

SOSiM: 형태 특징 기술자를 사용한 형태 기반 객체 유사성 매칭

(SOSiM: Shape-based Object Similarity Matching using Shape Feature Descriptors)

노 충 호 [†] 이 석 룡 ^{**} 정 진 완 ^{***} 김 상 희 ^{****} 김 덕 환 ^{****}

(Chung-Ho Noh) (Seok-Lyong Lee) (Chin-Wan Chung) (Sang-Hee Kim) (Deok-Hwan Kim)

요 약 본 논문에서는 영상 내의 객체의 형태(shape)에 기반한 객체 유사성 매칭(matching) 방법을 제안한다. 제안한 방법에서는 객체의 윤곽선(edge)에서 점들(edge points)을 추출하고, 추출된 점들의 위치 관계를 나타내기 위하여 각 점을 기준으로 로그 원형 히스토그램(log polar histogram)을 생성하였다. 객체의 윤곽을 따라가며 각 점에 대한 원형 히스토그램을 순차적으로 비교함으로써 객체간의 매칭이 이루어지며, 데이터베이스로부터 유사한 객체를 검색하기 위하여 사용한 매칭 방식은 널리 알려진 k-NN(nearest neighbor) 질의 방식을 사용하였다. 제안한 방법을 검증하기 위하여 기존의 형태 문맥 기법(Shape Context method)과 제안한 방법을 비교하였으며, 객체 유사성 매칭 실험에서 k=5일 때 기존 방법의 정확도가 0.37, 제안한 방법이 0.75-0.90이며, k=10일 때 기존 방법이 0.31, 제안한 방법이 0.61-0.80로서 기존의 방법에 비해 정확한 매칭 결과를 보여 주었다. 또한 영상의 회전 변형 실험에서 기존 방법의 정확도가 0.30, 제안한 방법이 0.69로서 기존 방법보다 회전 변형에 강인한(robust) 특성을 가짐을 관찰할 수 있었다.

키워드 : 객체 유사성 매칭, 영상 검색, 객체 인식, 형태 특징 기술자, k-최근접 질의

Abstract In this paper we propose an object similarity matching method based on shape characteristics of an object in an image. The proposed method extracts edge points from edges of objects and generates a log polar histogram with respect to each edge point to represent the relative placement of extracted points. It performs the matching in such a way that it compares polar histograms of two edge points sequentially along with edges of objects, and uses a well-known k-NN(nearest neighbor) approach to retrieve similar objects from a database. To verify the proposed method, we've compared it to an existing Shape-Context method. Experimental results reveal that our method is more accurate in object matching than the existing method, showing that when k=5, the precision of our method is 0.75-0.90 while that of the existing one is 0.37, and when k=10, the precision of our method is 0.61-0.80 while that of the existing one is 0.31. In the experiment of rotational transformation, our method is also more robust compared to the existing one, showing that the precision of our method is 0.69 while that of the existing one is 0.30.

Key words : object similarity matching, image retrieval, object recognition, shape feature descriptor, k-nearest neighbor query

· 본 연구는 한국과학기술원 영상정보특화연구센터를 통한 방위사업청과 국방과 ^{****} 정 회 원 : 인하대학교 전자공학과 교수
 학연구소의 연구비 지원으로 수행되었습니다.(계약번호 UD070007AD).
 deokhwan@inha.ac.kr

[†] 학생회원 : 한국외국어대학교 산업경영공학과
 nochu@nate.com

논문접수 : 2008년 6월 24일
 심사완료 : 2009년 1월 5일

^{**} 종신회원 : 한국외국어대학교 산업경영공학부 교수
 sllee@hufs.ac.kr
 (Corresponding author)

Copyright©2009 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

^{***} 종신회원 : 한국과학기술원 전산학과 교수
 chungcw@cs.kaist.ac.kr

^{****} 정 회 원 : 국방과학연구소 지형영상처리팀 책임연구원
 falcon@add.re.kr

정보과학회논문지: 데이터베이스 제36권 제2호(2009.4)

1. 서론

영상처리 영역 중 한 분야인 영상 매칭 분야는 얼굴 인식, 지문 및 홍채 인식, 영상 의학 분야의 진단지원, 보안에서의 침입 탐지, 생산공정에서의 제품 결함 검출, 인공 위성 영상의 목표물 인식, 국방 무기 개발에서의 영상 정보 인식 등 다양한 영역에서 없어서는 안될 핵심 기술이 되고 있다.

날로 중요시 되고 있는 영상 매칭 분야의 기법 중 하나인 형태 인식(shape recognition) 기법은 영상의 형태를 특징 값(feature value)으로 표현하여 비교함으로써 두 객체가 어느 정도 유사한지를 정량화하는 기법이다. 이 정량화된 수치로 유사성을 판단하여 객체의 유형 분류 및 객체 인식 등에 사용할 수 있다. 형태 기반의 영상 인식에서는 영상 내의 객체를 다양한 방법으로 표현하며, MPEG-7에서는 영상 내의 2D(2-dimensional) 객체를 표현하는 형태 기술자(shape descriptor)로서 영역 기반 형태 기술자(region-based shape descriptor) 및 윤곽선 기반 형태 기술자(contour-based shape descriptor)의 두 가지를 제시하고 있다[1]. 전자는 객체의 형태를 영상 내에서 객체가 점유하고 있는 영역의 관점에서 기술하고, 후자는 객체의 형태를 배경으로부터 분리하는 객체의 윤곽선이란 관점에서 기술하고 있다. 본 논문에서는 객체의 형태를 나타내기 위하여 객체의 윤곽선이 자주 사용되는 데 착안하여 효과적인 윤곽선 기반 형태 기술자를 제시하고, 이를 기반으로 한 객체 유사성 매칭 방법에 관하여 연구한다.

형태 기반의 영상 인식에서는 소수 개의 특징적인 점들만을 이용하여 객체를 표현하는 방법[2,3]이 주로 연구되었다. 형태 인식 기법 중 하나인 형태 문맥 기법[4, 5]은 소수 개의 특징 점을 추출하는 기존의 방법과는 달리 다수의 윤곽점(edge points)을 추출하여 특징 값으로 사용한다. 이 기법은 한 객체의 영상으로부터 윤곽선을 추출하여 그 추출된 윤곽선으로부터 점들을 표본 추출(sampling)하고, 표본 추출된 각각의 윤곽점에서 로그 원형 히스토그램을 계산하여 특징 값을 추출하게 된다. 그리하여 다른 객체의 점들로부터 추출된 특징 값들과 헝가리언 기법(Hungarian method)[6]을 사용하여 비용이 최소가 되도록 두 객체의 로그 원형 히스토그램을 매칭시킨다. 매칭된 비용의 총합이 두 객체간의 유사성을 나타내는 척도가 되며, 그 값으로 두 객체의 유사성을 판별한다.

