

크기 및 회전 불변 영역 특징을 이용한 이미지 유사성 검색

(Image Similarity Retrieval using an Scale and
Rotation Invariant Region Feature)

유승훈[†] 김현수[†] 이석룡^{**} 임명관^{***} 김덕환^{****}
(Seung-Hoon Yu) (Hyun-Soo Kim) (Seok-Lyong Lee) (Myung-Kwan Lim) (Deok-Hwan Kim)

요약 다양한 영역 검출 및 형태 특징 추출 방법 중에서 MSER과 SIFT를 응용한 방법들이 컴퓨터 비전 분야에 많이 사용된다. 하지만 기존의 SIFT를 이용한 특징 추출 방법은 밝기 변화에 민감한 특성을 지니며, MSER 방법은 이미지의 크기 변화에 민감하고, 이미지 유사성 검색에 그대로 적용하기에는 어려움이 많다. 본 논문에서는 스케일 피라미드, MSER 그리고 어파인(affine) 정규화 과정 등을 이용한 영역 특징 서술자를 제안한다. 제안한 방법은 어파인 정규화 방법과 스케일 피라미드를 사용하기 때문에 이미지의 크기, 회전 및 밝기 변화에 불변하다. 다양한 이미지들을 이용하여 실험하고, 실험 결과에서 제안한 방법이 SIFT, PCA-SIFT, CE-SIFT 그리고 SURF 방법에 비해서 각각 20%, 38%, 11%, 24% 이상 좋은 이미지 검색 성능을 보이고 있다.

키워드 : 이미지 유사성 검색, MSER, 이미지 피라미드, 영역 특징 서술자

Abstract Among various region detector and shape feature extraction method, MSER(Maximally Stable Extremal Region) and SIFT and its variant methods are popularly used in computer vision application. However, since SIFT is sensitive to the illumination change and MSER is sensitive to the scale change, it is not easy to apply the image similarity retrieval. In this paper, we present a Scale and Rotation Invariant Region Feature(SRIRF) descriptor using scale pyramid, MSER and affine normalization. The proposed SRIRF method is robust to scale, rotation, illumination change of image since it uses the affine normalization and the scale pyramid. We have tested the SRIRF method on various images. Experimental results demonstrate that the retrieval performance of the SRIRF method is about 20%, 38%, 11%, 24% better than those of traditional SIFT, PCA-SIFT, CE-SIFT and SURF, respectively.

Key words : image similarity retrieval, MSER, image pyramid, region feature descriptor

· 이 논문은 2008년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구인(R01-2008-000-20685-0)

- † 학생회원 : 인하대학교 전자공학과
yshoon@iesl.inha.ac.kr
hyun@iesl.inha.ac.kr
** 종신회원 : 한국외국어대학교 산업경영공학부 교수
sillee@hufs.ac.kr
*** 정회원 : 인하대학교 의과대학 영상의학과 교수
kanlim@inha.ac.kr
**** 정회원 : 인하대학교 전자공학과 부교수
deokhwan@inha.ac.kr
(Corresponding author임)

논문접수 : 2008년 12월 17일

심사완료 : 2009년 9월 14일

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. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지 : 데이터베이스 제36권 제6호(2009.12)

1. 서론

이미지 유사성 검색 또는 영상 인식을 위해서는 입력된 영상으로부터 특징을 추출하고, 이를 여러 가지 정보들로 표현하는 과정이 필요하다. 이렇게 표현된 정보들은 영상의 분류 또는 이미지 유사성 검색에 사용된다. 특징 추출에 사용되는 방법 중에서 전역적 및 지역적 특징 추출 방법이 있다. 전역적 특징은 이미지 전체에서 색상, 형태, 질감과 같은 정보들을 말하며, 지역적 특징은 이미지 전체가 아니라 특정 영역에서 색상, 형태, 질감과 같은 정보들을 추출하는 것을 의미한다. 최근 지역적 특징 추출 기법을 이용한 물체 인식과 이미지 유사성 검색에 대한 관심이 증가하고 있다[1-3]. 또한 지역적 특징들을 추출하기 위해서 관심영역을 찾아 특징 추출을 하는 방법들과 지역적 특징 추출 방법의 복잡도를

줄어 계산 시간을 줄이는 방법들이 많이 연구되고 있다. 최근에 지역적 특징추출 기법은 이미지 매칭과 유사성 검색 등에 많이 사용되고 있으며, 크기, 회전, 밝기 변화와 같은 많은 이미지 변환들에 강한 특징을 가지고 있어야 한다. 크기불변 특징 변환기법(Scale Invariant Feature Transform : SIFT)은 이미지 매칭에서 많이 사용되는 지역적 특징 추출 기법중의 하나이다[2]. SIFT 방법은 크기가 다른 가우시안 분포를 사용하여 이미지 피라미드를 구성하고, 이를 이용하여 DoG(Difference of Gaussian)이미지를 생성하여 특징점(keypoint)을 찾는다. 또한 특징점 주변 구배(gradient)의 크기와 방향 정보를 이용하여 특징점 매칭을 수행하기 때문에 이미지의 크기 및 회전 등에 불변한 특징을 가지고 있다. 하지만 SIFT는 시점 변환(view point change)된 이미지들의 매칭에 좋은 성능을 나타내지만, 이미지 유사성 검색에 사용할 경우 성능이 현저히 저하된다[4]. 또한 SIFT 방법은 DoG 이미지를 사용하여 특징점을 찾는 과정에서 많은 특징점들이 검출되며, 이미지의 해상도가 커질수록 특징점의 수도 비례해서 많아진다. 또한 검출된 많은 특징점들은 특징점을 매칭하는 과정에서 많은 계산량이 필요하며, 따라서 대량의 이미지를 사용하는 이미지 유사성 검색에 적합하지 않다.

