

윤곽선 이미지 피라미드와 관심영역 검출을 이용한 SIFT 기반 이미지 유사성 검색

(SIFT based Image Similarity Search using an Edge Image
Pyramid and an Interesting Region Detection)

유 승 훈 [†] 김 덕 환 ^{**} 이 석 룡 ^{***} 정 진 완 ^{****} 김 상 희 ^{*****}
(Seung-Hoon Yu) (Deok-Hwan Kim) (Seok-Lyong Lee) (Chin-Wan Chung) (Sang-Hee Kim)

요 약 다양한 형태 특징 추출 방법 중의 하나인 SIFT는 물체 인식, 모션 추적, 3차원 이미지 재구성
과 같은 컴퓨터 비전 응용 분야에서 많이 사용된다. 하지만 SIFT 방법은 많은 특징점들과 고차원의 특징
벡터를 사용하기 때문에 이미지 유사성 검색에 그대로 적용하기에는 많은 어려움이 있다. 본 논문에서는
윤곽선 이미지 피라미드와 관심영역 검출을 이용한 SIFT 기반 이미지 유사성 검색 기법을 제안한다. 제
안한 방법은 윤곽선 이미지 피라미드를 이용하여 이미지의 밝기 변화, 크기, 회전 등에 불변한 특징을 추
출하고, 타원 형태의 허프변환을 이용한 관심영역 검출을 통해 불필요한 많은 특징점들을 제거하여 검색
성능을 높인다. 실험 결과에서 제안한 방법의 이미지 검색 성능이 기존의 SIFT의 방법에 비해 평균 재현
율이 약 20%정도 좋은 성능을 보이고 있다.

키워드 : 이미지 유사성 검색, SIFT, 캐니 에지 알고리즘, 관심 영역 검출

Abstract SIFT is popularly used in computer vision application such as object recognition, motion
tracking, and 3D reconstruction among various shape descriptors. However, it is not easy to apply
SIFT into the image similarity search as it is since it uses many high dimensional keypoint vectors.
In this paper, we present a SIFT based image similarity search method using an edge image pyramid
and an interesting region detection. The proposed method extracts keypoints, which is invariant to
contrast, scale, and rotation of image, by using the edge image pyramid and removes many
unnecessary keypoints from the image by using the hough transform. The proposed hough transform
can detect objects of ellipse type so that it can be used to find interesting regions. Experimental results
demonstrate that the retrieval performance of the proposed method is about 20% better than that of
traditional SIFT in average recall.

Key words : Image Similarity Search, SIFT, Canny Edge Algorithm, Interesting Region Detection

· 본 연구는 한국과학기술원 영상정보특화연구센터를 통한 방위사업청과 국방
과학연구소의 연구비 지원으로 수행되었습니다. (계약번호 UD070007A1D)

[†] 학생회원 : 인하대학교 전자공학과
yshoon@iesl.inha.ac.kr

^{**} 정 회 원 : 인하대학교 전자공학과 교수
deokhwan@inha.ac.kr
(Corresponding author임)

^{***} 종신회원 : 한국외국어대학교 산업경영공학부 교수
sllee@hufs.ac.kr

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

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

논문접수 : 2008년 2월 14일
심사완료 : 2008년 5월 21일

Copyright © 2008 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작
물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다.
이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처
를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든
유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야
합니다.

정보과학회는문지: 데이터베이스 제35권 제4호(2008.8)

1. 서론

최근 디지털 미디어의 증가와 인터넷의 발달로 이미지 데이터의 양은 급격하게 증가하고 있으며, 많은 이미지 데이터에서 사용자가 원하는 이미지 데이터의 검색은 매우 필요하다. 또한 이미지 유사성 검색을 위해 이미지에서 색상, 질감, 형태 특징들과 같은 시각적 서술자(visual descriptor)를 추출해야 한다. 특징 추출 방법을 이용해서 이미지에서 많은 양의 특징 정보들을 추출하며, 추출된 특징 정보는 이미지 유사성 검색에 사용된다. 특징 추출 방법 중의 하나인 크기불변 특징 변환기법(Scale Invariant Feature Transform : SIFT)은 그레이 스케일 이미지(grayscale image)로 전 처리된 이미지를 가지고 각각 가우시안 분포에 대해 다른 분산을 갖는 가우시안 이미지 피라미드를 생성하고 각 가우시안 이미지의 차를 이용해 DoG(Difference of Gaussian) 이미지를 구한다. DoG 이미지는 크기 변화나 회전과 같은 변화에 강한 특징점을 추출하는데 사용된다. 또한 특징점 매칭 과정을 거쳐 이미지 매칭을 수행한다. 기존의 SIFT 방법은 이미지 매칭에서는 좋은 성능을 나타낸다[1,2]. 하지만 SIFT 방법은 많은 특징점과 고차원의 특징점 벡터를 사용하기 때문에 많은 양의 이미지 데이터를 사용하는 이미지 유사성 검색에 적용하기 어렵다[3]. 이미지 유사성 검색을 위해서는 데이터의 차원을 줄이는 방법과 관심영역을 찾아 특징점들의 개수를 줄이는 방법 등이 필요하다. 또한 SIFT 방법에서 이미지 매칭 방법은 두 이미지들 사이에 정확히 매칭 되는 특징점들만을 사용하기 때문에 두 이미지들 간에 정확히 매칭 되는 특징점뿐만 아니라 유사하게 매칭 되는 특징점들을 찾는 것이 필요하다.

이미지 유사성 검색의 성능을 높이기 위해 밝기 변화와 잡음 그리고 크기 변화에 영향을 받지 않는 특징점을 추출해야 한다. 하지만 이미지 내에서 크기나 회전 등에 불변한 특징점을 찾기 위해서는 이미지의 크기가 커질수록 많은 비용이 들며, 특징점의 주변 정보를 자세하게 기술하기 위해서 많은 양의 데이터가 사용된다[4]. 또한 이미지 내에서 특징 영역만 매칭을 수행하고자 할 경우에 이미지 전체에서 나온 불필요한 많은 특징점들로 인해 잘못된 매칭을 수행할 확률도 높아진다. 그래서 크기나 회전, 여러 가지 변화에 불변한 특징점을 이미지 전체가 아닌 관심영역 주변에서만 찾는 것이 중요하다. 관심영역 주변에서 특징점을 추출할 경우 이미지 전체에서 찾은 특징점과 비교해서 특징점의 수는 줄어들지만, 관심영역 주변의 특징점을 이용하여 효율적인 이미지 유사성 검색을 수행할 수 있다. 이렇게 관심영역 주변에서 구한 특징점들을 이용해 이미지 매칭을 하면 불필요한

특징점들 간의 거리 계산이 줄어들기 때문에 거리 계산에 소요되는 비용이 줄어들며, 불필요한 특징점들로 인해 잘못된 매칭이 될 수 있는 확률을 낮출 수 있다.