하지만 기존의 형태 문맥 기법은 매칭 시 사용되는 헝가리언 기법의 특성상 가장 작은 비용을 갖는 점들의 쌍을 찾으며 그로 인해 윤곽을 이루는 점들의 순서를 고려하지 않고 독립적으로 객체의 다른 위치의 점들과

매칭하게 되는 문제점이 있다. 이것은 객체의 형태 특성인 각 점들의 연결성(continuity)을 무시하는 것이다. 또한 기존의 방법에서는 절대각(absolute angle)을 기준으로 하여 각 점에서 원형 히스토그램을 생성하기 때문에 영상의 회전 변형에 취약하다는 문제점이 있다. 본 논문은 위의 두 문제에 대하여 점들의 순차를 고려한 매칭과 원형 히스토그램 생성시 절대각을 사용하지 않고 주변의 점들과의 관계를 고려한 상대각(relative angle)을 도입함으로써, 객체의 유사성을 보다 정확히 판정하고 영상의 회전 변형에 강인(robustness)한 형태 특징 기술자(shape-feature descriptors)를 사용한 형태 기반 객체 유사성 매칭 방법 SOSIM(Shape-based Object Similarity Matching)을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 윤곽선 발견 기법 및 형태 문맥 기법 등의 기존 연구를 소개한다. 3절에서는 형태 문맥 기법을 개선하기 위한 방법을 기술하고, 각 개선된 방법에 대한 상세한 설명과 효용성을 논한다. 4절에서는 제안된 형태 기반 객체 유사성 매칭 방법과 기존의 형태 문맥 기법과의 비교 실험을 통하여 그 성능을 검증한다. 그리고 5절에서는 결론과 함께 향후 연구 방향을 제시한다.

2. 관련 연구

2.1 윤곽선 검출 및 윤곽 추출

윤곽선 검출에는 다양한 기법들이 존재하며 일반적으로 널리 알려진 윤곽선 검출 기법들로서 캐니(Canny) [7], 소벨(Sobel), 프리윗(Prewit) 등[8]의 마스크를 이용하여 영상의 명암의 차이가 지정한 임계 값(threshold) 이상이 되는 점들을 추출하는 방법들이 있으며, ACM(active contour model)[9]과 같이 스네이크 에너지(snake energy) 함수를 사용하는 방법도 있다. 하지만 위의 마스크를 이용한 윤곽선 검출은 영상의 부분적인 명암의 변화(intensity gradient)만을 고려하기 때문에 원하는 윤곽선을 추출하는 것이 어려우며, ACM은 복잡한 부분의 윤곽선은 추출하기가 어려운 단점이 있다. 또한 주파수 변환을 이용한 버터워스 필터(Butterworth filter)를 통해 고 주파수 부분을 검색하는 푸리에 표현(Fourier descriptor) 기법[8]이 있다. 하지만 이 기법 또한 처리 시간이 너무 오래 걸린다는 단점이 있다. 이러한 기존 기법들의 문제점 이외에도, 본 논문에서는 윤곽선을 이루는 점들의 선후 관계를 파악하여야 하는 제약이 있으므로 위에 언급한 기법들은 적합하지 않다.

본 논문에서 제안하는 방법의 특성상 객체의 윤곽선을 이루는 점들을 검출할 때 영상의 원점(0,0)에서부터 영상의 전체에 대하여 스캔(scan)하는 것이 아니라 윤곽선을 따라가며 차례로 윤곽점들을 추적하여 검출하는

방법이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 이진화된 영상에 대하여 윤곽선을 검출한 후 각 윤곽점에 대하여 레이블(label)을 부여하여 추적하며, 이미 추적된 레이블인지를 검사하고 과거에 추적되지 않은 레이블에 대하여 외곽선 및 내곽선을 따라 차례로 점들을 추적하는 윤곽선 추적(contour tracing) 기법[3]을 사용한다.

2.2 형태 표현(representation) 및 형태 매칭

2D 객체의 형태를 표현하기 위하여 다양한 방법들이 연구되어 왔다. 영역 기반의 형태 기술자로서 ART(Angular Radial Transformation)가 있으며[1], 이 방법은 넓은 의미에서 모멘트(moment)에 기초한 형태 분석 방법이다. 이 방법은 2D 객체가 점유하고 있는 영역 내의 픽셀의 분포로 형태를 표현하는 데, 여러 개의 연결되지 않은(disconnected) 영역들로 구성된 객체도 표현할 수 있다. 따라서 세그멘테이션 과정에서 객체가 영상의 노이즈로 인하여 복수 개로 분리된 경우나, 객체가 복잡한 외곽선을 가지거나, 객체 내부에 빈 영역이 있는 경우에도 비교적 용이하게 객체를 표현할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 비교할 두 객체가 비슷한 영역으로 이루어져 있지만 윤곽선의 형태가 전혀 다른 경우에는 두 객체를 구분하지 못한다는 단점이 있다.

한편, 윤곽선 기반 형태 기술자는 객체의 형태를 영역이 아닌 윤곽선으로 나타내므로 객체를 이루는 영역에 관계없이 형태를 기술할 수 있다. 이 방법은 객체를 이루는 선으로 형태를 표현하며, 영역 관점으로 보면 비슷하지만 윤곽이 전혀 다른 두 객체에 대해서도 잘 구분할 수 있는 장점이 있다. 그러나, 영상의 노이즈로 객체들의 윤곽선이 잘 표현되지 않거나 복잡한 형태를 가지고 있는 경우 잘 구분하지 못하는 단점이 있다. 따라서, 두 가지의 형태 기술자는 객체를 표현하는 분야에 따라 적용이 달라지며 두 기술자를 단순 비교하는 것은 어려운 측면이 있고, 상호 보완하는 방향으로 사용하여야 할 것으로 판단된다.

본 논문에서는 객체를 이루고 있는 윤곽선의 형태를 표현하는 기술자에 대한 연구에 초점을 맞추었으며, 일반적인 윤곽선 기반 형태 기술자의 단점인 윤곽선이 잘 표현되지 않거나 복잡한 형태를 가지고 있는 경우를 극복하기 위하여 윤곽선으로부터 다수의 점을 추출하여 사용하는 방법에 관하여 연구한다.

기존의 형태 문맥 기법[4,5]에서는 형태 표현으로서 영상의 외곽선을 이루는 다수의 점들로부터 표본 추출한 점들로 구성된 형태 문맥 기술자를 사용하였다. 이 기술자는 각 점을 기준으로 하여 객체의 형태를 이루는 모든 다른 점들과의 위치 관계를 원형 좌표계(polar coordinates)를 사용하여 작성한 히스토그램이다. 이 히스토그램은 몇 가지 유용한 특성이 있는데 두 객체의

크기의 차이에 크게 영향을 받지 않고(scale invariant), 영상의 변형에도 적용할 수 있다는(translation invariant) 점이다. 이에 대한 발전된 연구로서 [10]에서는 3D 영상에 적용하여 3차원 기술자(3D descriptor)를 개발하였으며, [11]에서는 두 객체의 크기와 회전에는 영향을 크게 받지만 혼잡성(clutter)에 강건하며 연결성과 점들의 각도에 대한 비용을 기존 히스토그램 비용에 추가로 부여하였으며, 혼잡성에 약한 특성을 가진 형태 문맥 기법을 챔퍼 매칭(Chamfer matching)을 적용하여 개선하였다.