본 논문은 이러한 문제점을 해결하기 위하여 가우시안 함수를 사용하는 이미지 피라미드와 피라미드의 각 옥타브에 MSER(Maximally Stable Extremal Region)을 적용한 영역 특징서술자를 제안한다. 가우시안 함수를 적용한 이미지 피라미드에 MSER을 적용하기 때문에 크기, 회전, 밝기 및 잡음에 강하게 영역을 검출할 수 있다. 또한 어파인 정규화 과정을 이용하여 영역의 크기와 방향을 정규화 함으로서 특징 서술자가 크기 및 회전에 불변한 장점을 가질 수 있다. 정규화된 영역들을 다시 작은 영역들로 재구성하여 평균 구배의 크기를 구하고, 각각의 영역들을 서술함으로써 잡음에 강한 특성을 지닌다.

본 논문에서 제안하는 방법의 기여도는 다음과 같다.

1. 가우시안 함수와 MSER을 적용한 이미지 피라미드를 이용하여 회전, 잡음 및 밝기 변화 등에 불변한 영역을 검출할 수 있다.
2. 이미지 피라미드에서 크기가 다른 이미지들을 이용하여 영역을 검출함으로써 이미지 크기 변화에 매우 안정적으로 영역 검출이 가능하다.
3. 영역 기반의 지역 서술자를 사용하기 때문에 특징점 서술자를 사용하는 방법에 비해 특징의 차원이 작아 연산의 부담을 줄일 수 있다.
4. 어파인 정규화 과정을 통해 영역의 크기에 관계없이 특징을 서술할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구를 설명하며, 3장에서는 가우시안 함수와 MSER을 적용한 이미지 피라미드를 통해서 안정적으로 영역을 찾는 방법과 영역에 대한 정보를 서술하는 방법, 그리고 영역 기반의 유사성 검색 방법을 설명한다. 4장에서는 물체 인식에 사용되는 이미지 집합들을 이용하여 이미지 유사성 검색을 실험하고 5장에서 결론을 기술한다.

2. 관련 연구

지역적 특징 추출 방법 중에 하나인 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)는 DoG(Difference of Gaussian) 이미지를 이용하여 특징점(keypoint)을 찾는다. 윤곽선 주변에 있는 특징점과 DoG이미지에서 크기가 작은 값을 가지고 있는 특징점들은 제거하고, 찾은 특징점의 주변을 구배의 크기와 방향을 이용하여 128차원으로 특징점을 서술한다. 또한 고차원적인 특성을 저차원으로 해결하기 위해서 PCA(Principal Components Analysis)를 이용하여 기존 SIFT 방법에서 128차원으로 서술된 특징을 저차원으로 줄이는 PCA-SIFT 방법이 연구되고 있다[5,6].

SURF(speeded up robust feature) 방법은 헤시안 방법을 기반으로 매우 안정적인 특징점을 빠르게 검출할 수 있다[7]. SIFT에 비해 64 차원의 서술 정보를 사용하기 때문에 이미지 매칭 속도가 빠르다.

최근 관심영역을 검출하여 이미지 검색 성능을 높이는 연구들이 많이 진행되고 있으며, 다양한 형태의 객체를 인식하는 방법들이 연구되고 있다[8-10]. 그 중에서 허프 변환은 한 개의 점을 지나는 모든 직선을 매개 변수 공간(parameter space)에서 곡선의 형태로 나타내고, 매개 변수 공간에서 곡선들이 만나는 교점을 이용해서 교점을 지나는 직선을 찾는 방법으로 많이 사용된다[11]. 또한 허프 변환은 이미지에서 타원 형태의 객체를 찾기 위해 사용된다. 하지만 허프 변환은 윤곽선 이미지를 사용해서 검출하며, 윤곽선 위의 모든 점들에 대해서 수행함으로써 계산량이 많다. 최근에는 이러한 문제들을 해결하기 위해 윤곽선 이미지에서 임의의 점들을 선택하여 허프 변환을 수행하는 방법들이 연구되고 있다[12]. CE-SIFT 방법은 그레이스케일 이미지를 이용하여 DoG 이미지를 생성하는 대신에 케니 에지 알고리즘을 이용하여 윤곽선 추출 후 윤곽선 이미지를 이용한다. 또한 타원 형태의 객체를 인식하기 위해 허프변환을 사용하여 관심영역을 검출하고, 이미지 전체가 아닌 관심영역에서만 특징점을 추출하고 서술한다. 또한 이미지 유사성 검색을 위해서 특징점과 특징점 간의 유사성을 비교하는 유사 이미지 매칭 방법을 제안하였다.

또한 허프 변환을 이용한 영역 검출과는 다르게 윤곽

선 이미지를 사용하지 않고, 이미지 자체를 이용하여 영역을 검출하는 방법으로 MSER(Maximally Stable Extremal Region) 검출 방법이 있다. MSER 검출 방법은 이미지를 화소의 값에 따라 정렬하고, 정렬된 값을 이용하여 임계값을 변화시키면서 영역을 찾는 방법이다[13]. 임계값을 변화시키면 정렬된 화소의 값에 의해 영역들이 생기며, 임계값 변화에 따른 영역 변화율(area variation)이 작은 영역들을 찾아서 이를 타원의 형태로 표현한다. 허프 변환을 사용하여 타원 형태로 표현된 영역을 검출하는 방법에 비해서 MSER 검출 방법은 보다 정확한 영역 검출이 가능하다. 또한 MSER 검출 방법은 어파인 영역 검출 방법들 중에서 크기 변화와 회전 등에 매우 강한 특징을 가지고 있다[14].

