윤곽선 변동율을 이용한 물체의 2차원 형태 기술

김 민 기†

요 약

본 논문에서는 윤곽선 세그먼트의 양 끝점을 잇는 직선과 곡선의 길이의 비율로 윤곽선 변동율을 정의하고, 이로부터 윤곽선의 형태를 기술하는 방법을 제안하였다. 윤곽선 변동율은 윤곽선 세그먼트로부터 계산되기 때문에 회전이나 크기 변형에 불변하는 윤곽선 세그먼트를 추출해야 한다. 이를 위하여 전체 윤곽선의 길이에 비례하는 상대적인 길이로 윤곽선을 분할하고 윤곽선 상의 모든 점을 분할 점으로 하는 중첩된 윤곽선 세그먼트를 이용하였다. 윤곽선 변동율은 윤곽선 세그먼트의 단위 길이에 따라 국소적 또는 전역적인 특징을 나타내므로, 윤곽선 변동율의 분포를 나타내는 특징 벡터로 물체의 형태를 기술하고, 단위 길이별로 특징 벡터를 비교하여 윤곽선 형태의 유사도를 계산한다. 제안된 방법을 구현하여 15종의 물고기 영상에 대하여 회전 및 크기 변형을 가한 총 165개의 영상에 대하여 실험한 결과, 회전 및 크기 변형에 대한 불변성은 물론 정규화된 체인코드 히스토그램(NCCH)과 링 프로젝션(TRP)을 이용한 방법에 비하여 군집화 능력이 우수함을 확인할 수 있었다.

Two-Dimensional Shape Description of Objects using The Contour Fluctuation Ratio

Min-Ki, Kim†

ABSTRACT

In this paper, we proposed a contour shape description method which use the CFR(contour fluctuation ratio) feature. The CFR is the ratio of the line length to the curve length of a contour segment. The line length means the distance of two end points on a contour segment, and the curve length means the sum of distance of all adjacent two points on a contour segment. We should acquire rotation and scale invariant contour segments because each CFR is computed from contour segments. By using the interleaved contour segment of which length is proportion to the entire contour length and which is generated from all the points on contour, we could acquire rotation and scale invariant contour segments. The CFR can describes the local or global feature of contour shape according to the unit length of contour segment. Therefore we describe the shape of objects with the feature vector which represents the distribution of CFRs, and calculate the similarity by comparing the feature vector of corresponding unit length segments. We implemented the proposed method and experimented with rotated and scaled 165 fish images of fifteen types. The experimental result shows that the proposed method is not only invariant to rotation and scale but also superior to NCCH and TRP method in the clustering power.

Key words: 윤곽선 변동율(contour fluctuation ratio), 윤곽선 세그먼트(contour segment), 형태 기술(shape description), 불변 특징(invariant feature)

1. 서 론

인터넷을 통한 정보의 교류와 공유가 확대되면서, 인터넷 상의 방대한 자료를 신속하게 검색하고자 하는 사용자의 정보욕구를 정보검색 엔진이 어느 정도 충족시켜 주고 있다. 반면에 그림, 소리, 동영상과 같은 비문자 자료가 계속 증가함에 따라 멀티미디어 자료에 대한 정보검색 욕구가 새롭게 대두되고 있다.

† 정회원, 경상대학교 사범대학 컴퓨터교육과 전임강사, 경상대학교 컴퓨터 · 정보통신연구소 연구원

기존의 문자기반 영상검색은 데이터베이스 관리의 측면에서 연구되어 왔지만, 내용기반 영상검색은 컴퓨터 비전의 측면에서 접근되고 있다. 특히 형태(shape), 색상(color), 질감(texture)과 같은 시각적 특징의 추출과 기술은 내용기반 영상검색을 위한 기본 과제로 이에 대한 폭넓은 연구가 진행되어 왔다[1,2].

형태 기술(shape description)은 영상의 내용을 식별하는 기본 요소로, 형태 기술 방식은 형태 기술의 결과가 단순히 수치로 나타나는가 아니면 그림이나 공간적인 그래프로 나타나는가에 따라 수치 변환(scalar transform) 방식과 공간 도메인(space domain) 방식으로 구분하고, 형태 기술에 사용된 정보에 따라 윤곽선(boundary) 기반 방식과 영역(region) 기반 방식으로 구분한다[3,4]. 퓨리에 기술자(FD, Fourier Descriptor)와 모멘트(moments)는 수치 변환 방식에 의한 대표적인 특징으로 전역적인 형태 표현에 적합하다. 그러나 국소적인 정보 표현 능력과 시간 복잡도에 대한 개선이 필요하다[5,6]. 체인코드(chain code), 다각형 근사화(polygonal approximation), MAT(Medial Axis Transform) 등은 공간 도메인 방식의 근간을 이루는 특징으로 회전, 이동, 크기 변환에 무관한 안정적인 특징 추출이 관건이다. Iivarinen 등[7,8]은 체인코드의 8방향 정보를 이용한 NCCH(Normalized Chain Code Histogram)을 제시하였다. NCCH은 회전 및 크기 변형에 의한 윤곽선의 왜곡을 최소화하기 위하여 가우시안 필터(Gaussian filter)로 윤곽선을 스무딩한 후 각 방향에 대한 윤곽선 분포를 전체 윤곽선의 길이로 정규화한 것이다. Chang 등[9]은 무게중심으로부터 윤곽선의 특징점(feature points)과의 거리 함수를 제시하고 있는데, 이때 특징점은 윤곽선 상의 곡률이 큰 점을 추출하거나 윤곽선을 다각형으로 근사화한 점(vertex)을 이용한다. Tang 등[10]은 무게중심으로부터 영역 내에 존재하는 화소에 대한 거리를 구하고 거리별로 그 빈도를 누적한 TRP(Transformation Ring Projection)을 제안하였다.