기존의 형태 문맥 기법[4,5]의 매칭은 위의 형태 문맥 기술자인 로그 원형 히스토그램을 계산하여 통계치 χ^2 를 두 객체의 대응되는 모든 점들간의 비용으로 산출하였다. 이 때 비교할 두 객체로부터 윤곽점을 추출하여 같은 수의 점들을 대응시키기 위하여 한쪽 객체의 부족한 점들에 대한 대응으로 더미 점들(dummy points)을 추가하였고, 헝가리언 기법을 사용하여 두 객체 간의 매칭을 수행하였다. 헝가리언 기법은 한 도메인의 노드(node)들을 같은 수의 도메인의 노드들에 할당하는 할당 문제(assignment problem)의 해결 방법으로서, 전역적으로 최적의 최저 비용(globally optimal minimum cost)을 찾아 매칭하는 기법이며 이것은 1:1 매칭에서 성능이 우수한 특성을 가지고 있다[12]. [10]에서는 헝가리언 기법에 최단경로(shortest path) 문제를 결합한 Joncker와 Volgenant의 알고리즘[13]이 더 효과적임을 밝히고 이 알고리즘을 사용하였다. 그러나 위에 제시된 방법들은 객체의 윤곽점들의 연속성을 상실하여 매칭의 정확도를 감소시키는 원인이 되며, 또한 영상의 회전 변형에 취약하다는 단점이 있다.

3. 형태 기반 객체 유사성 매칭

본 논문에서 제시한 형태 기반 객체 유사성 매칭 방법은 기존의 형태 문맥 매칭을 개선하여 먼저 윤곽선 추적적으로 획득한 점들의 연속성을 보전하기 위하여 순차적으로 매칭을 수행한다. 두 객체의 점들 중에서 n 개의 점들을 표본 추출하여 순차적으로 비교하고, 순서에 따라 한 점씩 슬라이딩하여 다시 n 개를 차례로 비교하는 식으로 반복한 후, 산출된 비용 중 최소의 비용을 선택하는 방법을 사용한다. 또한, 회전 변형에 대한 강인성을 가지기 위하여 원형 히스토그램 생성시 절대각이 아닌 상대각을 사용한다. 제안한 형태 기반 객체 유사성 매칭 방법은 크게 (1) 윤곽점 추출, (2) 로그 원형 히스토그램 생성, (3) 객체 유사성 매칭의 3단계로 구성되며, 다음 그림 1은 제안한 방법의 전체적인 구조를 나타낸다.

3.1 윤곽점 추출

형태 문맥 기법은 소수의 특징점이 아닌 다수의 대략

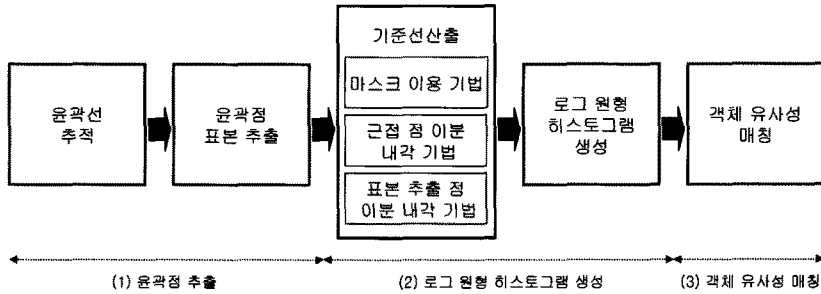


그림 1 제안한 방법의 전체적인 구조

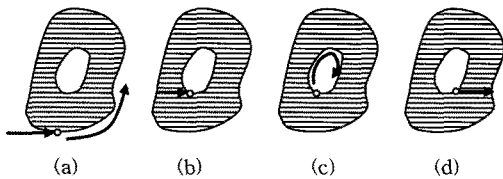


그림 2 윤곽선 추적 방법

적으로 균일하게 분포되어 있는 점들을 경계선 발견 기법으로 추출한다. 하지만 본 연구에서는 순차적 객체 유사성 매칭이라는 후행 작업을 위하여 윤곽선 추적 기법을 사용한다. 윤곽선 추적 기법은 영상 세그멘테이션을 통하여 객체를 배경으로부터 분리한 이진화 영상을 생성하고 윤곽선을 따라가며 윤곽점을 차례로 추출하는 기법이다. 본 논문에서 사용된 윤곽점 추적 방법[3]은 아래 그림 2와 같이 수행된다.

윤곽점 추출의 각 단계는 다음과 같다. 먼저, 원점에서부터 객체를 발견할 때까지 영상을 스캔한다. 객체를 발견할 경우 객체 화소가 스캔 위치에서 상위 화소일 경우 외곽선으로, 하위 화소일 경우 내곽선으로 판정한다. 그림 2의 (a)와 같이 외곽선으로 판정할 경우 외곽선을 따라 시계 반대 방향으로 추적을 진행하며 진행한다. 처음 위치에 도달할 경우 외곽선 추적을 멈춘다. 또한 그림 2의 (c)와 같이 내곽선이라 판정할 경우는 시계 방향으로 추적을 진행한다. 추적시 이미 추적을 수행하였던 화소에 레이블링을 실시하여 다시 그 윤곽점을 재추적하는 경우를 방지한다. 일차 추적 후 원 위치에 도달하면 화소의 레이블링을 검사하고, 방문하지 않은 윤곽점이 남아 있으면 다시 스캔을 수행한다. 스캔 수행시 다시 객체를 발견할 경우 앞의 과정을 반복하여 모든 윤곽점의 레이블링이 완성되면 추적을 종료한다. 이 과정을 통해 윤곽점을 추출하게 되면 추출된 윤곽점들은 객체 내에서 순서 정보를 가지게 된다.

위의 윤곽선 추적을 통하여 다수의 윤곽점들을 발견하게 되며, 이 윤곽점들을 대상으로 표본 추출을 수행하여, 일정한 수의 윤곽점을 선택한다. 본 논문에서는 표

본 추출된 윤곽점들이 가능한 균일하게 분포되도록 하기 위하여 다음의 방법을 제안한다. 먼저, 균일 분포를 얻기 위하여 모든 윤곽점들을 혼합한 후, 이 윤곽점들을 무작위로(randomly) 하나씩 선택하고, 선택된 윤곽점과 가장 가까운 윤곽점을 하나 삭제한다. 이 과정을 반복하다 지정한 수의 윤곽점만 남을 경우 표본 추출을 종료하고, 원래 윤곽점들의 순서에 맞게 최종 추출된 표본 윤곽점들을 재 정렬한다. 아래 표 1은 외곽점 표본 추출 알고리즘을 보여준다.