3. 이미지 유사성 검색을 위한 영역 특징 서술자

본 논문은 가우시안 함수와 MSER(Maximally Stable Extremal Region)을 적용한 이미지 피라미드를 이용하여 타원의 형태로 표현된 영역(region)을 찾고, 각각의 영역을 크기 및 회전 등의 변화에 불변하게 서술하는 영역 특징 서술자를 제안한다. 그림 1과 같이 제안한 방법은 데이터베이스에 이미지 정보들을 저장하는 것과 질의 이미지를 이용하여 이미지 유사성 검색을 수행하는 것으로 나눌 수 있다. 또한 입력된 이미지를 그레이스케일 이미지로 변환하는 전처리 단계, 가우시안 함수와 MSER(Maximally Stable Extremal Region)을 적용한 이미지 피라미드를 이용하여 영역을 검출하는 영

역 검출단계, 어파인 정규화 과정과 영역 특징을 서술하는 단계, 서술된 특징을 이용하여 이미지 유사성 비교 및 검색을 하는 단계들로 구성된다.

3.1 가우시안 함수와 MSER을 적용한 이미지 피라미드를 통한 영역 검출

입력된 이미지에 가우시안 함수를 적용하여 다양한 해상도를 가진 이미지들을 생성하고, 이를 이용하여 이미지 피라미드를 구성한다. MSER 방법을 이용한 영역 검출은 이미지 피라미드에서 각 옥타브에 해당하는 이미지들을 이용한다.

그림 2는 각각 크기가 다른 가우시안 함수가 적용된 이미지와 다양한 해상도를 갖는 이미지들을 이용하여 이미지 피라미드를 구성하고 각 옥타브에 MSER을 적용한 것이다.

그림 2의 (a)는 객체가 이미지의 크기 변화와 이미지 내에서 다른 크기를 가질 경우에도 정확하게 찾기 위해서 옥타브와 가우시안 함수의 σ 값을 변화시켜 이미지 피라미드를 구성한 것이다. 따라서 각 옥타브의 이미지는 σ 값이 다른 가우시안 함수를 적용하여 한 옥타브에 여러 장의 이미지를 포함하고 있다. 그림 2의 (b)는 가우시안 함수와 MSER을 적용하여 검출된 영역을 타원의 형태로 표현한 것이다. 기존의 MSER 검출 방법은 화소 값에 따라 임계값을 달리하면서 생기는 영역들을 이용하여 영역 변화율이 가장 작은 영역을 선택하여 타원의 형태로 표현한다[13]. 그림 2의 (c)는 가우시안 함수가 적용된 한 옥타브의 상세한 이미지들을 나타낸 것

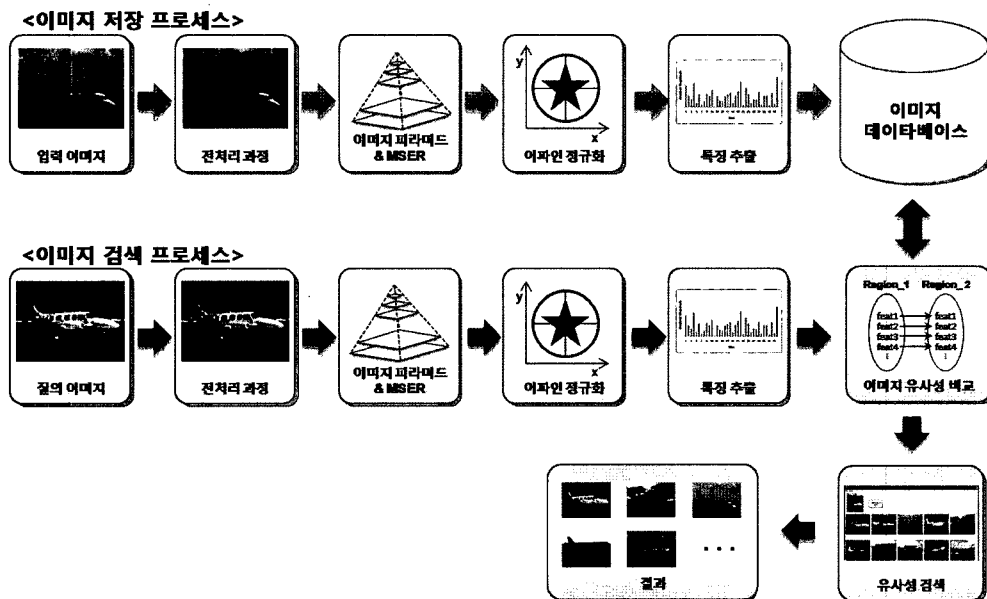


그림 1 영역 기반의 특징 서술자를 이용한 이미지 유사성 검색

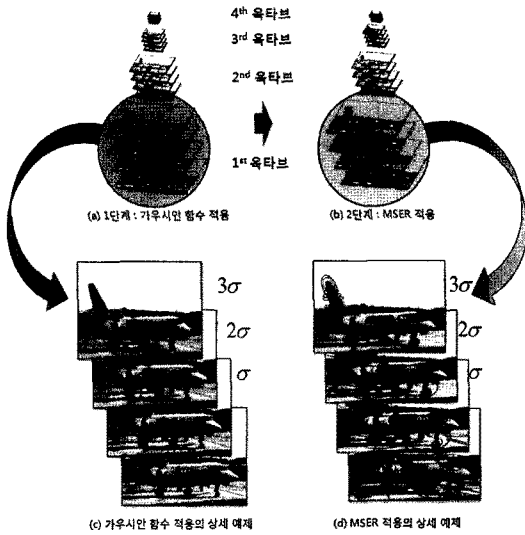


그림 2 가우시안 함수와 MSER을 적용한 이미지 피라미드

이다. 그림 2의 (d)는 가우시안 함수와 MSER을 적용하여 나타난 영역들을 타원의 형태로 표현하고, 한 옥타브에 있는 이미지들을 상세하게 나타낸 것이다. 각각의 이미지는 가우시안 함수의 분포가 다르기 때문에 MSER을 적용하면 이미지에 따라서 검출되는 영역의 개수와 위치가 다르다.