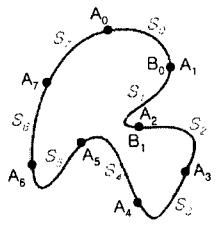
본 논문에서 제안하는 형태 기술 방법은 윤곽선 정보를 이용한 수치 변형 방식으로, NCCH과 TRP과 같이 윤곽선의 구조적인 특징추출 과정을 거치지 않고 비교적 단순한 거리 함수를 이용하여 통계적인 특징을 추출한다. 본 논문의 구성은 서론에 이어, 2장에서는 윤곽선 변동율(CFR, Contour Fluctuation Ratio)을 이용하여 형태를 기술하는 기본 개념을 설명하고, 3장에서는 CFR을 이용한 특징 벡터의 생성 및 유사도 계산 방법을 설명한다. 4장에서는 실험 및 결과 분석을 통해 제안하는 방식의 유효성을 제시하고, 5장에서 결론을 맺는다.

2. 윤곽선 세그먼트와 변동율

윤곽선 변동율(CFR, Contour Fluctuation Ratio)이란 윤곽선이 나타내는 굴곡의 정도를 말한다. 원은 모든 부분이 동일한 굴곡도를 나타내지만 그 외의 모든 형태들을 살펴보면 특정 부분별로 굴곡의 정도에 차이가 있다. 이것은 윤곽선의 부분별 변동율을 이용하여 물체의 형태를 식별할 수 있음을 의미한다. 윤곽선을 일정한 길이의 세그먼트 S로 분할하고, 세그먼트의 양 끝점 A, B를 잇는 직선과 곡선의 길이의 비율로 윤곽선의 변동율 CFR(S)를 정의하면 식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

$$CFR(S) = \frac{Line_Length(A,B)}{Curve_Length(A,B)} \quad (1)$$

윤곽선의 좌측 상단 점을 윤곽선 분할의 시작점으로 설정하였을 때, 그림 1과 같이 전체 윤곽선을 동일한 길이의 세그먼트로 분할하여 i번째 윤곽선 세그먼트 Si의 시작점과 끝점을 Ai, Bi라 하면, Si에 대한 윤곽선 변동율 CFR(Si)을 정의할 수 있다. 따라서 윤곽선을 구성하는 각각의 세그먼트에 대한 윤곽선 변동율을 구하면 윤곽선에 나타난 굴곡의 정도에 따라 국소적인 특징을 추출할 수 있다. S6와 같이 윤곽선 세그먼트가 직선에 가까우면 윤곽선 변동율은 1에 가까운 값을 갖게되며, S3, S5와 같이 윤곽선 세그먼트의 굴곡이 심할수록 0에 가까운 값을 갖게 된다. CFR(Si)는 개별 윤곽선 세그먼트 Si의 국소적인 특징을 나타내므로 CFR(Si)의 조합으로 윤곽선



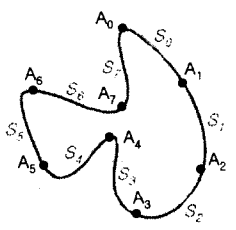
CFR(S0) = 0.7955
CFR(S1) = 0.6564
CFR(S2) = 0.6812
CFR(S3) = 0.6078
CFR(S4) = 0.7878
CFR(S5) = 0.6045
CFR(S6) = 0.9418
CFR(S7) = 0.9093

그림 1. 윤곽선 세그먼트와 변동율

의 전체적인 형태를 통계적인 특징으로 기술할 수 있다.