본 논문에서는 윤곽선 이미지 피라미드 구성과 관심영역 검출을 이용한 SIFT 기반 이미지 유사성 검색 방법을 제안한다. 밝기 변화와 잡음에 강한 특징점을 찾기 위해서 캐니 에지(Canny Edge) 검출 방법을 이용한 윤곽선 이미지를 사용한다. 윤곽선 이미지를 사용하여 다양한 해상도를 갖는 윤곽선 이미지들로 재구성하기 때문에 크기, 회전에 불변할 뿐만 아니라 밝기 변화, 잡음에도 강한 특징점을 찾을 수 있다. 또한 검색 대상을 이미지의 관심 영역으로 축소하기 위하여 허프변환을 이용한 타원 검출 방법을 사용한다. 또한 이미지들 간에 유사하게 매칭 되는 특징점들을 찾기 위해서 임계값 이하의 거리를 가지는 특징점들을 찾는 유사한 특징점 매칭 방법을 이용한다.

본 논문에서 제안하는 방법의 기여도는 다음과 같다.

1. 밝기변화, 크기, 위치 및 회전에 불변하고 잡음에 강한 윤곽선 이미지를 사용하여 이미지 피라미드를 구성하므로 적은 수의 특징점들을 사용하여 이미지의 내용을 표현할 수 있으며, 밝기 변화와 잡음에 강한 특징점을 얻을 수 있다.
2. 이미지 내의 대상 객체를 관심 영역으로 포함시켜 이미지 유사성 검색 시 불필요한 연산의 부담을 줄일 수 있다.
3. 유사한 특징점 매칭 방법을 이용해서 두 이미지들 간에 유사하게 매칭 되는 특징점들을 찾을 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구를 설명하며, 3장에서는 캐니 에지 검출 방법을 이용한 이미지 피라미드 구성과 허프변환을 이용한 타원검출 단계 그리고 SIFT를 기반으로 특징점을 찾는 단계, 특징 벡터를 서술하는 단계와 이미지 유사성 검색 단계에 대해서 설명한다. 4장에서는 위성 이미지 집합과 ALOI (Amsterdam Library of Object Images)를 이용한 이미지 유사성 검색 실험을 하고, 5장에서 결론을 기술한다.

2. 관련 연구

최근에 이미지 매칭은 의료진단 및 로봇시스템 분야에서 많이 응용되고 있다. 그중에서 SIFT 방법과 이를 변형한 방법들이 많이 연구되고 있다[1,2,5,6]. SIFT 방법은 관심 영역을 사용하여 특징점의 수를 줄이는 대신 DoG 이미지에서 구한 후보 특징점들을 2단계의 필터링 과정을 수행하여 불필요한 특징점을 제거한다[2]. SIFT에서 사용하는 필터링 방법은 DoG 이미지에서 구한 후보 특징점의 크기와 윤곽선 주변에 있는 특징점들을 제거한다. 이를 이용하면 이미지 전체에서 특징점을 구할

수 있으며 많은 특징점을 추출할 수 있다. 하지만 많은 불필요한 특징점들을 사용하여 특징점 매칭을 수행하는 것은 비용이 많이 들게 된다. 따라서 최근 이미지 매칭에서 보다 정확하고 중요한 특징점을 구하기 위한 방법이 많이 연구되고 있으며, 해리스 코너 검출(harris corner detector) 방법은 이미지에서 코너 점들을 찾아 특징점으로 사용하며, 이미지의 크기에 매우 민감한 단점을 가진다[7]. 즉, 해리스 코너 검출 방법을 이용한 이미지 매칭은 이미지들의 크기가 다를 경우 성능이 낮아질 수 있다. SURF(speeded up robust feature) 방법은 헤시안 방법을 기반으로 매우 안정적인 특징점을 빠르게 근사화 할 수 있다[8]. 하지만 특징점을 근사화 함으로써 이미지 매칭 속도는 빨라지지만, 정확성은 떨어지는 단점을 가진다.

SIFT는 크기 및 회전에 불변한 서술자(descriptor)를 사용함으로써 효과적인 이미지 매칭을 수행한다. 하지만 SIFT는 고차원적인 특성 때문에 이미지의 크기가 커질수록 계산해야 할 데이터의 양이 많아지게 되고 계산 시간의 증가와 잘못된 매칭을 수행할 확률이 높아지게 된다. 이러한 고차원적인 특성을 저차원으로 해결하기 위해서 최근 PCA(Principal Components Analysis)를 이용해서 특징점 벡터의 차원을 줄이는 PCA-SIFT 방법을 이용한 이미지 유사성 검색이 많이 연구되고 있다[9,10]. PCA-SIFT는 중요 특성 벡터 중심으로 차원을 줄여주는 주성분 분석기법(PCA)을 이용한 방법으로 일반적인 SIFT에 비해 좀 더 빠르고 정확한 이미지 매칭을 수행한다[5]. PCA-SIFT의 경우 일반적인 SIFT와 특징점을 서술하는 부분만 다를 뿐 한 개의 이미지에서 나오는 특징점의 개수는 SIFT와 같다.