위에 기술한 윤곽선 추적 기법을 사용하여 추출한 영상의 예가 다음 그림 3의 (b)에 나타나 있고, 윤곽점 표본 추출 알고리즘을 통하여 추출된 윤곽점 표본이 그림 3의 (c)에 나타나 있다. 이 그림에서 관찰할 수 있는 바와 같이

표 1 윤곽점 표본 추출 알고리즘

```

Algorithm ExtractSampleEdgePoints
Variables  i : 횟수를 위한 인덱스
           j : 임의의 점으로부터 가장 가까운 점에 대한 인덱스
           edge_num : the number of elements in edge
Input:    a set of edge points edge, the number of sample points n
Output:   a set of sample edge points s_edge
Step1:   균일 분포를 얻기 위하여 순서대로 저장된 집합 edge의
          원소를 무작위로 혼합
Step2:   // 집합 edge에서 차례로 한 점을 선택한 후
          // 선택된 점과 가장 가까운 점을 찾아 삭제
          i=0
          edge_num = |edge|
          while(|edge|>=n)
              if(i is larger than edge_num) then
                  // i가 최초의 edge가 끝까지 도달하였다면 초기화
                  i=0
                  edge_num = |edge|
              end if
              j=Find_Nearest(edge[i+1]) // edge[i]로부터 가장
              가까운 윤곽점 검색
              DeleteEdge(edge[j]) //edge에서 edge[j]를 삭제
          end while
Step3:   s_edge = edge
          return s_edge
    
```

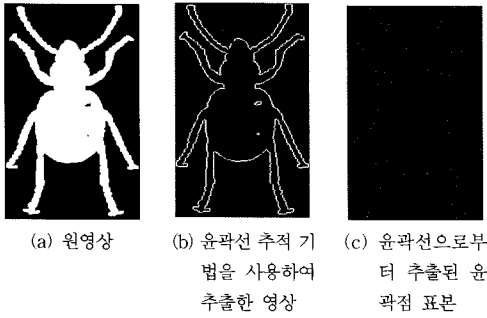


그림 3 윤곽선 추적 기법과 윤곽점 표본 추출 기법

위의 알고리즘을 통하여 추출된 윤곽점 표본은 객체의 윤곽선을 따라 상당히 균일하게 분포되어 있음을 알 수 있다.

3.2 로그 원형 히스토그램 생성

본 절에서는 표본 추출된 각각의 점들에 대하여 로그 원형 히스토그램을 생성하는 방법을 기술한다. 아래 그림 4의 (a)는 표본 추출된 각 윤곽점을 기준으로 원형의 좌표계를 그려 원형 좌표계 안의 각각 나누어진 빈(bin)에 몇 개의 점들이 포함되었는지를 계산한다. 포함된 점들의 계산은 다음 식 (1)로 나타낼 수 있다.

$$h_i(k) = \#\{q \neq p_i : (q - p_i) \in bin(k)\} \quad (1)$$

여기에서 식 (1)의 $h_i(k)$ 는 k 개의 빈을 가지고 있는 i 번째 윤곽점의 히스토그램을 나타낸다. 각 윤곽점의 로그 원형 히스토그램은 k 개의 빈으로 구성되어 있으며 2 차원의 좌표 강에서 거리 좌표(distance coordinate)와 각도 좌표(angle coordinate)로 구성되어 있다. 거리 좌표는 한 점과 모든 점들과의 거리로부터 중앙값(median) λ 를 산출하고, 그 중앙값을 이용하여 $0.125\lambda, 0.25\lambda, 0.5\lambda, 1\lambda, 2\lambda$ 의 5 개의 구간으로 거리 좌표로 나눈다. 거리 좌표에 로그를 취하는 이유는 윤곽점에 멀리 분포

되어 있는 점들이 가까운 곳의 점들보다 상대적 중요성을 가지므로 이를 반영하기 위함이다. 각도 좌표는 기준선(baseline)을 기준으로 360° 에 걸쳐 구성되며, 여기에서 기준선이란 원형 히스토그램 생성시 기준 각도(0°)의 기초가 되는 직선으로 정의한다. 이 기준선으로부터 $0^\circ, 30^\circ, 60^\circ, 90^\circ, 120^\circ, 150^\circ, 180^\circ, 210^\circ, 240^\circ, 270^\circ, 300^\circ, 330^\circ, 360^\circ$ 의 30° 간격으로 구성되어 있으며 총 12개의 구간으로 구성되어 있다. 따라서 로그 원형 히스토그램의 빈의 총 수는 60개가 된다. 거리 좌표와 각도 좌표의 구간의 수는 응용분야에 따라 다양하게 선택될 수 있으며 이에 따라 히스토그램의 빈의 총 수도 달라지게 된다. 다음 그림 4의 (a)는 원형 좌표계의 구성을 도시한 것이며, (b)는 산출된 로그 원형 히스토그램을 나타낸 것이다. 히스토그램 내의 명암도는 진할수록 많은 윤곽점이 분포하고 있음을 나타낸다.

각각의 윤곽점은 특정 값으로 하나의 원형 히스토그램을 가지게 되며, 이 히스토그램을 기초로 두 객체의 점들 간 1:1 매칭을 수행하게 된다. 매칭된 각 점들간의 비용(거리)의 합이 두 객체의 유사성을 나타내는 정량적 수치가 된다. 각 점의 원형 히스토그램을 구하기 위한 기준선 산정 시 기준 각을 절대값인 0° 로 하면 회전 변형에 대하여 강인한 특성을 가지지 못한다. 이에 대한 해결 방법으로 상대 각을 구하여 객체가 회전 변형을 한 경우에도 일정한 원형 히스토그램을 산출하도록 한다. 본 논문에서는 기존 기법을 개선하여 영상의 회전 변형에 강인한 특성을 가지도록 기준선을 선택하기 위하여 마스크를 이용한 기법, 윤곽점의 선후 점들의 연결 각도를 이용한 기법, 그리고 표본 추출된 윤곽점의 선후 점들의 연결 각도를 이용한 기법 등의 3 가지 기법을 제안한다.

(1) 마스크를 이용한 기법(bal: baseline approach)

1): 윤곽점을 추출하지 않은 상태의 이진 영상에서 기준

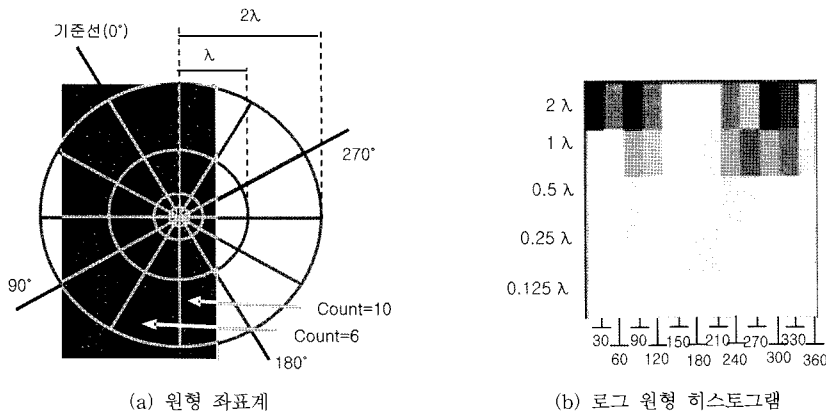


그림 4 원형 좌표계의 구성 및 로그 원형 히스토그램

a1	a2	a3
a4	a5	a6
a7	a8	a9

1	1	1
-1	-1	-1

-1		1
-1		1
-1		1

(a) 영상의 3×3 화소 (b) 수평/수직 마스크
 그림 5 화소 명암 미분 값을 탄젠트를 이용한 방법

선을 구하기 위하여 사용하는 방법으로서 영상의 화소 단위의 명암 값에 대하여 3×3 마스크를 이용하여 기준선을 계산한다. 그림 5의 (a)와 같이 a5에서의 접선의 기울기(θ)를 구할 경우 (b)의 수평 마스크와 수직 마스크를 이용하여 영상내의 객체를 이루는 화소의 x 변화량(Δx) 및 y 변화량(Δy)을 산출한다.