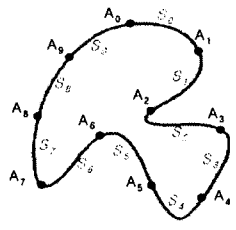
그림 2-(a)는 그림 1의 윤곽선을 크기 변형 없이 회전시킨 형태로 전체적인 윤곽선 변동율이 그림 1에 비하여 크게 나타난 것을 알 수 있다. 이것은 그림 2-(a)의 윤곽선 세그먼트가 그림 1의 윤곽선 세그먼트에 비하여 굴곡이 완만함을 의미하는데, 그 원인은 회전에 의해 윤곽선 세그먼트의 분할 시작점이 변경되었기 때문이다. 그림 2-(b)는 그림 1이 확대되었을 때 윤곽선 분할 시작점은 일치하지만 세그먼트의 개수가 늘어나고 분할 시작점에서 멀어질수록 대응하는 세그먼트가 서로 다르게 나타남을 알 수 있다.

내용기반 영상검색에서의 형태 기술자는 대부분 이동, 회전, 크기 변형에 불변하는 특성을 요구하므로 윤곽선 변동율을 이용하여 형태를 기술하기 위해서는 이러한 변형에 불변하는 윤곽선 세그먼트를 추출해야 한다. 윤곽선을 기반으로 형태를 기술하는 기존의 연구들[4,9]은 이동, 회전, 크기 변형에 불변하는 윤곽선 세그먼트를 얻기 위하여 특징점을 추출하는 복잡한 처리 과정을 두고 있다. 본 논문에서는 크기 변화에 무관하게 윤곽선 세그먼트의 개수를 일치시키기 위하여 전체 윤곽선의 길이에 비례하는 단위



CFR(S_0)=0.9306
CFR(S_1)=0.9041
CFR(S_2)=0.8459
CFR(S_3)=0.8259
CFR(S_4)=0.7598
CFR(S_5)=0.7531
CFR(S_6)=0.9059
CFR(S_7)=0.8029

(a) 회전된 윤곽선 세그먼트



CFR(S_0)=0.8613
CFR(S_1)=0.9009
CFR(S_2)=0.8257
CFR(S_3)=0.8937
CFR(S_4)=0.6092
CFR(S_5)=0.8470
CFR(S_6)=0.9222
CFR(S_7)=0.8944
CFR(S_8)=0.9241
CFR(S_9)=0.9188

(b) 확대된 윤곽선 세그먼트

그림 2. 회전 및 크기 변형이 가해진 윤곽선 세그먼트의 변동율

길이로 윤곽선을 분할하고, 회전에 무관하게 분할 시작점을 일치시킬 수 있도록 윤곽선 상의 모든 점을 분할 시작점으로 하는 중첩된 윤곽선 세그먼트를 생성한다. 윤곽선을 일련의 점들에 대한 순환 순서 리스트(circular ordered list)로 보면, 그림 3과 같이 윤곽선을 구성하는 모든 점에 대하여 일정 길이의 중첩된 윤곽선 세그먼트를 생성할 수 있다. 그러므로, 윤곽선을 구성하는 점의 개수가 L개 일 때 L개 윤곽선 변동율을 얻게 된다.

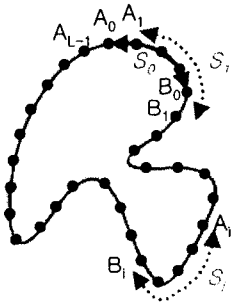


그림 3. 중첩된 윤곽선 세그먼트

3. 특징 벡터의 생성 및 유사도 계산

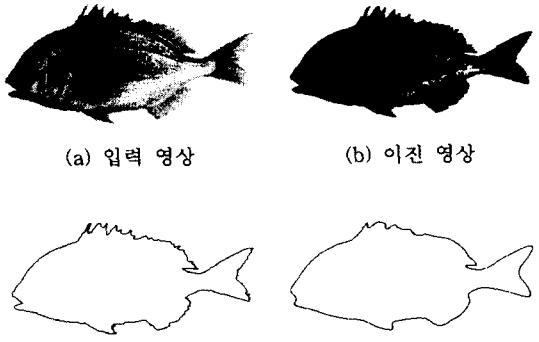
3.1 전처리

입력 영상으로부터 특징 벡터를 생성하기 위한 전처리 과정은 이진화, 윤곽선 추출, 윤곽선 스무딩의 3단계로 이루어진다. Otsu[11]의 이진화 방법은 영상의 명도 값을 통계적으로 분석하여 임계값을 선정하기 때문에 영상의 내용에 무관하게 비교적 우수한 이진화 결과를 제공하지만, 본 논문에서는 물체의 실루엣이 나타내는 외곽선을 추출할 목적으로 이진화를 수행하기 때문에 고정 임계값을 이용하여 이진화를 수행하였다. 그림 4-(b)는 명도 영상인 그림 4-(a)를 이진화한 결과이다.

윤곽선 추출은 Sonka 등[12]에 제시된 알고리즘을 기반으로, 이진화된 영상으로부터 8방향 이웃 연결성으로 윤곽선을 추적하였다. 추출된 윤곽선은 크게 외부 윤곽선과 내부 윤곽선으로 구분되는데, 본 연구에서는 실루엣의 외곽선을 관심 대상으로 하기 때문에 내부 윤곽선과 대상물의 내부 영역에 나타나는 외부 윤곽선은 제거한다.