또한 이미지 내에서 직선, 곡선, 타원, 사각형 형태의 객체를 인식하는 방법들이 연구되고 있다[11-13]. 객체를 인식하기 위한 방법 중의 하나는 허프변환을 이용하는 방법이다. 허프변환은 이미지의 윤곽선을 이용하여 직선은 물론 사각형, 원과 타원 형태의 객체를 찾기

위해 사용된다[11,13]. 직선을 찾기 위한 허프변환 방법은 2차원 이미지 좌표에서의 직선의 방정식을 변수 공간으로 변환하여 직선을 찾는다[14]. 허프변환을 이용한 직선 검출은 2차원 x, y공간에서 한 개의 점을 지나 모든 직선을 변수 공간에서 곡선의 형태로 나타나고 이러한 곡선이 만나는 교점을 이용해 직선을 찾는 방법이다. 또한 각각 연결된 윤곽선의 점과 점 사이의 거리를 이용하여 원 형태의 객체를 인식할 수 있으며, 윤곽선 이미지에서 강한 직선 성분들을 제거하고, 타원의 방정식을 적용하여 타원 형태의 객체를 인식할 수 있다[15,16]. 하지만 허프변환은 윤곽선 위의 모든 점들에 대해서 수행함으로써 계산 시간이 오래 걸리는 단점이 있다. 이런 문제를 해결하기 위해 윤곽선 상의 모든 점에 대해서 수행하는 것이 아니라 임의로 점을 선택하여 수행하는 방법들이 연구되고 있다[17].

3. 관심영역 검출과 캐니 에지 검출방법을 이용한 SIFT 기반 이미지 유사성 검색

본 논문에서는 캐니 에지 검출방법을 이용한 윤곽선 이미지 피라미드 구성 단계와 허프변환을 이용한 관심영역 검출을 이용한 SIFT 기반의 이미지 유사성 검색 방법을 제안한다. 그림 1은 제안한 방법의 전체적인 구성을 보여준다. 먼저 특징점을 추출하기 위해 각각 입력된 이미지를 그레이스케일 이미지로 바꾸는 전처리 과정을 거친다. 다음으로 캐니 에지 검출방법[18]을 이용하여 이미지에서 윤곽선을 검출하고, 윤곽선 이미지를 이용해서 가우시안 윤곽선 이미지 피라미드를 구성한다. 각 가우시안 윤곽선 이미지의 차이를 이용해서 특징점을 구한다. 이미지에서 관심 영역을 찾기 위해 허프변환을 이용해 타원검출을 한다. 윤곽선 이미지 피라미드를 이용해서 찾은 특징점이 관심 영역 내에 있는 경우 특징점을 서술하며, 유클리디언 거리함수를 두 이미지의 특징점들 사이의 거리 값이 임계값 이하인 특징점을 찾아서 이미지 매칭을 수행하는 과정으로 구성된다.

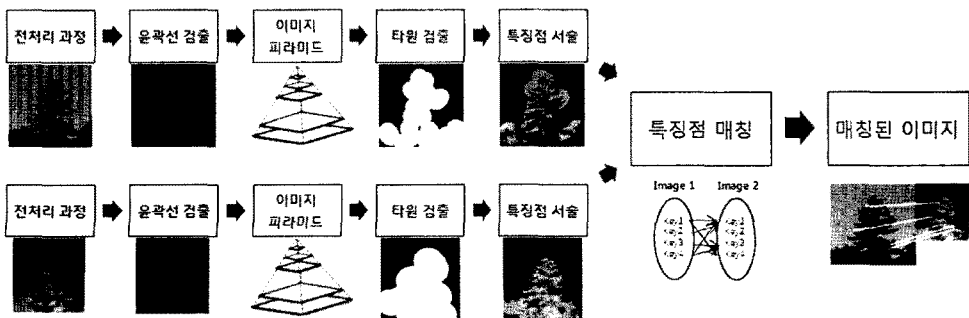


그림 1 윤곽선 이미지 피라미드 구성과 관심 영역 검출 방법을 이용한 SIFT 기반 유사성 검색

3.1 윤곽선 이미지를 이용한 이미지 피라미드 구성

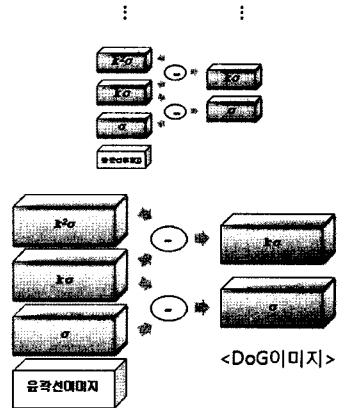
입력된 이미지는 전처리 과정을 통해 그레이스케일 이미지로 재구성 된다. 재구성된 그레이스케일 이미지는 캐니 에지 검출 방법을 사용해서 윤곽선을 검출하기 위해 사용된다. 캐니 에지 검출 방법은 가우시안 마스크를 사용하여 이미지의 잡음을 제거하고, 소벨 마스크를 사용한 윤곽선 검출 방법과 같이 x, y축으로 기울기와 강도를 계산한다. 캐니 에지 검출 방법은 정확한 형태의 윤곽선을 얻기 위해 두 가지의 임계값을 사용한다. 하나의 임계값만 사용할 경우, 임계값을 너무 낮게 설정하면 잘못된 윤곽선이 많아지게 되고, 너무 높게 설정하면 유효한 윤곽선들이 제거될 수 있기 때문이다[14]. 상위 임계값과 하위 임계값을 사용하여 정확한 형태의 윤곽선을 얻을 수 있다. 그림 2는 캐니 에지 검출방법에서 두 가지 임계값의 변화에 따른 윤곽선의 변화를 나타낸다. 각 이미지는 임계값의 범위에 따라 잘못된 윤곽선 정보를 얻을 수 있으며, 임계값의 조정을 통해 정확한 형태의 윤곽선을 표현할 수 있다.

캐니 에지 검출방법을 이용해 생성된 윤곽선 이미지는 이미지 피라미드 구성을 통해 다양한 해상도를 가진 이미지들로 재구성된다. 그림 3은 입력된 윤곽선 이미지에 크기가 다른 σ 의 분산을 적용시킨 가우시안 윤곽선 이미지 피라미드를 나타낸 것이다.

각각 크기가 다른 σ 의 분산을 적용시킨 두 개의 가우시안 윤곽선 이미지의 차이를 이용하여 DoG 이미지를 생성한다. 그림 3에서 왼쪽은 가우시안이 적용된 윤곽선 이미지를 나타내며, 오른쪽은 가우시안 이미지의 차이를 이용해서 구한 DoG 이미지를 나타낸다. 이미지의 스케일 공간(scale space) $L(x,y,\sigma)$ 은 식 (1)과 같이 이미지 $I(x,y)$ 에 σ 의 분산을 갖는 가우시안 커널 $G(x,y,\sigma)$ 를 적용함으로써 얻어진다.