x 변화량과 y 변화량으로 아크 탄젠트(tan⁻¹)를 구하여 기울기를 산출하고 그 기울기와 수직인 직선의 기울기를 구하기 위하여 90°를 더하게 된다. 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\theta = \tan^{-1} (\Delta x / \Delta y) + 90 \quad (2)$$

$$\Delta x = a3 + a6 + a9 - a1 - a4 - a7 \quad (3)$$

$$\Delta y = a1 + a2 + a3 - a7 - a8 - a9 \quad (4)$$

위의 식을 사용하여 영상에서 실제 기준선의 기울기를 구할 경우 다음 그림 6과 같이 계산될 수 있다.

(2) 윤곽점의 선후 점들의 연결 각도를 이용한 기법(ba2): 이 방법은 윤곽선을 이루는 점들을 추출한 후 기준선을 구하기 위해 사용하는 방법으로써 앞서 기술한 윤곽선 추적 기법에서 저장된 윤곽점들의 순서를 사용한다. 윤곽점으로부터 근접 점의 내각 이분 기법으로

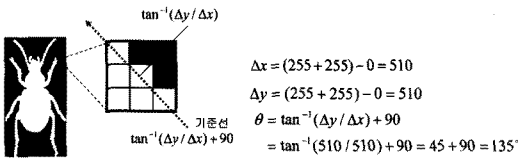


그림 6 마스크를 이용한 기준선 계산 방법(ba1)

서 그림 7의 (a)와 같이 영상 내의 객체의 경계가 되는 각 점에 대하여 순서 상 선행 점 및 후행 점 사이의 내각의 이분각을 이용한다. 이분각을 이루는 선의 수직인 직선이 그 윤곽점의 기준선이 된다.

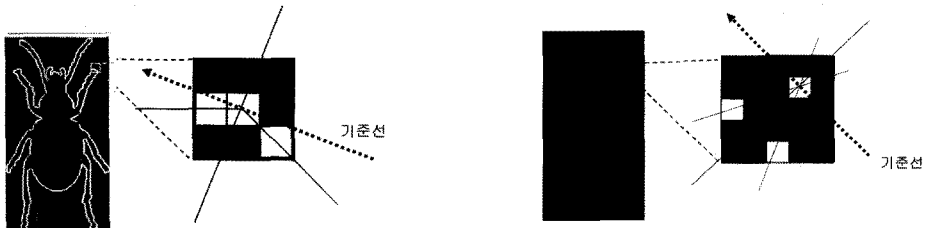
(3) 표본 추출된 외곽점의 선후 점들의 연결각도를 이용한 기법(ba3): 이 방법은 윤곽선을 이루는 점들로부터중 표본 점들을 추출한 후 기준선을 구하기 위해 사용하는 방법으로써 앞서 기술한 (2) 기법과 거의 유사하다. 윤곽점으로부터 인접한 두 표본 점의 내각 이분 기법으로서 단지 원영상에서 인접한 화소로부터 기준선을 구하는 대신 그림 7의 (b)와 같이 표본 추출 과정을 거쳐 선택된 화소들을 기준으로 기준선을 산출하는 것이 다를 뿐이다. 이 방법은 윤곽선이 매끄럽지 않고 지그재그로 되어 있는 영상의 윤곽선에서 보다 좋은 결과를 나타낸다.

3.3 객체 유사성 매칭

두 객체의 유사성을 나타내기 위한 척도(measure)로써 두 객체를 매칭하기 위해 필요한 비용(cost)을 계산한다. 즉 매칭하는 데 필요한 비용이 적을수록 두 객체는 유사한 형태를 가짐을 의미한다. 이 비용은 로그 원형 히스토그램을 비교하여 나타내게 되며 기존의 방법에서는 매칭 시 같은 개수의 표본 추출된 점들을 비교하게 된다. 만일 점의 개수가 다를 경우 더미 점들을 부가하여 계산하며 가장 적은 비용으로 계산되는 최저 비용을 산출한다. 비용의 계산은 두 영상의 각각의 점들이 가지고 있는 정규화된 로그 원형 히스토그램으로 χ^2 거리값을 계산한다[4,5]. 다음 식 (5)는 두 객체의 로그 원형 히스토그램을 비교하여 매칭 비용 C_s 를 계산하는 식이다.

$$C_s = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{[g(k) - h(k)]}{g(k) + h(k)} \quad (5)$$

여기에서 g(k)와 h(k)는 각각 두 객체의 로그 원형 히스토그램을 나타내며, 기존의 방법에서는 매칭 기법은 헝가리언 기법을 사용하여 매칭을 수행한다. 하지만 기존의 방법은 다음과 같은 문제점이 존재한다. 두 객체의



(a) 윤곽점의 선후 점들의 연결 각도를 이용한 기법(ba2) (b) 표본 추출된 외곽점의 선후 점들의 연결각도를 이용한 기법(ba3)

그림 7 윤곽점으로부터 기준선 산출 방법

표본 추출된 점들의 매칭에서 최소의 비용만을 고려하여 매칭할 윤곽점들의 쌍을 정하므로 윤곽선을 이루는 점들의 순차적 연결성을 무시하게 된다. 즉, 정확한 유사성을 산출하지 않고 각 표본 추출된 점들의 독립적인 매칭에 의해 최저의 비용을 산출하기 위한 유사성 값을 산출하게 된다. 순서를 고려하지 않은 매칭을 하게 됨으로서 객체 형태의 연결성에 관한 정보를 상실하게 되며, 이는 매칭의 정확도를 저하시키는 원인이 된다[11].