가우시안 함수와 MSER을 이용하여 타원의 형태로 표현된 영역을 찾기 위해서는 영역 변화율이라는 것을 사용한다. 영역 변화율이 크다는 것은 임계값에 따라서 영역이 변화가 크다는 것을 의미하며, 이것은 안정적이지 않은 영역으로 볼 수 있다. 하지만, 임계값에 따라 영역 변화율이 작은 것은 해당 영역이 주변에 비해서 두드러진 특징을 지닌 것으로 볼 수 있다. 사용된 영역 변화율은 식 (1)을 이용하여 계산하며, 그림 3과 같이 임계값에 따라서 $R_{+ \Delta}$, R , $R_{- \Delta}$ 영역을 구하고, 영역 R 의 영역 변화율을 계산한다[13]. 임계값이 달라지면 검출되는 영역의 크기가 달라지며, 서로 근접한 영역의 경우 한 개의 영역으로 포함시키는 과정을 거치게 된다. 이를 통해서 작은 영역들은 하나의 큰 영역에 포함되며, 검출된 영역은 타원의 형태로 표현된다.

$$\text{영역 변화율} = \frac{|R_{+ \Delta}| - |R_{- \Delta}|}{|R|} \quad (1)$$

하지만 가우시안 함수와 MSER을 적용한 이미지 피라미드에서 각 옥타브의 이미지만큼 영역이 검출되기 때문에 안정적으로 영역을 검출하는 방법이 필요하다. 따라서 각 이미지에서 검출되는 영역의 개수와 위치가 다르기 때문에 중복되는 영역들만 선택하고, 특징한 이

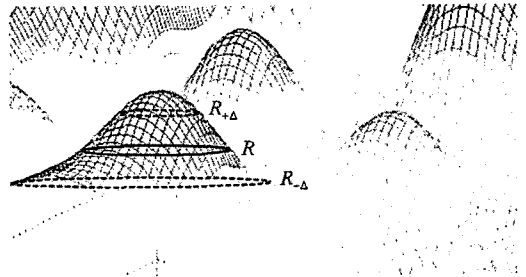


그림 3 영역 R 의 영역 변화율의 계산

미지에서만 검출되는 영역들은 선택하지 않음으로써 잡음과 크기 변화에 강한 영역 검출을 할 수 있다. 중복되는 영역을 검출하기 위해 식 (2), (3)을 이용하여 타원의 크기, 단축의 길이 및 방향 등을 비교하고 영역들을 선택한다.

$$\frac{abs(a_1 - a_2)}{\max(a_1, a_2)} < 0.2 \quad (\text{여기서 } a_1, a_2 \text{는 영역}) \quad (2)$$

$$abs(\theta_{a_1} - \theta_{a_2}) < 10^\circ \quad (3)$$

식 (2)는 타원의 크기를 비교하는 수식으로, 타원 넓이의 차를 이용하여 두 영역의 크기를 비교한다. 매우 작은 타원으로 표현된 영역은 이미지 유사성 검색에는 중요하지 않기 때문에 단축의 길이가 5 보다 작은 영역은 제거한다. 식 (3)은 타원의 넓이는 비슷하지만, 두 타원의 회전 방향을 비교하여 영역을 선택하는데 사용된다.

3.2 어파인 정규화

크기에 불변한 특징을 추출하기 위해서는 서로 다른 크기를 갖는 영역들의 크기를 정규화 하는 과정이 필요하며, 어파인 정규화 과정을 수행하면 정규화된 영역에서 특징 추출을 할 수 있다[15]. 그림 4는 각각 크기가 다른 타원을 단위원으로 정규화 하는 과정을 나타낸 것이다. 즉, 타원으로 표현된 영역을 단위원의 형태로 정규화함으로써 크기에 불변한 특징 추출이 가능하다.

식 (4)를 이용하여 단위원의 형태로 어파인 정규화 과정을 수행한다. X 는 타원으로 표현된 영역을 나타내며, X' 는 어파인 정규화 과정을 거친 후 단위원으로 표현된 영역을 나타낸다. a, b 는 타원에서 각 축의 반지름

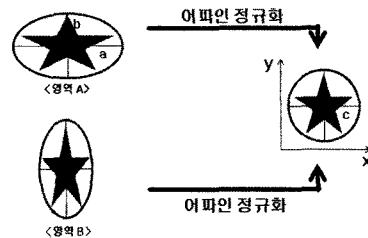


그림 4 어파인 정규화 과정

을 나타내며, c 는 단위원의 반지름을 나타낸다. θ 는 타원이 회전한 각도를 나타낸다.

$$X' = AX = \begin{bmatrix} \frac{a}{c} \cos\theta & \frac{b}{c} \cos\theta \\ \frac{a}{c} \sin\theta & -\frac{b}{c} \cos\theta \end{bmatrix} X \quad (4)$$

따라서 가우시안 함수와 이미지 피라미드, 어파인 정규화 과정을 이용하여 타원 형태의 영역을 단위원 형태로 표현이 가능하다. 또한 시점 변화와 크기 및 회전 등의 이미지 변화가 발생하는 경우에도 어파인 정규화 과정을 통해서 정확한 영역을 검출할 수 있다.