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y) \tag{1}$$

특징점이 될 수 있는 후보 특징점(candidate key-point)들을 구하기 위해 가우시안 이미지들의 차를 이용해 DoG 이미지를 생성한다. DoG 이미지 $D(x,y,\sigma)$ 는 식 (2)와 같이 두 개의 다른 분산값($\sigma, k\sigma$), ($k\sigma, k^2\sigma$)을 가진 가우시안 이미지들의 차를 이용해 구할 수 있다.



<가우시안 윤곽선 이미지>

그림 3 윤곽선 이미지를 이용한 이미지 피라미드

$$D(x,y,\sigma) = (G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)) * I(x,y) \tag{2}$$

$$= L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma)$$

3.2 허프변환을 이용한 관심영역 검출

이미지 검색에서 관심영역은 매우 중요하다. 이미지 내에서 대상 객체를 포함하는 관심영역으로 탐색범위를 제한함으로써 정보의 양을 줄일 수 있고, 줄어든 정보는 유사 이미지 매칭을 수행할 때 계산 시간을 줄여주고, 보다 정확한 이미지 매칭을 도와준다. 본 논문에서는 관심영역의 검출을 위해 타원 형태의 허프변환을 이용한 관심 영역 검출 방법을 제안한다.

타원을 구성하는 요소는 타원의 중심(x_0, y_0), 장축과 단축의 길이, 타원의 방향 α 로 구성된다. 그림 4는 타원에서 세 점 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x, y)$ 이 주어졌을 때 근사치로 계산한 타원의 구성요소(중심, 장축과 단축의 길이, 방향)를 나타낸다.

임의의 한 점 (x_1, y_1) 과 다른 점 (x_2, y_2) 이 장축의 양 끝점일 경우 타원의 중심(x_0, y_0)은 식 (3)을 이용해서 구할 수 있다.

$$x_0 = \frac{x_1 + x_2}{2}, y_0 = \frac{y_1 + y_2}{2} \tag{3}$$

타원의 중심에서 (x_1, y_1) 과 (x_2, y_2) 에 이르는 거리, 즉 장축의 반지름 a 와 타원의 방향 α 는 식 (4)와 (5)를

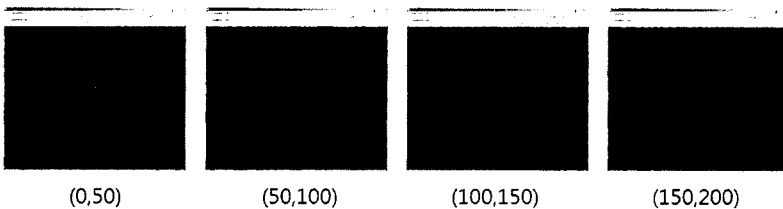


그림 2 캐니 에지 검출방법에서 임계값의 변화

일정 비율 이상이면 식 (9)와 같이 가장 큰 누적 카운트 값 C_1 을 가진 타원의 단축의 길이 값과, 두 번째로 큰 누적 카운트 값 C_2 를 가진 타원의 길이의 차를 절대 값을 취한 값을 가지고 보정을 한다. 반대로 누적 카운트의 비가 일정 비율 미만이면 가장 큰 누적 카운트 값을 가진 단축의 길이를 사용한다. 다양한 실험의 결과 누적 카운트의 비가 0.6일 때 정확한 타원의 크기를 구할 수 있다.

$$L_{minor} = \begin{cases} L_{c1} + |L_{c1} - L_{c2}| & \text{만약 } C_{ratio} \geq \text{임계값} \\ L_{c1} & \text{만약 } C_{ratio} < \text{임계값} \end{cases} \quad (9)$$

여기서 L_{minor} 는 보정을 한 단축의 길이를 나타내며, L_{c1} 은 가장 큰 누적 카운트를 가진 단축의 길이, L_{c2} 는 두 번째로 큰 누적 카운트를 가진 단축의 길이를 나타낸다. 표 1에서 중심점이 (241, 151)인 타원에서 주축의 길이는 124이며, 단축의 길이는 누적 카운트의 비가 0.77로 0.6 이상이므로 $88 + |88 - 92| = 92$ 가 된다.

타원 영역, 즉 관심영역에서만 특징점이 추출되기 때문에 타원의 크기 보정은 매우 중요하다. 본 논문에서는 두 가지 방법을 이용해 타원의 크기를 보정할 수 있다. 첫 번째로 타원의 크기를 누적 카운트 값의 비율에 따라 보정함으로써 정확한 관심영역을 설정할 수 있다. 단축의 누적 카운트의 비율에 따라 식 (9)와 같이 타원의 크기를 보정한다. 두 번째로 타원에서 장축과 단축의 크기를 일정 크기만큼 확대하는 방법을 사용한다. 그림 5는 타원의 크기를 20, 40, 60, 80으로 확장하였을 때의 관심영역을 나타낸다. 하얀색 타원은 관심영역을 나타내며, 타원의 크기를 임의로 조정함으로써 관심영역의 범위를 조정할 수 있다.

3.3 특징점 추출

특징점을 추출하기 위해서는 DoG 이미지에서 후보 특징점이 될 수 있는 극점을 구해야 한다. 그림 6과 같이 검정색으로 표시된 점이 극점이 되려면 세 개의 DoG 이미지에서 총 26(9+8+9)개의 주변 점들과 비교하게 된다. 비교해서 가장 큰 값을 가지거나 가장 작은 값을 가지면 후보 특징점이 될 수 있다.

검출된 후보 특징점들은 관심영역 검사 과정을 거친다. 후보 특징점들이 관심영역에 포함되는지 확인하기

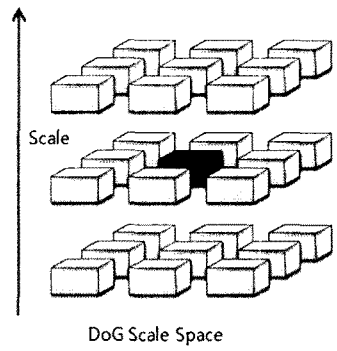


그림 6 DoG 이미지에서의 극점



그림 7 관심 영역에 포함된 특징점들의 크기와 방향

위해서 각 후보 특징점의 좌표와 검출된 타원의 영역과 비교를 해서 관심 영역 안에 있는 후보 특징점들은 통과시키고, 관심영역 이외의 후보 특징점들은 제거된다.