본 논문에서는 이러한 기존 기법의 문제점을 개선하기 위하여 다음과 같은 방법을 제시한다. 즉, 3.1 및 3.2 절에서 표본 추출된 점들로 매칭할 때 윤곽선을 이루는 점들의 순서를 유지하면서, 비교하는 표본 추출된 점들을 하나씩 슬라이딩하여 순서대로 비교하고 그 중 최소의 비용을 산출하는 방법이다. 여기서 $p_A(n)$ 을 영상의 n 번째 포인트라 하고, 각 영상에서 표본 추출된 점들을 N 개 선택한다고 할 때, $C(p_A(i), p_B(j))$ 를 A 영상의 i 번째 점과 B 영상의 j 번째 점과의 매칭 비용이라 하면 이 비용은 다음 수식으로 표현된다.

$$TC_F = \min_{0 \leq i \leq N-1} \sum_{k=1}^N C(p_A(k), p_B(k+i \bmod N)) \quad (6)$$

$$TC_R = \min_{0 \leq i \leq N-1} \sum_{k=1}^N C(p_A(k), p_B(i-k+N \bmod N)) \quad (7)$$

$$TC = \min(TC_F, TC_R) \quad (8)$$

비용을 계산하기 위한 매칭은 정방향 식 (6) 및 역방향 식 (7)의 두 방향으로 이루어진다. 두 방향의 매칭 결과 각각의 비용은 달라질 수 있으며, 양 방향의 매칭을 고려함으로써 매칭의 정확도를 높일 수 있다. 정방향 매칭시 $k+i$ 가 N 을 초과할 경우를 대비하여 N 으로 나눈 나머지로 계산하며, 역방향 매칭시 $i-k$ 가 0 보다 작을 경우를 대비하여 N 을 더하고 그 값을 N 으로 나눈 나머지로 계산한다. 정방향 매칭시 비용 TC_F 와 역방향 매칭시 비용 TC_R 를 계산하여 이 중 작은 값을 식 (8)에 보인 바와 같이 두 영상의 총 비용(TC : Total Cost)으로 간주한다. 이 비용이 두 객체의 유사성을 나타내는 정량화된 수치이며, 0과 1사이의 값을 가진다. 이 값이 0 에 가까워 질수록 두 객체는 유사하다고 볼 수 있다. 두 객체의 순차 매칭을 그림으로 표현하면 다음 그림 8과 같다.

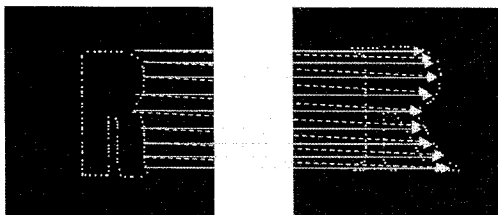
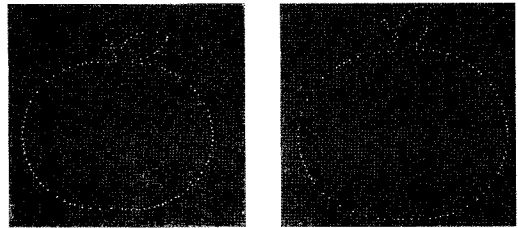
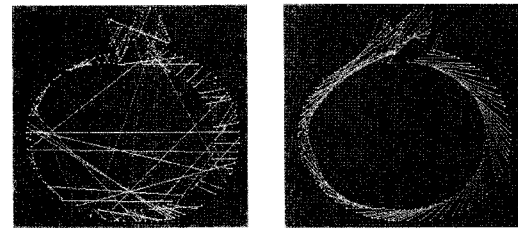


그림 8 두 객체(영문자 알파벳 'R')의 순차 매칭

다음 그림 9는 기존의 헝가리언 매칭 기법과 제안한 순차 매칭 방법의 차이를 보여주는 그림이다. 헝가리언 매칭 기법은 (b)와 같이 최소 비용으로 매칭되는 점들의 쌍을 먼저 찾아 매칭하기 때문에 다소 산만하게 매칭하는 경향을 볼 수 있으나 제안한 방법은 (c)와 같이 순차적으로 매칭되는 것을 관찰할 수 있다.



(a) 매칭할 두 영상



(b) 헝가리언 기법으로 매칭 (c) 제안한 방법으로 매칭
그림 9 기존의 헝가리언 방법 및 제안한 방법의 매칭 비교

4. 실험 결과 및 분석

제안한 방법은 Window XP Pro 환경에서 Visual C++ 언어로 개발하였으며 실험에 사용된 컴퓨터의 CPU 사양은 펜티엄4 3.6GHz, RAM 의 규격은 2GB이다. 영상 매칭의 정확도를 평가하기 위하여 실험 데이터 세트를 적절하게 정하는 것이 매우 중요하다. 정확도를 평가하기 위한 기준이 되는 그라운드 트루스(ground truth)를 결정하는 일은 매우 어려우며 이에 대한 정량화된 기준이 없고, 정확하게 평가할 수 있는 평가 도구도 현재 마련되어 있지 않다. 영상의 유사성에 대한 평가 기준은 전문가의 시각에 의존할 수 밖에 없으며, 인간의 시각은 개개인마다 달라질 수 있다. 그러므로 객체를 범주 별로 잘 분류하여 유사성에 대한 그라운드 트루스 결정이 용이한 데이터 세트를 사용하여 실험하는 것이 필요하다. 본 논문에서는 기존 연구에서 널리 이용되는 MPEG 표준 실험 데이터 세트인 MPEG-7 Core Experiment CE-Shape-1[12]의 형태 데이터 세트(shape data set)을 대상으로 실험하였으며, 각각 다양한 크기의 영상을 사용하였다. 실험에 사용된 영상은 25가지의 다양한 범주(category)의 속하는 영상을 사용하였으며, 각 범주 별

로 10 개씩 총 250개의 영상을 대상으로 하였다. 객체의 유사성을 측정하기 위한 척도는 식 (8)의 총비용(TC)을 사용하며, 매칭 방식은 특정한 범주에 속하는 주어진 질의 영상에 대하여 k -NN 방법으로 질의 영상과의 매칭 비용인 TC를 산출하여 가장 작은 값을 가지는 영상 10 개를 순서대로 추출하는 것으로 진행하였다.

본 연구에서 제안한 방법은 먼저 회전 변형에 강한한 특성을 가지도록 기준선을 계산하고, 그 후에 윤곽점의 순서를 고려한 매칭을 수행하는 단계로 이루어져 있다. 제안한 방법은 기준선을 계산하는 방식에 따라 마스크를 이용한 방법($ba1$ -SOSiM), 윤곽점의 선후 점들의 연결 각도를 이용한 기법($ba2$ -SOSiM), 그리고 표본 추출된 윤곽점의 선후 점들의 연결 각도를 이용한 기법($ba3$ -SOSiM) 등으로 구성되어 있으며, 이 세 가지 방법과 기존 연구인 형태 문맥 기법(sh -context 방법[4, 5])을 비교하여 실험하였다. 실험의 척도(measurement)로써 정보 검색 분야에서 널리 사용되고 있는 정확도(precision)와 재현율(recall)이 있다. $Set(ret)$ 를 질의에서 검색된(retrieved) 영상의 집합이라 하고, $Set(rel)$ 를 질의와 유사한(relevant) 영상의 집합이라 하고, 집합 S의 요소의 수를 $|S|$ 로 표기할 때 정확도 및 재현율은 다음 식 (9)와 같이 정의된다.

$$precision = \frac{|Set(ret) \cap Set(rel)|}{|Set(ret)|}, recall = \frac{|Set(ret) \cap Set(rel)|}{|Set(rel)|} \tag{9}$$

k -NN 방법에서는 $Set(ret)$ 가 k 로 고정되어 있고 검색된 k 개의 영상 중에서 같은 범주에 속하는 영상이 얼마나 존재하는 지를 측정하면 되므로 정확도의 식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$precision = \frac{\text{검색된 } k\text{개의 영상중 같은 범주에 속하는 영상의 수}}{k} \tag{10}$$

