

# 문화재 검출을 위한 물체인식 알고리즘의 적용연구

이강희\*, 김석훈\*\*, 석윤영\*\*, 김수균\*\*\*

## 요약

본 논문에서는 스마트폰에서 물체인식을 하기 위한 가볍고 빠른 영상처리 기법을 적용 연구한다. 본 논문의 목적은 스마트폰 카메라를 통한 입력 영상과 데이터베이스에 있는 영상을 비교하여, 영상이 같은 영상임을 실시간으로 인식하는 것이다. 또한 HISTOGRAM은 단순한 실외의 문화재를, SIFT, SURF는 정교한 실내의 문화재를 검출하기 위해 적용된다. 따라서 본 논문은 HISTOGRAM, SIFT, SURF와 같은 기법을 경량화 후 스마트폰에 적용하여 경북궁의 경회루나 근정전과 같은 실내의 문화재 가이드 체험이 가능함을 입증한다.

## Application Study on Object-Recognition Algorithms for Cultural Assets Recognition

Kang-Hee Lee\*, Seok-Hun Kim\*\*, Yun-Young Sok\*\*, Soo-Kyun Kim\*\*\*

## ABSTRACT

This paper studies a fast object recognition application for a low-resource smartphone with a built-in camera. The aim is to recognize the input image captured by a smartphone camera by comparing it with the existing images from DB. HISTOGRAM is used for detecting simple outdoor cultural assets, while SIFT and SURF are used for more complex ones. To prove the feasibility of the lightweight algorithms such as HISTOGRAM, SIFT, and SURF, we implement a fast and effective object recognition system for a smartphone-based local experience of cultural assets such as the Kunjongjon or the Kyonghoeru in Kyongbokkung.

Key Words : cultural asset, HISTOGRAM, SIFT, SURF, recognition

---

\* 숭실대학교 글로벌미디어학부(✉kanghee.lee@ssu.ac.kr)

\*\* 수원여자대학교 모바일미디어과

\*\*\* 배재대학교 게임공학과

· 제1저자(First Author) : 이강희 · 교신저자(Correspondent Author) : 김수균

· 접수일(2013년 1월 9일), 수정일(1차 : 2013년 2월 14일), 게재확정일(2013년 2월 18일)

## I. 서 론

영상의 인식방법은 영상 데이터의 특징 정보인 색상과 밝기, 형태 등의 시각적인 특징을 이용하여 카메라로부터 입력된 영상의 전체영역 또는 일부영역을 가지고 해당하는 부분에 대하여 처리를 하는 영역(space or region)기반과 입력된 영상으로부터 추출된 특징에 중점을 두어 처리를 하는 특징(feature)기반 방법으로 나눌 수 있다.

전통적으로 물체검출에 좋은 성능을 보이는 알고리즘은 SIFT (Scale-invariant Feature Transform)이다[1]. SIFT는 가우시안 차분(Difference of Gaussian)을 계산한 후, 이웃한 8개의 픽셀들과 이웃한 두 크기 공간에서 극대와 극소를 찾아 특징 기술자로 결정하여 비교하는 기법으로 성능에 비해 속도가 너무 느린 단점이 있다. 따라서, 최근에는 Hessian 행렬 기반의 SURF를 이용한 접근방법이 널리 사용되고 있다[2]. 하지만, 이러한 특징 기술자가 가지는 접근 방법 자체가 영상의 왜곡이 심하게 나타나는 경우 정확한 매칭점을 찾기 어려운 문제를 보이고 있다. 이와 같은 장단점을 염두에 두고 본 논문에서는 실내외의 문화재 인식을 위해 마커리스 물체인식 기법인 영역기반 히스토그램(Region-based Histogram), SIFT(Scale Invariant Feature Transform), SURF(Speeded Up Robust Feature)를 스마트폰에서 구현하고 한정된 컴퓨팅 파워와 리소스를 가지는 스마트폰에 적절히 적용 가능하도록 그 알고리즘과 성능을 정성적으로 비교 연구한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 사용된 3가지 물체 검출 알고리즘에 대해 정성적으로 기술하고, 3장에서는 2장에서 기술한 알고리즘들을 이용하여 실제로 스마트폰을 가지고 문화재를 촬영하여 검출하는 실험을 한다. 마지막으로 4장에서는 결론 및 향후 연구에 대해 기술한다.