통과한 후보 특징점들은 각각 크기와 방향 등을 결정하게 된다. 그림 7은 대상 이미지에서 관심영역에 포함된 특징점의 크기와 방향을 나타낸다. 화살표의 길이는 크기를 나타내며, 화살표의 방향은 특징점의 방향성분을 나타낸다.

크기와 방향이 결정된 특징점은 서술자를 통해 특징

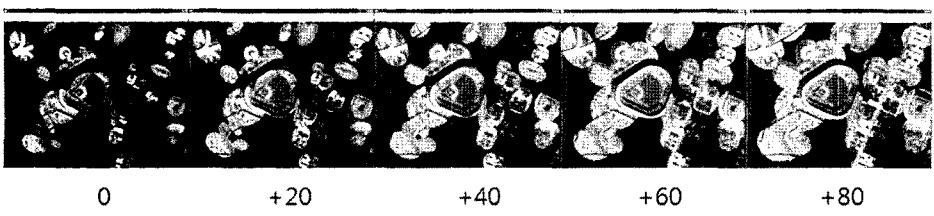


그림 5 타원의 크기 조정에 따른 관심영역의 변화

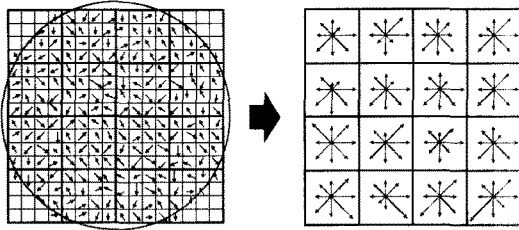


그림 8 이미지 구배(gradient)와 특징점 서술 벡터

점의 서술벡터를 생성한다. 그림 8과 같이 특징점 주변 영역에 대해 구배(gradient)의 크기와 방향을 구한다. 그림 8과 같이 16×16 크기의 이미지 구배를 4×4 크기를 가진 16개의 세부영역으로 나눈다. 총 16개의 세부영역은 구배의 방향과 크기들을 합하여 4×4 크기를 가진 배열에 합한 세부영역의 크기와 방향을 8개의 방향으로 재구성한다. 즉, 특징점 주변 구배의 크기와 방향은 4×4×8 크기를 가지는 배열에 저장되고, 각각의 특징점은 128차원의 서술 벡터를 가진다.

3.4 특징점 매칭

특징점 매칭은 이미지에서 특징점들을 이용해 정확하거나 유사한 특징점을 찾는 과정이다. 정확한 특징점 매칭을 하는 방법과 특징점 사이의 거리가 임계값 이하인 특징점을 찾는 유사한 특징점 매칭 방법 두 가지 방법이 있다. 특징점과 특징점 사이의 거리 측정을 위해서 유클리디언 거리(euclidean distance) 측정 방법이 사용된다.

첫 번째로 정확한 특징점 매칭방법은 두 번째로 가까운 특징점과의 거리/가장 가까운 특징점과의 거리가 0.8 이하일 경우에만 매칭 되는 특징점으로 결정한다. 그림 9와 같이 이미지 A에서 특징점 'AKEY1'과 이미지 B의 모든 특징점들과 거리를 계산한다.

즉, 그림 9에서 이미지 A의 특징점 AKEY1과 이미지 B의 특징점 BKEY3의 거리가 0.005로 가장 작고,

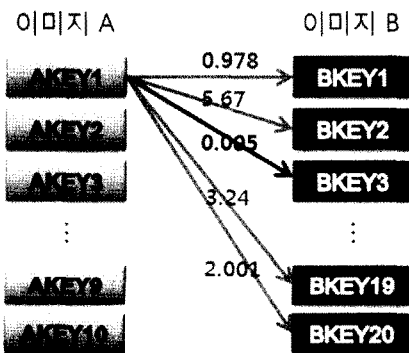


그림 9 정확한 특징점 매칭 방법

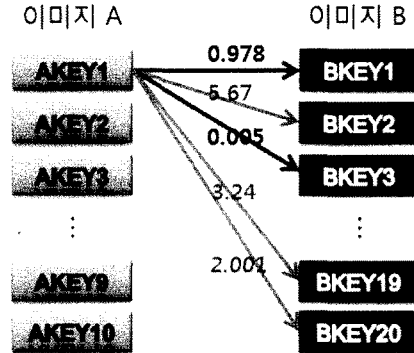


그림 10 유사한 특징점 매칭 방법

두 번째로 작은 거리인 0.987과의 비율이 0.8 이상이 되도록 만족한다. 정확한 매칭 방법에서는 특징점 AKEY1과 BKEY3은 매칭이다.

두 번째로 제한한 유사한 특징점 매칭 방법은 특징점과 특징점 사이의 거리가 임계값 이하인 점은 모두 매칭 되는 특징점으로 보는 것이다. 각각의 특징점과 특징점 사이의 거리를 구하는 방법은 동일하며, 임계값(threshold value)이하의 거리 값을 갖는 특징점들은 모두 유사한 특징점으로 결정한다.

그림 10에서 거리가 임계값(=1로 가정) 이하인 특징점 BKEY1과 BKEY3이 매칭 된다.

4. 실험 및 분석

위성 이미지 집합과 ALOI(Amsterdam Library of Object Images)를 사용하여 본 논문에서 제안한 방법(이하 CE-SIFT라고 함)과 기존의 SIFT, PCA-SIFT 방법의 성능을 비교하는 실험을 수행하였다. 제안하는 알고리즘의 성능을 분석하기 위해서 Core2Duo 2.4GHz CPU, 1GB 메모리 사양의 Windows XP환경에서 수행되었다. 또한 실험에 사용된 위성 이미지 집합은 구글어스(google earth) 프로그램을 사용해서 라스베이거스 지역, 도로, 공장지역과 같은 위성이미지를 저장해서 사용하였다.