본 실험에서는 $k=10$ 이 되며 분자는 검색된 10 개의 영상 중에 같은 범주에 속하는 영상의 개수를 구하면

정확도를 측정할 수 있다. 한편 재현율의 경우, 실험 데이터 세트 구성시 각 범주별로 10 개 씩의 영상을 포함 하였으므로 $|Set(rel)|=10$ 이 되어 결국 정확도와 같은 값을 가지게 된다. 따라서 재현율에 대한 별도의 실험은 생략하기로 한다. 아래 그림 10은 질의 영상에 대하여 제안한 방법인 $ba1$ -SOSiM, $ba2$ -SOSiM, $ba3$ -SOSiM 의 세 가지 방법과 상대각이 아닌 절대각을 사용한 기존의 sh -context 기법의 4 가지 방법으로 유사성을 산출하여 매칭한 후 유사성이 높은 순서로 정리한 예이다. 그림 10에서 볼 수 있는 바와 같이 sh -context 기법에 비해 제안한 3 가지 기법이 객체의 유사성에 관하여 보다 정확히 매칭하는 것을 관찰할 수 있다.

다음 표 2는 위의 실험을 확장하여 실험 데이터 세트의 모든 영상 250 개를 질의 영상으로 하여 카테고리 별 객체 유사성 매칭을 분석한 결과이다. 이 경우, 동일한 범주의 질의 영상이 10 개이며 각 질의에 대하여 유사(relevant) 영상의 개수도 10이 된다. 따라서 정확도가 1.00이 되는 유사 영상의 개수는 k 가 10일 때 총 2500 (=250×10)개이며, k 가 5일 때에는 총 1250(=250×5)개이다. k 가 10인 경우와 5인 경우의 객체 유사성 매칭 실험 결과를 종합적으로 정리하여 다음 표 3에 나타내었다.

각 카테고리 별로 실험 결과를 보면, $ba2$ -SOSiM은 다른 두 방법에 비해 전반적으로 성능이 좋지 않은 것을 볼 수 있다. 그 이유는 근접 선후 점으로 기준선을 정하여 형태 기술자를 산출하기 때문에 외곽선의 노이즈 영향을 받아 회전 영상에 대한 정확한 형태 인식을 수행하기 어렵다고 생각된다. $ba1$ -SOSiM과 $ba3$ -SOSiM은 전반적으로 유사한 성능을 보이나, 장치2, 파리, 포크에서 $ba1$ -SOSiM이 좀 더 나은 성능을 보인다. 이것은 영상의 형태가 전반적으로 곡선으로 많이 이루어져 있는 영상들로서, 곡선을 이루는 형태에서는 $ba2$ -SOSiM이 좀더 효과적으로 인식한다고 판단된다. 그에 비해, 박쥐, 딱정벌레 같은 카테고리는 $ba3$ -SOSiM이 좀더 우수한데, 이러한 영상 카테고리는 영상의 형태가 뾰족한


































질의	방법	10-NN 유사성 매칭 결과									
	$ba1$ -SOSiM										
	$ba2$ -SOSiM										
	$ba3$ -SOSiM										
	sh -context										

그림 10 제안한 방법 및 기존 방법의 객체 유사성 매칭 실험 결과

표 2 영상 카테고리 별 객체 유사성 매칭 실험 결과

영상카테고리 (각 10개)	ba1-SOSiM		ba2-SOSiM		ba3-SOSiM	
	유사 영상개수	비유사 영상개수	유사 영상개수	비유사 영상개수	유사 영상개수	비유사 영상개수
사과	97	2	71	2	100	0
박쥐	36	63	18	63	63	37
딱정벌레	43	35	46	35	64	36
종	97	2	41	2	99	1
새	34	64	13	64	35	65
뼈	97	0	100	0	99	1
병	100	0	95	0	100	0
벽돌	100	0	90	0	98	2
차	97	0	66	26	99	1
마차	100	0	77	0	100	0
휴대폰	91	6	89	0	90	10
닭	39	63	14	6	39	61
아이들	99	0	100	63	100	0
헬리콥터	100	0	97	0	99	1
클래식 차	49	39	23	0	49	51
장치1	79	37	35	39	81	19
장치2	94	20	76	4	79	21
얼굴	100	0	100	37	100	0
가자미	80	22	46	20	82	18
파리	65	29	48	0	53	47
포크	98	4	68	22	82	18
파운스테인	99	1	100	29	100	0
물고기	60	40	42	4	57	43
바다뱀	85	19	34	19	51	49
스프링	56	23	30	23	54	46
Total	1995	505	1519	981	1973	527

표 3 객체 유사성 매칭 실험 결과 종합

비교 방법		ba1-SOSiM	ba2-SOSiM	ba3-SOSiM	sh-context
k=10	유사영상 개수	1995	1519	1973	768
	정확도	0.80	0.61	0.79	0.31
k=5	유사 상 개수	1101	937	1125	465
	정확도	0.88	0.75	0.90	0.37

외관점들을 많이 가지고 있으며, 이러한 영상의 특징에서는 ba3-SOSiM이 적절하기 때문이다. 따라서 영상의 형태에 따라 각 방법을 보완적으로 사용할 수 있다.

표 3의 객체 유사성 매칭 실험 결과 종합표에서 관찰할 수 있듯이 k가 10일 때 정확도가 높은 방법은 ba1-SOSiM인 것을 볼 수 있다. 또한, k가 5일 때에는 ba3-SOSiM 방법이 ba1-SOSiM 보다 약간 정확도가 더 높은 결과가 관찰되었다. 종합적으로 볼 때 ba1-SOSiM 방법이 위의 4 가지 방법 중에서 가장 우수한 방법이라고 판단된다.

다음은 영상의 회전 변형에 관한 실험 결과이다. 실험은 기존의 방법인 sh-context와 위의 실험에서 가장 적절한 방법이라고 판단된 ba1-SOSiM 방법을 비교하였다. 실험 데이터 세트는 마찬가지로 10 개의 범주로 구

성되며 한 범주당 3 개씩의 영상을 선택하였고, 각각의 영상을 다음 그림 11과 같이 원 영상에 대하여 45°, 90°, 135°, 180°씩 회전 변형을 하여 총 150 개로 구성하였다. k는 15로 하였으며 모든 영상을 질의 영상으로 사용하였고, 따라서 정확도가 1.00이 되는 유사 영상의 개수는 총 2250(=150×15) 개가 된다.

회전 변형 실험 결과는 다음 표 4에 기술되어 있다. 이 결과를 보면 절대각을 사용한 하여 sh-context의 경우 정확도가 상당히 낮은 결과를 보이고 있으며, ba1-SOSiM이 효과적인 것으로 나타나고 있다. 특히할 만한 사항은 도마뱀 범주와 같이 회전 변형을 하여도 비슷한 형태를 유지하는 영상의 경우 기존 기법이 더 좋은 결과를 나타낼 수도 있음을 볼 수 있으며, 이는 추후 연구를 통하여 개선해야 할 점이다.