영상에 회전이나 크기 변형이 가해지면 윤곽선에 원하지 않는 잡영이 발생하기 때문에 이러한 잡영을

효과적으로 제거하기 위하여 윤곽선 스무딩(smoothing)을 수행한다. 윤곽선 스무딩은 가우시안(Gaussian) 필터[13]를 적용하였다. 그림 4-(c)는 이진 영상으로부터 추출한 외부 윤곽선이고, 그림 4-(d)는 가우시안 필터로 윤곽선을 스무딩한 결과이다.



(a) 입력 영상 (b) 이진 영상

(c) 추출된 윤곽선 (d) 스무딩된 윤곽선

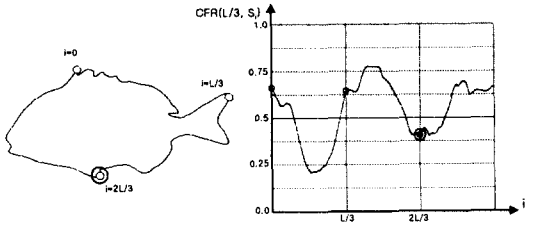
그림 4. 3단계 전처리 과정

3.2 특징 벡터의 생성 및 정합

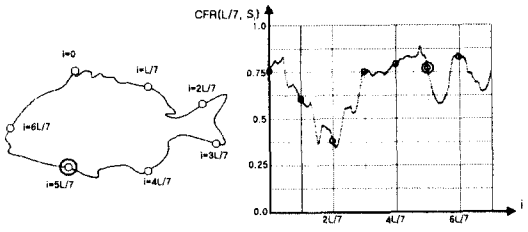
윤곽선 변동율을 계산하기 위해서는 먼저 윤곽선을 분할하기 위한 단위 길이를 설정해야 한다. 윤곽선을 구성하는 각 점은 윤곽선 추출과정에서 시계방향 또는 반시계 방향에 의한 전후 관계를 갖게 되므로, 윤곽선 분할의 시작점으로부터 단위 길이 만큼 진행시켜 윤곽선 세그먼트를 구한다. 물체의 확대나 축소에 무관하게 윤곽선 세그먼트의 개수를 동일하게 유지시키기 위하여 전체 윤곽선 길이 L의 $1/d$을 윤곽선 세그먼트의 단위 길이로 설정하는데, 이때 d 값을 증가시켜 단위 길이를 줄이면 국소적인 윤곽선의 변동율을 나타내고, d값을 감소시켜 단위 길이를 늘이면 전역적인 윤곽선의 변동율을 나타내게 된다. 따라서 d값을 변화시켜 가면서 윤곽선 세그먼트의 변동율을 구하면 국소적인 특징은 물론 전역적인 특징 추출이 가능하다. 식 (1)에 제시된 윤곽선 변동율 계산식에 윤곽선 세그먼트의 단위 길이를 나타내는 독립변수 l을 추가하면, i번째 윤곽선 세그먼트 S_i의 변동율 CFR(l, S_i)는 식 (2)와 같이 표현할 수 있다.

$$CFR(l, S_i) = \frac{Line_Length(A_i, B_i)}{Curve_Length(A_i, B_i)} \quad (2)$$

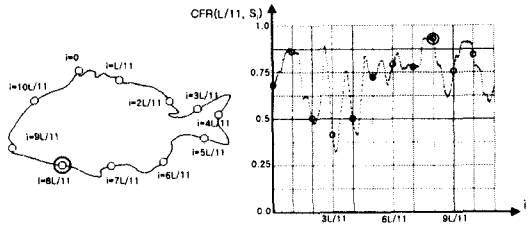
그림 5는 d값을 3, 7, 11로 설정하였을 때, 윤곽선 세그먼트의 변동율을 보여주고 있다. 그림 5-(a)에서