3.3 영역 서술자

Shape Context 방법은 로그폴라(log-polar) 히스토그램을 이용하여 각 bin(bin)에 대한 값을 이용하여 특징을 서술한다[16]. 하지만 제안한 방법은 단위원으로 표현된 영역에서 단위원의 반지름과 각도를 이용하여 영역 특징 추출을 수행하고, 회전 성분에 대한 보정을 위해서 서술된 정보를 이동시켜 가장 유사한 값을 기준으로 사용한다. 직사각형 형태로 표현된 서술 정보에서 y 축은 어파인 정규화에 사용한 단위원의 반지름, x 축은 회전 각도에 따라 각 단위원을 직사각형의 이미지로 재구성한다. 그림 5와 같이 A와 B영역은 단위원의 반지름과 각도에 따른 화소 값의 이미지로 재구성하고, 재구성한 이미지를 이용하여 특징 추출을 수행한다.

재구성된 이미지는 구배(gradient)의 크기를 이용하여 서술한다. 회전 각도를 30도로 설정하고, 반지름 r 을 세 개로 나누어 영역을 세분화 한다. 즉, $\left(\frac{360^\circ}{30^\circ}\right) \times \left(\frac{r}{3}\right) = 36$

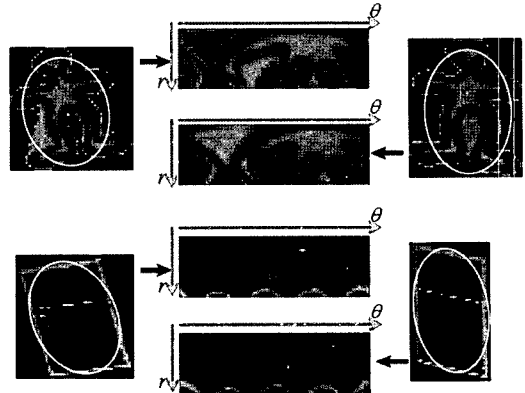


그림 5 특징추출을 위해 재구성한 영역

개의 작은 영역들로 세분화 시키고, 각 영역에서 구배의 크기를 구하고, 그것들의 평균을 계산한다. 그림 6과 같이 구분된 영역에서 구배의 크기 평균을 이용하여 36개의 히스토그램을 생성한다. 생성된 히스토그램을 이용하여 각 영역을 서술하며, 서술된 정보는 이미지 유사성 검색에 사용된다.

또한 표 1과 같이 제안한 SRIRF방법은 가우시안 함수를 적용한 이미지 피라미드와 MSER 방법 그리고 어파인 정규화 방법을 사용하여 크기, 회전, 밝기, 잡음을 강한 특징을 제공한다.

3.4 유사성 검색

영역 매칭은 이미지의 유사성 검색에서 두 이미지의 유사성을 판단하는 기준이 된다. 즉, 입력된 이미지 A의 영역 p 와 비교할 대상 이미지 B의 영역 q 사이의 거리

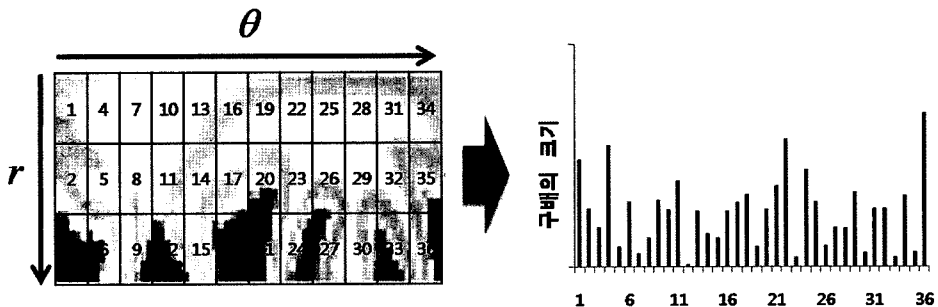


그림 6 구배의 크기를 이용한 히스토그램 생성

표 1 이미지 변화에 대한 속성 비교

	SIFT	CE-SIFT	SRIRF
크기 변화	이미지 피라미드	이미지 피라미드	이미지 피라미드 & 어파인 정규화
밝기 변화	DoG	윤곽선 이미지	MSER 방법
회전	SIFT 서술자	SIFT 서술자	MSER 방법 & 어파인 정규화
잡음	DoG	윤곽선 이미지	가우시안 함수

를 계산하고, 이를 이용하여 두 이미지의 유사성을 판단하게 된다. 식 (5)는 영역 사이의 거리 $d(p, q)$ 를 계산하는 것을 나타내며, 영역과 영역의 거리를 계산하기 위해 유클리디언 거리(euclidean distance) 측정방법을 사용하였다. 여기서 p, q 는 각각 이미지 A 와 B 의 임의의 영역을 나타낸다.

$$d(p, q) = \min \{d_1(p, q), d_2(p, q), d_3(p, q), \dots, d_{12}(p, q)\} \quad (5)$$

$$d_k(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^{36} (p_i - q_{i+3(k-1)})^2}$$

이전 단계에서 어파인 정규화 과정을 이용하여 크기와 회전에 불변한 특징추출을 할 수 있지만, 보다 회전 변화에 강한 특징을 갖게 하기 위해서 서술된 정보를 이용한다. 서술된 36개의 정보를 이용하여 순서대로 거리를 계산하고, 각각 3개씩 이동시켜 총 12번을 계산하며, 그 중에서 최소가 되는 거리 값을 선택한다. 그림 7은 영역간의 거리 $d_1(p, q)$ 와 $d_2(p, q)$ 를 구하는 예를 나타낸다. $d_1(p, q)$ 는 36개 서술정보를 순차적으로 비교하며, $d_2(p, q)$ 에서는 영역 q 의 서술정보를 3개씩 이동시켜 영역 p 와 q_i 를 비교하고, p_2 는 q_5, \dots, p_{35} 는 q_2, p_{36} 은 q_6 과 비교한다.