## II. 물체 검출 알고리즘

### 2.1 Region-based Histogram

영역 기반(Region-based Histogram) 히스토그램[3]을 이용한 물체 인식 방법은 크게 <그림 1>과 같이 각 영역별로 히스토그램을 추출 하고, 이들의 결과를 다시 융합하여 최종적으로 물체를 검출하는 방법으로 구성된다. 각 영상을 가로 10픽셀, 세로 10픽셀의 블록 단위로 분할하고 각 블록별로 히스토그램화 한 후 히스토그램 내 픽셀들 중 가장 높은 값과 픽셀들의 평균값을 특징값들로 정하여 비교한다. 두 영상의 같은 위치의 블록 기리 최대값과, 평균값을 비교하여 이 두 영상이 같은 영상이라면 각 블록별 최대값과 평균값이 같거나 비슷하게 나오게 되며, 이를 이용하여 물체를 검출하게 된다.

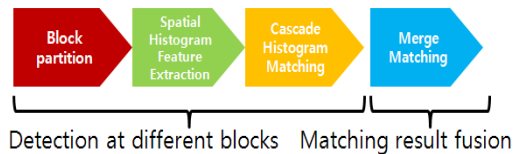


그림 1. 영역기반 히스토그램 블럭다이어그램  
Fig 1. Block diagram of region-based histogram

히스토그램의 추출은 <그림 2>와 같이 9개의 pixel들을 지닌 흑백 입력 영상의 명암(0~255)에 따라 해당되는 pixel들의 분포를 256의 1차원 공간 안에 나누어 픽셀의 빈도수를 그래프로 나타내는 것이다.

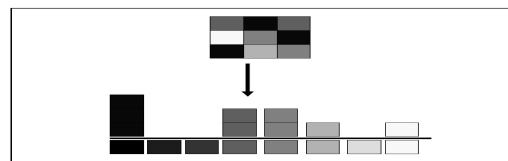


그림 2. 3 X 3 픽셀 이미지의 히스토그램화  
Fig 2. Histogram of a 3 X 3 pixel image

본 논문에서는 속도 향상과 처리를 단순화하기 위해 영상형태(shape)에 집중하였고, 히스토그램은 컬러 영상을 흑백영상으로 변환하여 처리하였다. 컬러를 흑백으로 변환하는 방법은 여러 방법이 있는데, 본 논문에서 RGB영상에 대해 보다 회색조에 가까운 색을 표현하기 위하여 식 (1)을 이용하였다.

$$R' = 0.2999R, G' = 0.587G, B' = 0.114B \quad (1)$$

다음은 <그림 2>와 같이 히스토그램화 후 영상을 블록으로 분할하여, 각각 히스토그램 평균값과 최대값을 구하기 위해 정한 파라미터들이다. 먼저, 블록 폭의 픽셀 크기  $b_w$ , 블록 높이의 픽셀 크기  $b_h$  값을 곱해 블록 전체 픽셀 수,  $b_p$ 를 구한다.

$$b_p = b_h \times b_w \quad (2)$$

식(3)는 원래 영상에서 블록으로 분할을 하여 히스토그램 값을 구하게 되는데, 이 때 영상에서 분할되는 전체 블록의 개수  $b_{tot}$ 은 다음과 같이 구한다,  $i_w$ 는 입력영상의 폭,  $i_h$ 는 입력영상의 높이,  $b_w$ 는 블록의 폭,  $b_h$ 는 블록의 높이이다.