(a) 윤곽선 세그먼트의 길이: L/3



(b) 윤곽선 세그먼트의 길이: L/7



(c) 윤곽선 세그먼트의 길이: L/11

그림 5. 윤곽선 세그먼트와 변동율 그래프

양 끝점이 i=2L/3과 i=0인 윤곽선 세그먼트의 변동율 CFR(L/3, $S_{2L/3}$)이 작게 나타난 것은 부분적인 윤곽선의 굴곡은 별로 없지만 세그먼트 전체로 보면 '<' 형태로 굽었기 때문이다. 윤곽선 세그먼트의 시작점이 완전히 일치하지는 않지만 그림 5-(a)의 CFR(L/3, $S_{2L/3}$), 그림 5-(b)의 CFR(L/7, $S_{5L/7}$), 그림 5-(c)의 CFR(L/11, $S_{8L/11}$)을 비교해 보면 각 세그먼트의 단위 길이가 짧아져 세그먼트 전체로 보았을 때 직선형에 가까워짐을 알 수 있다. 이것은 윤곽선 변동율을 나타내는 우측의 그래프에서도 '◎'으로 표시된 점이 위쪽으로 이동함을 확인할 수 있다. 그림 5-(b)의 윤곽선 변동율 그래프는 그림 5-(a)의 그래프와 비하여 변화가 크고, 그림 5-(c)에 비하면 변화가 작다. 이것은 윤곽선 변동율은 단위 길이가 짧을수록 윤곽선의 국소적인 변화에 민감함을 의미한다. 즉, 윤곽선 세그먼트의 단위 길이가 길면 윤곽선의 국소적인 변화에 둔감하므로 전역적인 특징을 기술하는데 이용할 수 있고, 단

위 길이가 짧으면 윤곽선의 국소적인 변화에 민감하므로 국소적인 특징을 기술하는데 이용할 수 있다.

본 논문에서는 단위 길이가 l인 윤곽선 세그먼트 S_i에 대한 변동율 CFR(l, S_i)를 식(3)에 제시된 바와 같이 n차원의 윤곽선 세그먼트 벡터 $V_l(S_i)$로 변환하고, 식 (4)에 의해 개별 윤곽선 세그먼트 벡터 $V_l(S_i)$의 합으로 전체 윤곽선의 특징 벡터 V_l을 생성한다. 이것은 전체 윤곽선의 형태를 윤곽선 세그먼트의 변동율에 따라 n개의 빈(bin)에 누적한 특징 벡터로 기술함을 의미한다.

$$V_l(S_i) = [v_0, v_1, v_2, \ldots, v_k, \ldots, v_{n-1}] \qquad (3)$$

$$v_k = \begin{cases} 1, & \text{if } CFR(S_i) \times n = k \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

$$V_l = \sum_{i=0}^{L} V_l(S_i) \qquad (4)$$

특징 벡터 V_l의 각 성분 값의 합은 전체 윤곽선의 길이 L과 동일하므로, 물체의 회전이나 크기 변형이 발생하면 같은 형태의 윤곽선임에도 불구하고 서로 다른 특징 값을 갖게 된다. 그러므로 중첩된 윤곽선 세그먼트를 이용하여 회전에 의한 윤곽선 세그먼트의 변형을 흡수하고, 특징 벡터의 각 성분 값을 윤곽선의 길이 L에 대한 비율로 정규화 함으로써 회전 및 크기 변형에 무관한 특징 값을 추출한다.

질의 영상과 검색 대상 자료의 유사도를 계산하기 위해서는 특징 벡터간의 거리를 측정할 수 있어야 한다. 윤곽선 세그먼트의 단위 길이가 l일 때, 질의 영상으로부터 추출한 특징 벡터와 검색 대상 자료의 특징 벡터를 각각 QV_l, MV_l이라 하면, 특징 벡터간의 거리 D_l은 두 벡터의 성분별 값 $QV_l(v_i)$와 $MV_l(v_i)$의 차이를 누적하여 계산하므로 식 (5)와 같이 표현된다.

$$D_l = \sum_{i=0}^{n-1} |QV_l(v_i) - MV_l(v_i)| \qquad (5)$$

단위 길이 l이 상대적으로 길면 윤곽선의 전역적 특징을 나타내고, 짧으면 윤곽선의 국소적인 특징을 나타내므로, 복수개의 단위 길이로부터 추출한 특징 벡터간 거리의 평균값으로 두 형태간의 최종 특징 거리(feature distance)를 계산한다.

4. 실험 및 고찰

4.1 실험 환경

제안된 윤곽선 형태 기술 방법을 평가하기 위하여 사용한 영상은 1994년 국립수산진흥원에서 발간한 "한국연근해 유용어류도감"을 정리하여 인터넷으로 제공하는 군산대학교 웹 사이트(http://www.kunsan.ac.kr/service/fishes/fishmenu.html)의 자료를 이용하였다. 전체 230개의 어류 영상 중에서 외곽선의 형태가 유사한 것을 5개의 그룹으로 분류하고, 각 그룹별로 3개의 영상을 선택하여 회전 및 크기 변형을 가한 165개 영상을 실험에 사용하였다. 본 실험을 위해 256레벨 명도 영상으로 변환하고, 물고기의 실루엣 영상에 문제가 있는 일부 영상은 편집하여 사용하였다. 그림 6은 실험에 사용한 명도 영상을 축소하여 그룹별로 나타낸 것이다. 제안된 형태 기술 방법의 구현은 펜티엄3 PC 상에서 비주얼 C++ 6.0을 이용하였다.