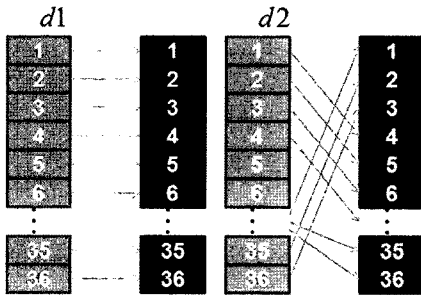


그림 7 $d_1(p, q)$ 와 $d_2(p, q)$ 의 예

또한 식 (6)과 같이 이미지 전체의 유사도를 측정하기 위해서 이미지와 이미지 간의 거리 $D(A, B)$ 를 계산한다. m, n 는 각각 이미지 A 와 B 영역의 개수를 나타낸다.

$$D(A, B) = \frac{\sum_{j=1}^m \min \left(\sum_{k=1}^n d(j, k) \right)}{m} \quad (6)$$

입력 이미지와 대상 이미지들과의 유사성 비교는 두 이미지 사이의 거리 값을 작은 순서대로 정렬해서 사용하며, 가장 상위에 검색되는 이미지는 입력 이미지와 가장 유사한 이미지로 볼 수 있다.

4. 실험 및 분석

마이크로소프트에서 제공하는 이미지 집합(Cambridge

Object Recognition Image Database)과 ALOI(Ams-terdam Library of Object Images)를 사용하여 본 논문에서 제안한 방법(이하 Scale and Rotation Invariant Region Feature:SRIRF라고 함)과 기존의 SIFT, PCA-SIFT, CE-SIFT, SURF와 이미지 유사성 검색 성능을 비교 실험 하였다. 제안하는 알고리즘의 성능은 Core2Duo 2.4GHz CPU, 2GB 메모리를 가진 Windows XP 환경을 사용하여 측정하였다. 표 2와 같이 실험에서 총 1280개의 이미지를 사용하였다.

표 2 사용된 이미지 집합

	카테고리	카테고리별 이미지 개수	전체 이미지 개수
마이크로소프트	20	40	800
ALOI	20	24	480

그림 8은 마이크로소프트에서 제공하는 물체 인식 이미지 집합이다[17]. 각 카테고리 내의 이미지들은 서로 다른 복잡한 배경을 가지고 있으며, 물체의 크기 및 방향 등이 서로 다른 유사한 이미지 집합이다.

그림 9는 ALOI 이미지 집합을 나타내며, 같은 물체들 빛의 방향과 밝기 등을 변화시켜 촬영한 것이다. 또한 물체의 배경은 검정색으로 단순한 구조를 가진다[18].

먼저 각각의 이미지 집합을 이용하여 특징 추출을 수행하고, 추출된 정보들은 영역 서술자를 이용하여 서술한다. 서술된 정보는 데이터베이스에 저장하여 이미지 유사성 검색에 사용하며, 이미지 유사성 검색을 위해서 질의 이미지를 입력하고, 입력된 질의 이미지의 특징을 추출 및 서술한다. 추출된 질의 이미지의 특징은 데이터베이스에 저장된 각 이미지 집합의 특징들과 비교하여 가장 유사하다고 생각되는 이미지들을 질의 이미지와

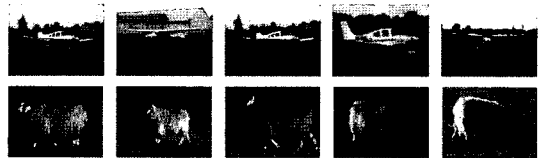


그림 8 실험에 사용된 마이크로소프트 이미지 집합

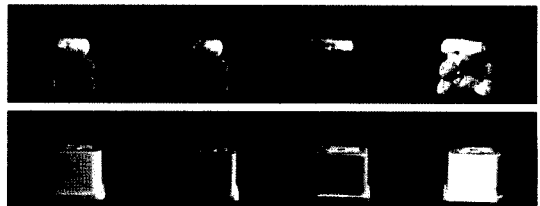


그림 9 실험에 사용된 ALOI 이미지 집합

유사한 순서대로 가져온다. 질의 이미지의 카테고리라 검색된 이미지들의 카테고리를 비교하여 검색 성능을 측정한다. 재현율(repeatability)은 한 개의 이미지와 밝기 변화, 회전 및 잡음을 추가하여 변화된 이미지들 사이에서 나타나는 영역 또는 특징점을 비교하여 성능을 측정하는 방법이다. 실험에서는 영역의 검출 성능을 평가하기 위해 식 (7)을 이용하여 제안한 SRIRF 방법과 기존 MSER 검출 방법[13]의 영역 재현율(repeatability)을 비교하였다. 또한 특징점의 검출 성능을 비교하기 위해 식 (8)을 이용하여 SIFT[2], PCA-SIFT[5], CE-SIFT[4], SURF[7]의 특징점 재현율을 측정하였다. 이미지에서 MSER 검출 방법을 이용하여 영역을 검출하고 검출된 영역에 어파인 정규화를 적용하여 영역 재현율을 측정하였다. 그리고 식 (9)를 이용하여 제안한 SRIRF 방법과 SIFT, PCA-SIFT, CE-SIFT, SURF의 이미지 유사성 검색 정확도를 측정하였다. 이미지 유사성 검색의 정확도는 검색 결과를 적합한 이미지의 개수로 나눈 것으로 이미지 유사성 검색의 성능을 측정하는 방법이 된다.

