를 유지하였지만, 오목형이면서 복잡한 형상을 가지는 객체들에 대하여는 기하 관계 특징들에 의한 형상 변별력에 한계가 있는 것으로 드러났다.

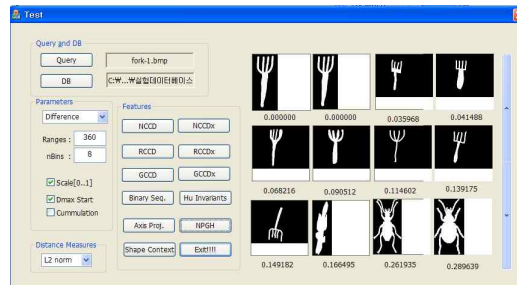
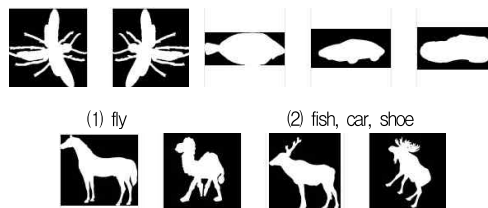


그림4 실험 영상예
Fig. 4 Example of the Experiments



(1) fly
(2) fish, car, shoe
(3) horse, camel, deer
그림5 유사 형상 유형
Fig. 5 Types of Similar shape

표 5. 매칭 정확도 실험
Table 5. Experiment on Precision

	SCxI	Hu	PGH	FOCD	NCCD	GCCD1	GCCD2
apple	0.86	0.83	0.93	0.71	0.79	0.88	0.97
butterfly	0.66	0.49	0.68	0.35	0.48	0.44	0.67
car	0.47	0.76	0.54	0.35	0.32	0.47	0.45
imfish	0.34	0.41	0.60	0.33	0.34	0.22	0.42
classic	0.42	0.43	0.51	0.43	0.56	0.23	0.52
beetle	0.69	0.59	0.87	0.54	0.63	0.67	0.81
ray	0.56	0.40	0.75	0.45	0.58	0.44	0.91
horse	0.74	0.52	0.89	0.54	0.63	0.67	0.76
shoe	0.55	0.61	0.59	0.45	0.45	0.49	0.55
fly	0.69	0.64	0.84	0.51	0.49	0.61	0.60
평균	0.60	0.57	0.72	0.47	0.53	0.56	0.79

V. 결론

본 논문에서는 윤곽선의 순열을 기반으로 하여 형상 시그니처를 추출하고, 주도적 특징을 기반으로 형상 정렬 및 정규화한 뒤, 기존 절대각도기반 관계 성질 대신 기하 관계 성질을 이용하는 새로운 형상 기술자, 기하학적 중심 거리값(Geometrical Centroid Contour Distance : GCCD)을 제안하였다. 비교 실험을 통하여 제안 방식은 기존 기술들에 비해 시간 복잡도와 공간복잡도가 작아 실시간 처리에 유리하면서, 2차원 객체의 크기와 회전 변화에 강건함을 보였다. 또한 MPEG-7 표준 영상을 대상으로 한 정확도 실험을 통하여 다양한 영상군에 대한 비교를 수행하여 제안 방식이 기존 방식들보다 높은 정확도를 보임을 확인하였다. 하지만 제안방식은 볼록형 객체에 대한 높은 정확도를 보이는 반면 오목형이면서 복잡한 형상을 가지는 객체에 대하여는 형상 변별력이 제한된다는 것도 알게 되었다. 추후 계획은 형상 기술자의 형상 변별력을 높이기 위한 복합적 기술 방법과 이를 이용한 효과적 매칭 방법들을 연구할 것이다.

참고문헌

[1] Bober, M., "MPEG-7 visual shape descriptors," IEEE Trans. Circuits System Video Technology, Vol. 11, No.6, pp.716-719, Jun. 2001.
 [2] Y.C.Jeon, K.I.Lee and K.K.Kang, "Simply Separation of Head Face Region and Extraction of Facial Feature for Image Security," Journal of Korea Society of Computer and Information, pp.125-133, Vol. 13, No.