(a) 그룹A : A1, A2, A3

(b) 그룹B : B1, B2, B3

(c) 그룹C : C1, C2, C3

(d) 그룹D : D1, D2, D3

(e) 그룹E : E1, E2, E3

그림 6. 실험에 사용한 물고기 영상의 종류

4.2 실험 결과 및 분석

제안된 형태 기술 방법에 대한 유효성을 알아보기 위하여 군집화 성능과 변형에 대한 불변성의 두 가지 측면을 평가하는 실험을 수행하였다. 군집화란 유사

한 형태들은 특징 공간상에 밀집되게 배치시키고 상이한 형태들은 서로 멀리 떨어지도록 배치시키는 것을 말하고, 불변성이란 영상에 이동, 회전, 크기 변형을 가하여도 특징이 변하지 않음을 의미하는 것이다.

군집화 성능을 평가하기 위하여 같은 그룹 내 영상간의 특징 거리와 서로 다른 그룹에 속하는 영상간의 특징 거리를 비교 분석하였다. 윤곽선 세그먼트의 단위 길이는 전체 윤곽선 길이의 $1/d$로 설정하는데, 전역적 특징과 국소적 특징을 모두 나타낼 수 있도록 한 개의 d값만으로 형태를 기술하지 않고 복수개의 d값을 이용한다. 이때 여러 d값에서 중복된 정보가 발생하는 것을 줄이기 위하여 d값은 소수 중에서 선택하였다. 본 실험에서는 d값을 3, 7, 11로 하여 특징벡터를 구하고 각각의 특징벡터 거리의 합으로 최종 특징 거리를 계산하였다. 표 1은 윤곽선 변동율(CFR)을 이용하는 제안된 방법과 기존의 방법들[7,10]을 구현하여 그룹별 영상의 특징 거리를 구한 결과이다. 각 방법이 서로 다른 특징 거리 척도(feature distance measure)를 사용하므로 표 1에 제시된 특징 거리의 단순 비교는 무의미하며, 대각선상에 나타나는 같은 그룹내의 특징 거리가 다른 그룹내의 특징 거리에 비하여 상대적으로 작게 나타날수록 군집화 성능이 우수한 것으로 판단할 수 있다. 따라서 각 방법이 나타내는 그룹간 특징 거리를 그룹 내 특징 거리로 나누어 상대 거리를 계산하였다. 표 1과 그림 8에서 그룹E′는 그림 7과 같이 실루엣에 문제가 발생하는 그룹E의 영상을 편집하지 않고 그대로 적용한 영상들을 의미한다.

(a) 이진 영상 (b) 추출된 윤곽선

그림 7. 윤곽선의 일부가 파손된 그룹E′에 속하는 영상의 예

그림 8은 세 가지 방법에 대한 그룹별 상대거리를 나타낸 것으로 그룹D에 속하는 영상들의 형태는 비교적 단순하여 세 가지 방법에서 모두 다른 그룹에 속하는 영상들과 확연히 구별됨을 알 수 있으며, 그룹C의 영상들은 제안된 방법이 TRP방법보다 군집화 성능이 낮은 것으로 나타나고 있다. 표 1의 결과를 보면 제안된 방법은 TRP방법에 비하여 실험 데이터

표 1. 그룹별 영상간의 특징 거리

	방법	그룹 A	그룹 B	그룹 C	그룹 D	그룹 E	그룹 E′
그룹A	NCCH*	109	146	153	469	207	193
	TRP**	298	502	615	431	447	555
	CFR	306	1002	495	856	729	863
그룹B	NCCH	146	128	182	396	147	133
	TRP	502	236	315	374	359	414
	CFR	1002	384	845	1246	612	579
그룹C	NCCH	153	182	138	485	218	214
	TRP	615	315	166	604	588	652
	CFR	495	845	269	770	562	703
그룹D	NCCH	469	396	485	80	289	299
	TRP	431	374	604	46	267	285
	CFR	856	1246	770	74	914	993
그룹E	NCCH	207	147	218	289	123	84
	TRP	447	359	588	267	206	234
	CFR	729	612	562	914	192	317
그룹E′	NCCH	193	133	214	299	84	103
	TRP	555	414	652	285	234	316
	CFR	863	579	703	993	317	270

*NCCH[7]: Normalized ChainCode Histogram,
**TRP[10]: Transformation Ring Projection.