$$\text{영역의 재현율} = \frac{\text{대응되는 영역의 수}}{\text{찾은 영역의 수}} \times 100 \quad (7)$$

$$\text{특징점의 재현율} = \frac{\text{대응되는 특징점의 수}}{\text{찾은 특징점의 수}} \times 100 \quad (8)$$

$$\text{검색 정확도} = \frac{|\text{검색된 유사 이미지 개수}|}{|\text{적합한 유사 이미지 개수}|} \quad (9)$$

표 3과 같이 제안한 SRIRF 방법과 MSER 방법, 그리고 기존의 특징점을 사용하는 SIFT, PCA-SIFT, CE-SIFT, SURF 방법들을 이용하여 이미지의 밝기 변화, 회전, 잡음 등의 변화에 따른 영역 또는 특징점의 검출 성능을 측정하였다. CE-SIFT, SIFT, PCA-SIFT 방법들은 DoG를 이용하기 때문에 회전과 크기 변화에는 좋은 성능을 나타내지만 밝기 변화와 잡음과 같은 이미지 변화에는 특징점의 수가 급격하게 변화하기 때문에 낮은 재현율을 보인다. 또한 MSER 방법과 어파인 정규화 과정만 사용하여 재현율을 측정한 결과 76.67%로 SIFT방법과 비슷한 결과를 나타내고 있다.

하지만 제안한 SRIRF 방법은 MSER 방법, 이미지 피라미드 및 어파인 정규화 과정을 이용하기 때문에 밝기 변화 및 잡음의 영향에도 좋은 성능을 보여준다. 또한 실험결과에서 제안한 SRIRF 방법이 기존의 방법들에 비해서 85.33%로 가장 높은 재현율을 나타내고 있다.

위에서 측정한 재현율은 이미지의 변화에 따라 영역 또는 특징점의 추출 성능을 평가하는 방법이며, 검색 정확도는 이미지 유사성 검색 성능을 평가하는 지표로 사용된다. 표 4는 마이크로소프트 이미지 집합과 ALOI를 이용하였을 경우의 검색 정확도를 나타낸다. 마이크로소프트에서 제공한 이미지 집합을 사용하였을 경우 제안한 SRIRF 방법은 약 62%의 정확도를 나타내고 있으며, 이것은 CE-SIFT, SIFT, PCA-SIFT 그리고 SURF 방법에 비해서 각각 11%, 19%, 39%, 24% 이상 좋은 성능을 보여준다. 또한 ALOI에서 제안한 방법은 81%의 검색 정확도를 보여주고 있으며, CE-SIFT, SIFT, PCA-SIFT 그리고 SURF 방법에 비해서 각각 6%, 9%, 77%, 15% 이상 좋은 성능을 보여준다. SRIRF 방법은 평균 71.5%의 정확도로 다른 방법에 비해서 높은 정확도를 보여주고 있다.

또한 SRIRF는 밝기 변화, 회전 및 잡음이 섞여 있는 이미지에서도 강한 재현율을 보여주며, 이로 인해 이미지 유사성 검색에서도 높은 정확도를 얻을 수 있다. 하지만 기존의 CE-SIFT, SIFT, PCA-SIFT의 방법들은 특징점을 사용하기 때문에 이미지 변화에 따라 특징점의 개수 및 위치 등이 달라지게 된다. 따라서 이미지 유사성 검색에서는 적합하지 않으며, SURF 방법은 헤시안 방법을 기반으로 매우 안정적인 특징점을 빠르게 검출할 수 있지만, 이미지 유사성 검색에 적용한 결과 제안한 SRIRF의 71.5%에 비해 약 20% 낮은 52%의 정확도를 보여주고 있다.

5. 결론

본 논문에서는 이미지 피라미드와 MSER 방법을 이

표 3 이미지의 밝기변화, 회전, 잡음 등의 변화에 따른 재현율

구분	SRIRF	MSER	CE-SIFT	SIFT	PCA-SIFT	SURF
회전	88%	79%	80%	83%	71%	73%
밝기변화	85%	77%	81%	76%	67%	68%
잡음	83%	74%	76%	69%	64%	72%
평균	85.33%	76.67%	79.00%	76.00%	67.33%	71.00%

표 4 이미지 집합에 따른 검색 정확도

	SRIRF	CE-SIFT	SIFT	PCA-SIFT	SURF
Microsoft	62%	51%	43%	23%	38%
ALOI	81%	75%	72%	4%	66%
평균	71.50%	63.00%	57.50%	13.50%	52.00%

용하여 타원의 형태로 표현된 영역을 찾고, 각각의 영역을 어파인 정규화 과정을 통하여 어파인 변환에 강한 특징추출 방법을 제안하였다. 기존의 특징점을 사용한 방법은 특징점 매칭 방법의 제약에 의해 이미지 유사성 검색에 바로 적용하기 어렵다. 하지만 제안한 방법은 입력된 이미지를 이용하여 이미지 피라미드를 구성하고, MSER 방법을 이용하여 영역을 찾는다. 또한 크기와 회전에 불변한 이미지 유사성 검색을 위해서 제안한 방법은 가우시안 함수가 적용된 이미지 피라미드와 어파인 정규화 과정을 이용하였으며, MSER 방법과 가우시안 함수 등을 통해서 밝기 변화 및 잡음과 같은 이미지 변화에도 강한 특징을 가질 수 있다.