표 2와 같이 총 120개의 위성 이미지 집합은 컬러 이미지이며, 700×534의 크기를 가지고 있다. 총 25개의 질의 이미지는 각 카테고리에서 이미지의 일부를 300×300 크기로 잘라서 사용하였다. 그림 11은 실험에 사용된 위

표 2 사용된 위성 이미지 집합

카테고리	이미지 개수	크기
라스베이거스 지역	40	700×534
도로	40	700×534
공장 지역	40	700×534

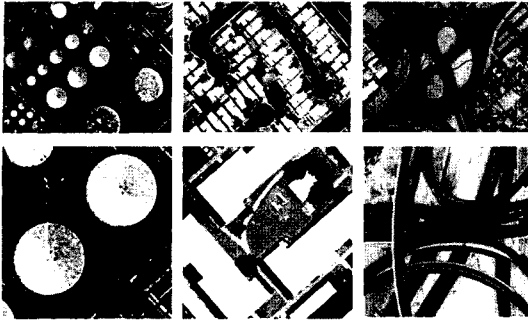


그림 11 실험에 사용된 위성 이미지(위) 및 질의 이미지(아래)

성이미지와 질의 이미지를 나타낸다.

ALOI는 일반적인 물체에 빛의 방향과 밝기를 변화시켜 얻은 객체 이미지 집합이다[19]. 총 20개의 카테고리를 사용하였으며, 각 카테고리별로 24개씩 총 552개의 이미지를 사용하였으며, 질의 이미지는 40개를 사용하였다. 이미지의 크기는 384×288이다. 그림 12는 실험에 사용한 ALOI를 나타낸다.

모든 측정값은 각 질의 이미지와 매칭된 특징점의 개수를 가지고 내림차순 정렬하여 사용하였다. 또한 수식(10)과 같이 재현율을 정의하였다.

$$\text{재현율} = \frac{|\text{적합한 이미지 개수} \cap \text{검색된 이미지 개수}|}{|\text{적합한 이미지 개수}|} \quad (10)$$

먼저 본 논문에서 사용된 캐니 에지 검출 방법의 이중 임계값과 관심영역을 검출하기 위한 타원의 크기 변화에 따른 성능을 비교 분석한다. 위성 이미지 집합을 사용하여 타원의 크기를 +60, 유사성 임계값을 110으로 설정한 후 캐니 에지 검출 방법의 이중 임계값의 변화에 따른 성능을 측정하였다. 그림 13에서 하위 임계값이 100, 상위 임계값이 250일 경우에 CE-SIFT는 0.365정도로 높은 재현율을 보이고 있다.

또한 캐니 에지 검출방법의 이중 임계값을 (100,250)으로 고정시키고 타원의 크기 변화에 따른 성능을 측정

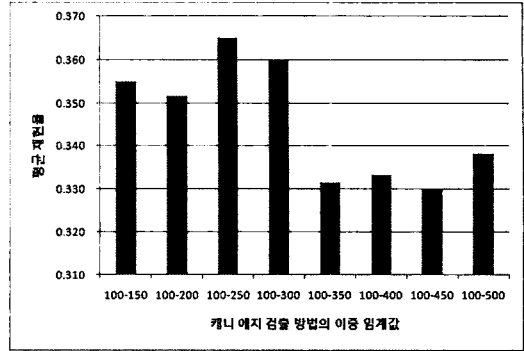


그림 13 캐니에지의 임계값에 따른 성능 평가

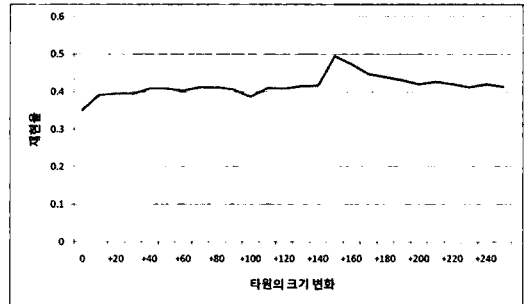


그림 14 타원 크기 변화에 따른 성능 평가

하기 위한 실험을 수행하였다. 그림 14는 타원의 크기를 +150으로 크게 한 경우에 CE-SIFT의 평균 재현율이 0.495로 높은 재현율을 보이고 있다. 타원의 크기를 너무 작게 설정할 경우에 관심영역이 제대로 설정되지 않아서 정확한 검색을 하기 어렵고, 너무 크게 설정할 경우에 불필요한 영역이 많이 포함되어서 잘못된 매칭을 수행할 확률이 높아지게 된다.

유사한 특징점 매칭을 위해 유사성 임계값을 설정해야 한다. 그림 15는 캐니 에지 검출방법의 임계값을 (100,250)으로 설정하고 타원의 크기를 +60으로 할 때 유사성 임계값의 변화에 따른 재현율을 나타낸다. 유사

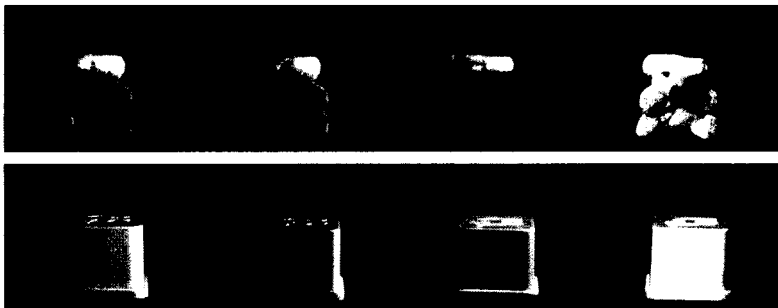


그림 12 실험에 사용된 ALOI

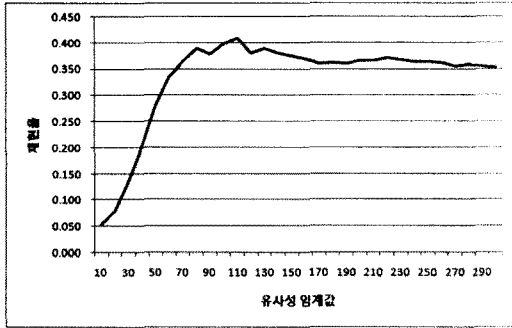


그림 15 유사성 임계값에 따른 성능 평가

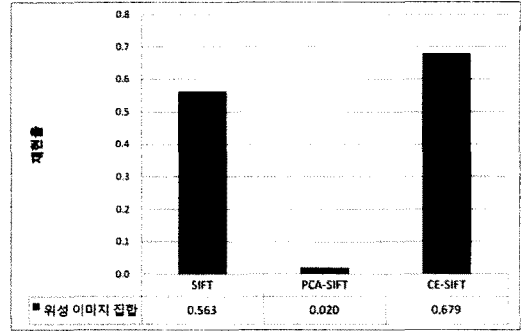


그림 16 위성 이미지 집합을 이용한 평균 재현율

성 임계값이 110일 경우에 재현율은 0.41로 가장 높게 나타났다.