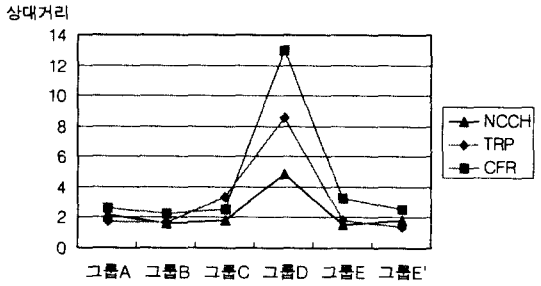


그림 8. 군집화 성능 비교

중에서 그룹A와 그룹C의 거리가 더 가까운 것으로 나타나고 있는데, 이것은 제안된 방법이 무게중심을 고려하지 않고 윤곽선의 형태만을 이용하기 때문에 그룹 A, C 영상의 몸통 부분에 대한 CFR이 유사하게 나타난 결과이다. 그룹E의 영상들과 해당 영상의 윤곽선 일부가 손상된 그룹E′ 영상간의 특징 거리는 세 방법 모두 타 그룹에 비하여 가깝게 나타났으나, CFR 방법만이 그룹E′와 그룹E′간의 특징 거리가 그룹E′와 그룹E간의 특징 거리보다 가깝게 나타났다. 이것은 제안된 방법이 손상된 윤곽선의 국소적인 특징을 효과적으로 기술함을 의미한다.

CFR을 이용하는 제안된 방법은 물론 NCCH, TRP를 이용하는 기존의 방법도 이론적으로는 이동,

회전, 크기 변형에 무관한 특성을 갖는다. 그러나 영상을 비트맵(bitmap)으로 표현하는 과정에서 이동에 의한 변형에는 아무런 영향을 받지 않지만 회전 및 크기 변형을 가한 영상은 윤곽선의 형태가 다르게 표현될 수 있다. 따라서 본 실험에서는 회전 및 크기 변형에 대한 불변성을 평가하기 위하여 원 영상을 15°, 30°, 45°, 90°, 180° 회전시킨 영상과 50%, 80%, 110%, 120%, 150% 크기 변형을 시킨 영상에 대하여 특징 거리를 분석하였다.

표 2는 회전 각도에 따른 특징 거리의 변화를 나타낸 것으로 체인 코드의 방향성을 이용한 NCCH는 90°, 180° 회전시킨 영상보다는 15°, 30°, 45° 회전시킨 영상에서 특징 거리가 크게 변화하였고, 무게 중심과의 거리를 이용하는 TRP와 윤곽선의 굴곡 정보를 이용하는 CFR은 특정 각도에 편향된 특징 거리 변화를 나타내지 않았다. 이것은 간접적으로 회전에 대한 불변성이 NCCH를 이용한 방법 보다 우수함을 의미한다. 표 3은 크기 변화에 따른 특징 거리의 변화를 나타낸 것으로 NCCH를 이용한 방법은 축소된 영상보다 확대된 영상에서 특징 거리의 변화가 크게 나타났고, TRP 방법과 제안한 방법은 모두 특정 크기에 편향된 특징 거리 변화를 나타내지 않았다. 그림 9와 그림 10은 표 1에 제시된 그룹 내 거리를 기준으로 각 그룹에 속하는 영상별로 회전 불변성과 크기 불변성을 상대 거리로 나타낸 것이다. 상대 거리가 1.0보다 크면 같은 그룹내 영상간의 유사도 보다 회전 및 크기가 변형된 영상의 유사도가 낮게 나타난 것이

표 2. 회전에 의한 특징 거리 변화

회전각		15°	30°	45°	90°	180°
그룹A	NCCH	173	182	164	25	31
	TRP	64	228	333	60	85
	CFR	162	236	178	140	96
그룹B	NCCH	186	238	176	35	41
	TRP	84	114	114	32	50
	CFR	164	170	184	165	184
그룹C	NCCH	156	188	150	47	57
	TRP	78	153	202	64	73
	CFR	133	186	99	78	116
그룹D	NCCH	369	421	225	15	18
	TRP	17	23	49	14	19
	CFR	28	61	75	34	34
그룹E	NCCH	237	246	155	17	14
	TRP	43	62	85	56	66
	CFR	76	103	108	41	35

표 3. 크기 변형에 의한 특징 거리 변화

크기 변형		50%	80%	110%	120%	150%
그룹A	NCCH	48	45	71	91	176
	TRP	77	42	38	50	107
	CFR	290	60	112	200	397
그룹B	NCCH	69	63	74	107	124
	TRP	161	37	38	67	58
	CFR	486	151	167	205	372
그룹C	NCCH	67	54	69	126	169
	TRP	210	134	101	70	73
	CFR	157	43	111	203	349
그룹D	NCCH	53	36	69	122	192
	TRP	21	11	23	21	27
	CFR	23	19	15	24	44
그룹E	NCCH	37	34	67	106	135
	TRP	86	30	34	57	44
	CFR	296	54	62	106	188