특징점을 이용하는 기존의 방법과 MSER 방법을 이용하여 특징점이 아닌 영역을 찾는 방법의 재현율을 실험한 결과 제안한 방법에서 사용된 영역 검출 방법의 재현율이 모두 80% 이상의 좋은 성능을 보이고 있다. 따라서 제안한 방법은 회전, 밝기 변화 및 잡음과 같은 이미지 변화에도 강한 특성을 보인다. 또한 이미지 피라미드 구성을 통해서 중복된 영역을 검출하기 때문에 이미지의 크기에 관계없이 영역을 검출할 수 있다. 기존의 SIFT를 응용한 방법들과 이미지 유사성 검색 성능을 비교한 결과 제안한 방법이 SIFT, PCA-SIFT, CE-SIFT 그리고 SURF 방법에 비해서 각각 20%, 38%, 11%, 24% 이상 좋은 성능을 보여주고 있다.

참 고 문 헌

- [1] D. Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features," In *Proceedings of International Conference on Computer Vision*, pp.1150-1157, 1999.
- [2] D. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol.2, pp.91-110, 2004.
- [3] K. Mikolajczyk, C. Schmid, "An affine invariant interest point detector," In *Proceedings of European Conference on Computer Vision*, vol.1, pp. 128-142, 2002.
- [4] S. H. Yu, D. H. Kim, S. L. Lee, C. W. Chung, S. H. Kim, "SIFT based Image Similarity Search using an Edge Image Pyramid and an Interesting Region Detection," *Journal of KIISE ; Database*, vol.35, pp.345-355, 2008. (in Korean)
- [5] Y. Ke, R. Sukthankar, Larry Huston, "An efficient parts-based near-duplicate and sub-image retrieval system," In *Proceedings of the 12th annual ACM international Conference on Multimedia*, pp. 869-876, 2004.
- [6] J. J. Foo, J. Zobel, R. Sinha, and S. Tahaghoghi, "Detection of near-duplicate images for web search," In *Proceedings of the 6th ACM International Conference on Image and Video Retrieval*, pp. 557-564, 2007.
- [7] H. Bay, T. Tuytelaars, L. Van Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features," In *Proceedings of European Conference on Computer Vision*, pp. 404-417, 2006.
- [8] R. O. Duda, P. E. Hart, "Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures," *Communications of the ACM archive*, vol.15, pp.11-15, 1972.
- [9] R. Fergus, P. Perona, A. Zisserman, "Object Class Recognition by Unsupervised Scale-Invariant Learning," In *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.2, pp.264-271, 2003.
- [10] A. Y. S. Chia, M. K. H. Leung, How-Lung Eng, S. Rahardja, "Ellipse Detection with Hough Transform in One Dimensional Parametric Space," In *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, vol.5, pp.333-336, 2007.
- [11] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, "Digital Image Processing 3rd edition," Addison-Wesley, 2007.
- [12] L. Xu, E. Oja, "Randomized Hough transform (RHT): basic mechanisms, algorithms, and computational complexities," *Computer Vision Graphics and Image Processing : Image Understanding*, vol.57, pp.131-154, 1993.
- [13] J. Matas, O. Chum, M. Urban, and T. Pajdla, "Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions," In *Proceedings of British Machine Vision Conference*, pp.384-393, 2002.
- [14] K. Mikolajczyk, T. Tuytelaars, C. Schmid, A. Zisserman, J. Matas, F. Schaffalitzky, T. Kadir, L. V. Gool, "A Comparison of Affine Region Detectors," *International Journal of Computer Vision*, vol.65, pp.43-72, 2005.
- [15] Z. Lin, S. Kim, I. S. Kweon, "Robust Invariant Features for Object Recognition and Mobile Robot Navigation," In *Proceedings of International Association for Pattern Recognition Conference on Machine Vision Applications*, pp.55-58, 2005.
- [16] Belongie, S., Malik, J., Puzicha, J.: Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.24, pp.509-522, 2002.
- [17] <http://research.microsoft.com/downloads>.
- [18] <http://staff.science.uva.nl/~aloi>.



유 승 훈

2007년 충주대학교 전자공학과 학사. 2009년 인하대학교 전자공학과 석사. 관심분야는 내용 기반 검색, 멀티미디어 시스템, ISP(Image Signal Processing), Mobile Platform 등



김 현 수

2008년 인하대학교 컴퓨터공학과 학사
 2009년 현재 인하대학교 전자공학과 석사과정. 관심분야는 인공지능, 멀티미디어, 임베디드 시스템 등

이 석 룡

한국정보과학회논문지 : 데이터베이스
 제 36 권 제 2 호 참조



임 명 관

1987년 서울대학교 의과대학. 1995년 서울대학교 의과대학 방사선과학 전공 석사. 1999년 서울대학교 의과대학 방사선과학 전공 박사. 2001년~2002년 University of Washington Visiting Scholarship 수료. 1995년~현재 인하대학교 의과대학 영상의학과 교수. 관심분야는 뇌신경계 MRI, MR spectroscopy, 의료영상 분석 등

김 덕 환

한국정보과학회논문지 : 데이터베이스
 제 36 권 제 2 호 참조