5, Jan. 2009.
 [3] Herbert Freeman, "Computer processing of line drawing images," ACM Computing Surveys, Vol.6, No.1, pp.57-97, Mar., 1974
 [4] P.Tresadem and I.Reid, "An Evaluation of Shape Descriptors for Image Retrieval in Human Pose Estimation," The 18th British Machine Vision Conf. Vol.2, pp.800-809, 2007.
 [5] B.G.Prasad, K.K.Biswas and S.K.Gupta, "Region based image retrieval using intergrated color, shape and location index," Computer Vision and Image Understanding, Vol.94, pp.193-233, Jan. 2004
 [6] Z.Wang, Z.Chi and D. Feng, "Shape based leaf image retrieval," IEEE Proc. of Image and Signal Processing, Vol.150, No.1, pp.34-43, Apr., 2003
 [7] G.Mori, S.Belongie and J.Malik, "Efficient Shape Matching using shape Context," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Matching Intelligence, Vol.27, No.11, pp.1832-1837, Sep., 2005
 [8] H.G.Song, K.H.Kang, D.W.Jung and Y.I.Yoon, "Shape Descriptor for 3D Foot Pose Estimation," Journal of The Korean Institute of Maritime Information and Communication Sciences, Vol.14, No.2, pp.469-478, Feb., 2010.
 [9] C.H.Nho, S.R.Lee, J.W.Jung, S.H.Kim and D.W.Kim, "SoSim: Shape-based Object Similarity Matching using Shape Feature Descriptors," Journal of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers, Vol. 36, No. 2, pp. 73-83, Apr., 2009.
 [10] F. Su, T. Nu and R. Yang, "A New Shape Descriptor for Object Recognition and Retrieval," Advances in Multimedia Information Processing-PCM 2010, LNCS 6297, pp.493-502, 2010
 [11] Y. Xie and Q.M. "Shape Descriptor based on Structural Curvature Histogram for Image Retrieval," Proc. on Computer Science and Information Engineering, 2009 WRI World Congress. Mar. 31 2009-Apr. 2 2009, pp.411-415, Losangeles, CA.
 [12] D. Zhang and G. Lu, "Review of Shape Representation and Description Techniques," Pattern Recognition, Vol. 37, pp.1-19, Jan. 2004.
 [13] Chang F., Chen C.J. and Lu C.J., "A linear time

component-labeling algorithm using contour tracing technique,” Elsevier Inc. Computer Vision and Image Understanding, Feb., 2004

[14] k-nearest neighbor algorithm, Wikipedia, http://en.wikipedia.org/wiki/K-nearest_neighbor_algorithm

[15] S.H.Kim, S.B.Nam and H.J.Lim, “An Improved Area Edge Detection for Real-Time Image Processing,” Journal of Korea Society of Computer and Information, Vol. 14, No. 1, Jan. 2009.

[16] Latecki L. J., Shape Data for the MPEG-7 Core Experiment CE-Shape-1, Web Page : <http://www.dis.temple.edu/~latecki/TestData/mpeg7shapeB.tar.gz>, 2002

[17] Wayne L. Winston, M. Venkararamanan , “Introduction to Mathematical Programming : Operations Research,” Thomson Learning, 2003.

저 자 소 개



송 호 근
 1993 : 중앙대학교 전자공학과 정보 제어 석사.
 1997 : 중앙대학교 전자공학과 정보 공학 박사.
 1997-현재 : 한서대학교 컴퓨터정보 공학과 교수
 관심분야 : 컴퓨터비전, 내용기반영상 검색, 증강현실, 3차원 영상처리
 Email : hksong@hanseo.ac.kr



구 하 성
 1991 : 광운대학교 전자통신공학 영상처리 공학석사.
 1995 : 광운대학교 전자통신공학 영상처리 공학박사.
 1997-현재 : 한서대학교 컴퓨터정보 공학과 교수
 관심분야 : 영상처리, 생체인식, 생체 보안등
 Email : hskoo@hanseo.ac.kr