그림 11 원영상 및 회전 변형한 영상

표 4 영상의 회전 변형 비교 실험

카테고리종류	sh-context	bal-SOSiM
총	67(0.30)	190(0.84)
배	68(0.30)	175(0.78)
자동차	34(0.15)	190(0.84)
컵	76(0.33)	131(0.58)
물고기	45(0.20)	123(0.55)
하트	71(0.32)	170(0.76)
도마뱀	161(0.72)	135(0.6)
가오리	38(0.17)	95(0.42)
신발	37(0.16)	186(0.83)
나무	80(0.35)	165(0.73)
Total	677(0.30)	1560(0.69)

5. 결론

본 논문에서는 객체의 형태에 기반한 객체 유사성 매칭 방법을 제안하였다. 로그 원형 히스토그램 생성 시 기준선을 계산할 때 주변의 윤곽점들과의 위치 관계를 고려하여 영상의 회전 변형에 강한 특성을 가지도록 마스크를 이용한 기법, 윤곽점의 선후 점들의 연결 각도를 이용한 기법, 그리고 표본 추출된 윤곽점의 선후 점들의 연결 각도를 이용한 기법 등의 3 가지 기법을 제안하였다. 또한, 유사성 매칭 시 객체의 형태를 보다 효과적으로 표현하기 위하여 윤곽점들의 순차를 고려한 객체 유사성 매칭 방법을 제안하였다. 실험 결과, 제안한 방법은 기존의 형태 문맥 기법에 비해 객체의 유사성을 보다 정확히 판정하였다. 객체 유사성 매칭 실험에서 k=5일 때 기존 방법의 정확도가 0.37인 반면 제안한 방법이 0.75-0.90의 범위를 보여주었고, k=10일 때에는 기존 방법이 0.31, 제안한 방법이 0.61-0.80의 범위로 기존의 방법에 비해 정확한 매칭 결과를 보여 주었다. 또한 영상의 회전 변형 실험에서 기존 방법의 정확도가 0.30인 반면, 제안한 방법이 0.69로서 기존 방법보다 회전 변형에 강한 특성을 보여 주었다. 제안한 3 가지 기준선 산출 기법 중에서는 마스크를 이용한 기준선 산출 기법이 객체 유사성 매칭에서 다소 유용한 것으로 관찰되었다.

향후 연구 계획으로는 같은 개수의 윤곽점들을 가지고 있는 영상들의 매칭이 아닌 다른 개수의 윤곽점들

가지고 있는 영상들의 매칭에 적용할 수 있는 다양한 메타 휴리스틱(meta heuristic) 알고리즘을 연구할 계획이다. 또한, 거친 윤곽선을 가지고 있는 객체에서도 효과적으로 기준선을 산출하여 유사성 매칭을 할 수 있는 여러 가지 공간 기하학적 기법 등을 연구할 예정이다.

참고 문헌

- [1] Bober. M., "MPEG-7 visual shape descriptors," IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., Vol. 11, 2001.
- [2] Ballard, D.H. and Brown, C.M. Computer Vision, Prentice-Hall, 1982.
- [3] Chang F., Chen C. J., Lu C. J., "A linear-time component-labeling algorithm using contour tracing technique," Elsevier Inc. Computer Vision and Image Understanding, 2004.
- [4] Belongie S., Malik J., "Matching with Shape Contexts," Content-based Access of Image and Video Libraries, 2000. Proceedings. IEEE Workshop on.
- [5] Mori G., Belongie S., Malik J., "Efficient Shape matching Using Shape Contexts," IEEE Trans. On Pattern analysis and machine intelligence, Vol. 27, No. 11, 2005.
- [6] Wayne L. Winston, Munirpallam Venkataramanan, "Introduction to Mathematical Programming: Operations Research," Thomson Learning, 2003.
- [7] Michael D. H., Sarkar S., Sanocki T., Bowyer K. W., "A Robust Visual Method for Assessing the Relative Performance of Edge-Detection Algorithm," IEEE Trans. On Pattern analysis and machine intelligence, Vol. 19, No. 12, 1997.
- [8] Crane R., "A Simplified approach to Image Processing," Prentice-Hall, 1997.
- [9] Xu C., Jerry L. Prince, "Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow," IEEE Trans. on Image processing, Vol. 7, No. 3, 1998.
- [10] Körtgen M., Park G. J., Novotni M., Klein R., "3D Shape matching with 3D Shape Contexts," The 7th Central European Seminar on Computer Graphics, 2003.
- [11] Thayananthan A., Stenger B., Torr P. H. S., Cipolla R., "Shape Context and Chamfer matching in Cluttered Scenes," Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings.

- [12] Latecki L. J., Shape Data for the MPEG-7 Core Experiment CE-Shape-1, Web Page: <http://www.cis.temple.edu/~latecki/TestData/mpeg7shapeB.tar.gz>, 2002.
- [13] Joncker R., Volgenant A., "A shortest augmenting path algorithm for dense and sparse linear assignment problem," Computing, 1987.



김 덕 환

1987년 서울대학교 계산통계학과 학사. 1995년 한국과학기술원 정보통신공학과 석사. 2003년 한국과학기술원 정보통신공학과 박사. 1987년~1997년 LG전자 통신기기연구소 선임연구원. 1997년~2006년 동양공업전문대학 전산경영기술공학부 부교수. 2004년 University of Arizona, Tucson 박사후 연구원. 2006년~현재 인하대학교 전자공학과 부교수. 관심분야는 임베디드 시스템, 시스템소프트웨어, 멀티미디어, 패턴인식, 데이터마이닝 등

노 중 호



2007년 한국외국어대학교 산업정보시스템공학부 학사. 2009년 현재 한국외국어대학교 산업정보시스템공학과 석사과정. 관심분야는 메타휴리스틱, 영상처리, 데이터베이스, 데이터마이닝 등

이 석 룡



1984년 연세대학교 기계공학과 학사. 1993년 연세대학교 산업공학과 전자계산전공 석사. 2001년 한국과학기술원 정보통신공학과 컴퓨터공학전공 박사. 1984년~1995년 한국IBM 소프트웨어 연구소 선임연구원. 1995년~2001년 안산1대학교 교수. 2002년~현재 한국외국어대학교 산업경영공학부 교수. 관심분야는 멀티미디어 데이터베이스, 데이터마이닝, 정보검색 등

정 진 완



1973년 서울대학교 공과대학 전기공학과 학사. 1983년 University of Michigan 컴퓨터공학과 박사. 1983년~1993년 미국 GM 연구소 전산학과 선임연구원 및 책임연구원. 1993년~현재 한국과학기술원 전산학전공 부교수 및 교수. 관심분야는 XML, 시맨틱웹, 멀티미디어 데이터베이스, 스트림 데이터 및 센서 네트워크 데이터베이스

김 상 희



1985년 서강대학교 전자계산학과 학사. 1987년 서강대학교 전자계산학과 석사. 2004년 한국과학기술원 전산학과 박사. 1994년~1995년 미국 Hughes Training Inc. 항공기 시뮬레이터 개발(교환 연구원). 1987년~현재 국방과학연구소 책임연구원. 관심분야는 실시간 3차원 렌더링, 가상현실, 영상데이터베이스, HIS, 컴퓨터그래픽스