앞의 실험에서 결정된 캐니 에지 검출방법의 두 임계값(100,250), 타원의 크기 +150과 유사성 임계값(110)과 유사한 특징점 매칭 방법을 적용한 CE-SIFT와 기존의 SIFT, PCA-SIFT 방법들을 이용하여 평균 재현율(recall)을 측정한다. 검색된 이미지의 개수 k 는 위성 이미지 집합은 40, ALOI는 24로 설정하였고, 각각 10회의 반복 실험을 통한 평균 재현율을 측정하였다.

그림 16은 위성 이미지 집합에 대하여 SIFT, PCA-SIFT, 제안한 CE-SIFT를 이용해 이미지 유사성 검색을 수행하여 구한 평균 재현율을 나타낸다. CE-SIFT 방법이 0.679로 가장 높은 재현율을 보여주고 있다. SIFT 방법은 0.563, PCA-SIFT 방법은 0.02로 매우 낮은 재현율을 보여주고 있다. 그림 17은 위성 이미지 집합에 대한 프로그램 수행 결과 화면이며, 질의 이미지와 유사한 이미지들은 결과 이미지에 테두리를 표시하였다.

그림 18은 위의 실험과 같은 방법으로 ALOI에 대하여 이미지 유사성 검색을 수행하여 측정된 평균 재현율을 나타낸다. 한 개의 대상 물체를 빛의 방향과 밝기를 변화시킨 이미지들을 사용한 ALOI에서는 CE-SIFT가

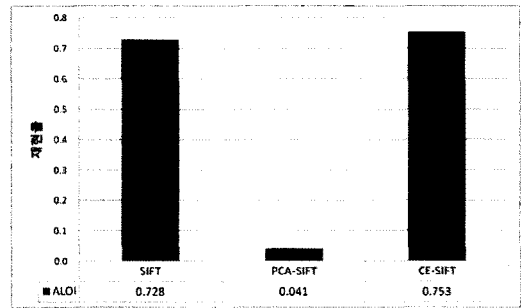


그림 18 ALOI를 이용한 평균 재현율

0.753으로 가장 높은 재현율을 보여주고 있다. SIFT 방법은 0.728, PCA-SIFT 방법은 0.041로 낮은 결과를 보여주고 있다. 그림 19는 ALOI에 대한 프로그램 수행 결과 화면이며, 질의 이미지와 유사한 이미지들은 결과 이미지에 테두리를 표시하였다.

제안한 CE-SIFT의 평균 재현율은 유사한 이미지들을 사용한 위성 이미지 집합에서는 SIFT 방법 보다 약 20% 좋은 결과를 보여 주었다. 하지만 ALOI에서는 약 3.4% 좋은 결과를 보여주었다. 이는 두 이미지 집합의 차이에 의해서 재현율의 차이가 생긴 것이며, 위성 이미

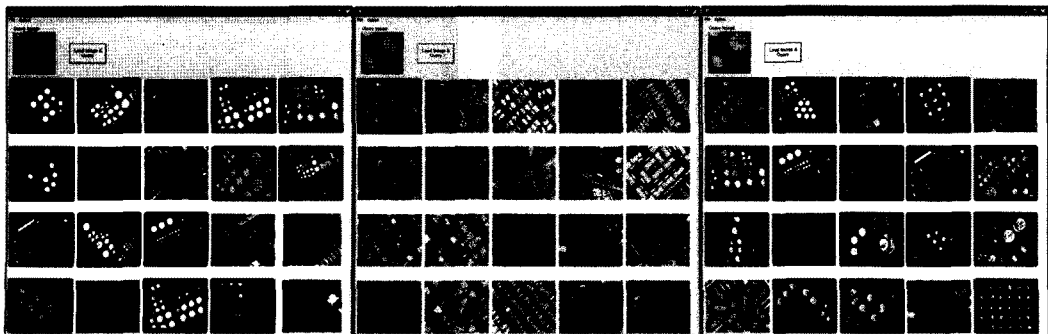


그림 17 위성이미지 집합의 SIFT(왼쪽), PCA-SIFT(가운데), CE-SIFT(오른쪽) 결과 화면

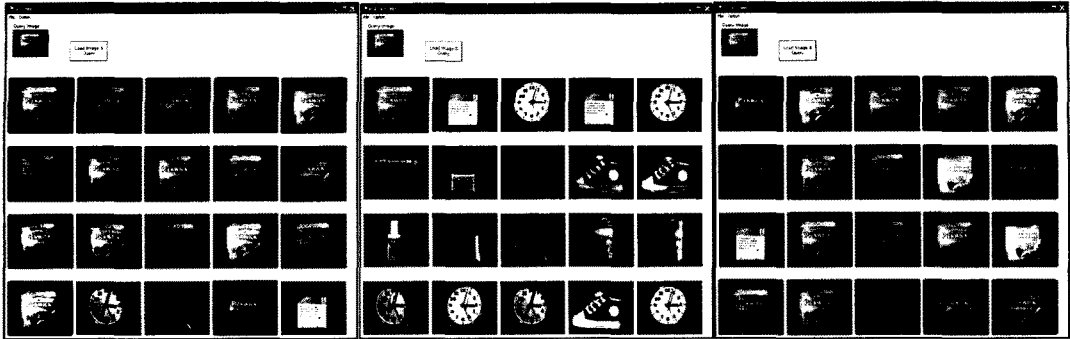


그림 19 ALOI의 SIFT(왼쪽), PCA-SIFT(가운데), CE-SIFT(오른쪽) 결과 화면

지 집합과 같은 유사한 이미지 집합일 경우 제안한 CE-SIFT가 SIFT의 방법이 보다 높은 결과를 보여준다. 하지만 물체 인식에 많이 사용되는 ALOI와 같은 이미지 집합에서 SIFT방법은 이미지 매칭을 하기 위해 정확한 특징점 매칭 방법을 사용하고 있어서 같은 물체를 촬영한 ALOI에서 높은 재현율을 보이고 있다. 또한 PCA-SIFT 방법은 위성 이미지 집합과 ALOI에서 각각 0.020과 0.041로 매우 낮은 결과를 보이고 있다. 제안한 CE-SIFT 방법이 SIFT 방법과 PCA-SIFT 방법에 비해서 이미지 유사성 검색에서 좋은 성능을 보여주고 있다. 매우 낮은 성능을 보인 PCA-SIFT 방법은 주성분 분석기법(PCA)을 이용했기 때문에 특징점에 대한 많은 정보를 가지고 있는 SIFT나 CE-SIFT방법에 비해 매우 낮은 검색 성능을 보여준다.