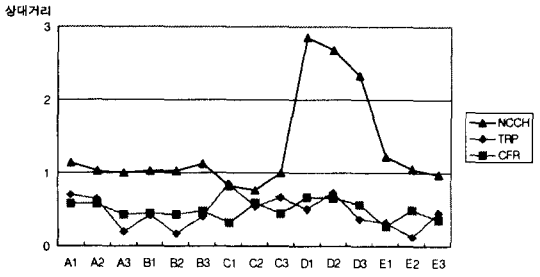


그림 9. 영상별 회전 불변성 비교

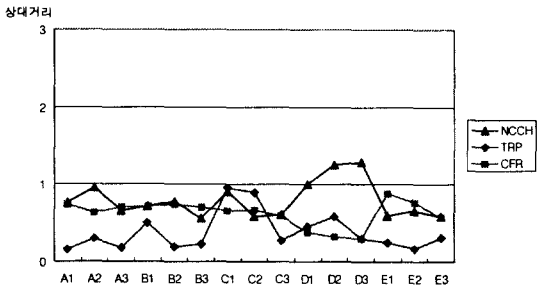


그림 10. 영상별 크기 불변성 비교

므로, 상대 거리가 1.0보다 작을 때 회전 및 크기 변형에 대한 불변성을 유지하는 것으로 판단할 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 회전이나 크기 변형에 불변하는 형태 기술을 위하여 전체 윤곽선의 길이에 비례하는 상대적인 길이로 중첩된 윤곽선 세그먼트를 생성하고 이로부터 윤곽선의 통계적인 특징을 기술하는 방

법을 제안하였다. 제안된 방법은 윤곽선 세그먼트의 단위 길이에 따라 국소적 또는 전역적 특징을 나타내므로, 복수개의 단위 길이를 적용하여 특징 벡터를 생성하였다. 제안된 형태 기술 방법의 유효성을 알아보기 위하여 군집화 성능과 불변성의 두 가지 측면을 평가하는 실험을 수행하였으며, 실험 결과 제안된 방법은 NCCH, TRP 방법에 비하여 군집화 성능이 우수하였으며, 회전 및 크기 변형에 따른 불변성을 갖추고 있음을 확인할 수 있었다. 그러나 제안된 방법은 물체의 형태가 여러 개의 분리된 요소들로 나타날 때 바로 적용할 수 없는 제약이 존재한다. 향후 제안된 형태 기술 방법을 내용기반 영상검색 시스템에 적용하기 위하여 여러 개의 분리된 요소들에 대한 형태 기술 방법으로 발전시킬 계획이다.

참 고 문 헌

[1] Y. Rui, T.S. Huang, and S. Chang, "Image Retrieval: Past, Present, and Future," Journal of Visual Communication and Image Representation, Vol.10, pp.1-23, 1999.

[2] 유성준, "멀티미디어 정보 검색 기술 동향", 전자공학회지, 제25권, 제8호, pp.15-25, 1998.

[3] S. Loncaric, "A Survey of Shape Analysis Techniques," Pattern Recognition, Vol.31, No. 8, pp.983-1001, 1998.

[4] 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. 141-144, 2000.

[5] Y. Rui, A.C. She, and T.S. Huang, "A Modified Fourier Descriptors for Shape Matching in MARS," Image Databases and Multimedia Search, Series on Software Engineering and Knowledge Engineering, Vol. 8. World Scientific Publishing, Singapore, pp.165-180, 1998.

[6] J. Flusser, "Fast calculation of geometric moments of binary images," Proc. of 22nd OAGM'98 Workshop Pattern Recognition Medical Computer Vision, Illmitz, Austria, pp.265-274, 1998.

[7] J. Iivarinen and A. Visa, "Shape Recognition of Irregular Objects," In David P. Casasent, editor, Intelligent Robots and Computer Vision XV: Algorithms, Techniques, Active Vision, and Materials Handling, Proc. of SPIE2904, pp.25-32, 1996.

[8] J. Iivarinen, M. Peura, J. Sarela, and A. Visa, "Comparison of Combined Shape Descriptors for Irregular Objects," Proc. of the 8th British Machine Vision Conference, BMVC'97, Vol.2, pp.430-439. 1997.

[9] 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, pp.1053-1063, 1991.

[10] Y.Y. Tang, H.D. Cheng, and C.Y. Suen, "Transformation-Ring-Projection(TRP) Algorithm and Its VLSI Implementation," In *Character & Handwriting Recognition*, Editor: PSP Wang, World Scientific Series in Computer Science, Vol.30, 1991.

[11] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, Vol. SMC-9, No. 1, pp.62-66, 1979.

[12] Milan Sonka, Vaclav Hlavac, and Roger Boyle, *Image Processing, Analysis and Machine Vision*, Chapman & Hall Computing, 1993.

[13] F. Mokhtarian and A. Mackworth, "Scale-Based Description and Recognition of Planar Curves and Two-Dimensional Shapes," IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.8, No.1, pp.34-43, 1986.

김 민 기

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 전임강사
2001년~현재 경상대학교 컴퓨터·정보통신연구소 연구원
관심분야 : 패턴 인식, 원격 교육, 평생교육, 인간과 컴퓨터 상호작용, 정보검색
E-mail : mkkim@nongae.gsnu.ac.kr
홈페이지 : http://nongae.gsnu.ac.kr/~mkkim