5. 결론

본 논문에서는 윤곽선 이미지를 사용해서 이미지 피라미드 구성하고 관심영역 검출을 이용한 SIFT 기반 매칭 기법을 이용해 이미지 유사성 검색 방법을 제안하였다. 기존의 SIFT 방법은 이미지 매칭, 물체 인식에서 많이 사용되었으나 많은 특징점들로 인한 계산량의 증가와 특징점 매칭 방법의 제약 때문에 이미지 유사성 검색에 바로 적용하기 어렵다. 제안한 CE-SIFT 방법은 첫 번째로 윤곽선 이미지를 이용해서 이미지 피라미드를 구성하여 밝기 변화, 크기, 위치 및 회전에 불변하고 잡음 등에 강한 특징점을 얻을 수 있다. 두 번째로 타원 형태의 허프변환을 이용하여 관심영역을 추출함으로써 특징점의 수를 줄일 수 있다. 세 번째로 제안한 유사한 특징점 매칭 방법을 이용하여 유사한 특징점을 찾을 수 있다. 따라서 밝기 변화, 크기, 위치 및 회전에 불변하고 잡음에 강한 특징점을 추출하고, 관심영역을 이용해서 불필요한 특징점을 제거함으로써 검색 성능은 더 높일 수 있으며, 계산에 소요되는 비용은 줄일 수 있다. 또한

유사한 특징점을 찾을 수 있기 때문에 이미지 매칭뿐만 아니라 유사 이미지 검색에서도 사용할 수 있는 장점을 지닌다.

기존의 SIFT, PCA-SIFT 방법들과 이미지 유사성 검색 성능을 비교한 결과 제안한 CE-SIFT가 기존의 SIFT 방법보다 위성 이미지 집합에서는 약 20% 정도 높은 성능을 보이고, 물체 이미지 집합인 ALOI에서는 약 3.4% 정도 성능 향상을 보여준다. 즉, 제안한 방법은 객체인식 응용뿐만 아니라 이미지 유사성 검색에도 적용할 수 있다는 것을 알 수 있다. 이미지 유사성 검색의 성능을 더욱 높이기 위해 특징점을 서술하는 방법, 특징점을 색인하는 방법 등이 향후 해결해야 할 과제이다.

참고 문헌

- [1] D. Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features," In International Conference on Computer Vision, pp. 1150-1157, 1999.
- [2] D. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," Int'l J. Computer Vision, Vol.2, No.60, pp. 91-110, 2004.
- [3] 한재선, 이광국, 김희을, "SIFT와 ART를 이용한 지역 서술자," 제 19회 신호처리합동학술대회, Vol.19, 2006.
- [4] K Mikolajczyk, C Schmid, "An affine invariant interest point detector," ECCV, 2002.
- [5] Y Ke, R Sukthankar, "PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors," IEEE CVPR, 2004.
- [6] W Cheung, G Hamarneh, "N-SIFT: N-DIMENSIONAL SCALE INVARIANT FEATURE TRANSFORM FOR MATCHING MEDICAL IMAGES," IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, 2007.
- [7] C. Harris, M.J. Stephens, "A combined corner and edge detector," In Alvey Vision Conference, pp. 147-152, 1988.
- [8] H Bay, T Tuytelaars, L Van Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features," ECCV, 2006.

[9] Yan Ke, Rahul Sukthankar, Larry Huston, "An efficient parts-based near-duplicate and sub-image retrieval system," Proceedings of the 12th annual ACM international conference on Multimedia, October 10-16, 2004.

[10] J. J. Foo, J. Zobel, R. Sinha, and S. Tahaghoghi, "Detection of near-duplicate images for web search," In Proc. Conference On Image And Video Retrieval, July 2007.

[11] Duda, R. O. and P. E. Hart, "Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures," Comm. ACM, Vol.15, pp. 11-15, 1972.

[12] R.Fergus, P.Perona, A.Zisserman, "Object Class Recognition by Unsupervised Scale-Invariant Learning," IEEE CVPR, 2003.

[13] Pawel Janusz Czerwi ski, Ryad Chellali, Vincent Fremont, "Ellipse Detection Using Hough Transform," Warsaw University of Technology and Ecole des Mines de Nantes, 2003.

[14] R. C. Gonzalez and R. E.Woods, "Digital Image Processing 3rd edition," Addison-Wesley, 2007.

[15] Saburo Tsuji, Fumio Matsumoto, "Detection of Ellipses by a Modified Hough Transformation," IEEE Transactions on Computers, 1978.

[16] Dimitrios Ioannoua, Walter Hudab, Andrew F. Laine, "Circle recognition through a 2D Hough Transform and radius histogramming," Image and Vision Computing, 1999.

[17] L Xu, E Oja, "Randomized Hough transform (RHT): basic mechanisms, algorithms, and computational complexities," CVGIP: Image Understanding, 1993.

[18] John Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," IEEE Transactions on PAMI, 1986.

[19] <http://staff.science.uva.nl/~aloi/>



유 승 훈

2007년 충주대학교 전자공학과 학사. 2007년~현재 인하대학교 전자공학과 석사과정. 관심분야는 내용 기반 검색, 멀티미디어 시스템, 임베디드 시스템 등



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, 패

턴인식, 데이터마이닝 등



이 석 룡

1984년 연세대학교 기계공학과 학사. 1993년 연세대학교 산업공학과 전자계산전공 석사. 2001년 한국과학기술원 정보및통신공학과 컴퓨터공학전공 박사. 1984년~1995년 한국IBM 소프트웨어 연구소 선임연구원. 1995년~2001년 안산1대학교 조교수. 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 전산과학과 선임연구원 및 책임연구원. 1993년~현재 한국과학기술원 전산학전공 부교수 및 교수. 관심분야는 XML, 시맨틱웹, 멀티미디어 데이터베이스, 스트림 데이터 및 센서 네트워크 데이터베이스



김 상 회

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