$$b_{tot} = \begin{cases} (i_h \times i_w) / b_p & i_h \% b_h = 0, i_w \% b_w = 0 \\ (i_h \times i_w) / b_p + (i_h / b_h) & i_h \% b_h = 0, i_w \% b_w \neq 0 \\ (i_h \times i_w) / b_p + (i_w / b_w) & i_h \% b_h \neq 0, i_w \% b_w = 0 \\ (i_h \times i_w) / b_p + (i_h / b_h) + (i_w / b_w) + 1 & i_h \% b_h \neq 0, i_w \% b_w \neq 0 \end{cases} \quad (3)$$

이와 같이 기준영상(reference image) 및 입력영상(imput image)의 정해진  $b_{tot}$ 개의 블록별로 각각의 히스토그램을 구하고 이들을 특징벡터(feature vector)들로 삼는다. 그리고 나서 각각 블록별 히스토그램의 (최대값, 평균값) 순서쌍을 만들고 기준영상 순서쌍과 입력영상 순서쌍을 비교(본 논문에서는 유클리디안 거리 활용)하여 기준치(threshold)를 넘어가는 블록 비교는 정합으로 판단한다. 이들을 머지하여 전체 정합률을 판단하게 된다.

## 2.2 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)

SIFT는 1999년에 D. W. Lowe에 의해 제안한 알고리즘 [4]으로, 물체인식 및 추적, 로봇의 실시간 지도제작 및 위치인식, 이미지 스티칭, 모션 인식 등 많은 곳에 활용되고 있다. 입력영상이 가지고 있는 물체의 유형에 따라 나타나는 주력의 특징들이 다르고, 이점을 활용하여 좀더 인식률을 높이기 위해 최초의 SIFT를 기반으로 A-SIFT(Affine-SIFT), CSIFT(Colored SIFT) [5], PCA-SIFT(Principal Components Analysis -SIFT) SURF(Speeded Up Robust Feature)와 같은 보완된 알고리즘들이 사용되고 있다. A-SIFT는 영상정보가 Tilt되거나 단방향 Scale변환이 일어날 경우에도 SIFT보다 높은 인식률을 보이며, CSIFT는 색깔과 측광 변화에 강인한 성능을 보여준다. PCA-SIFT의 경우 표준 SIFT의 평탄화된 가중치 히스토그램 대신에 PCA를 적용함으로써 좀더 명확하고, 이미지 변형에 강인하며, 표준 SIFT보다 좀더 간결한 표현을 지녀 빠른 속도를 나타낸다.

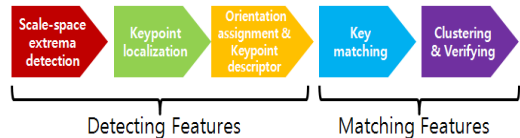


그림 3. SIFT의 블럭다이어그램  
Fig 3. Block diagram of SIFT

SIFT는 크게 <그림3>과 같이 5단계로 구분할 수 있으며, Detector에서는 특징점이 될 수 있는 후보 점들을 구하기 위해서는 입력된 영상색상을 그레이스케일(GrayScale)로 변환 후, 변환된 이미지를 이미지 피라미드를 생성하고, 각 옥타브마다 가우시안블러 이미지를 생성한다.

생성된 가우시안 이미지를 이미지피라미드에서 이웃하는 이미지와 차이 값을 구해 DoG이미지를 구한다. 이를 구하는 함수는 다음과 같다[5].

$$D(x,y,\sigma) = (G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)) * I(x,y) = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma) \quad (4)$$

Detector 단계의 DoG 이미지로부터 후보군을 추출하고 필터링 하여 특징점을 결정하였다. 본 장에서는 이미지간의 정합에 사용하기 위해 추출된 특징점들의 Descriptor를 구성한다. Descriptor는 다음과 같은 벡터의 크기와 방향으로 구성된다[6].

$$m(x,y) = \sqrt{\frac{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2}{L(x+1,y) - L(x-1,y)}} \\ \theta(x,y) = \tan^{-1} \left( \frac{L(x,y+1) - L(x,y-1)}{L(x+1,y) - L(x-1,y)} \right) \quad (5)$$

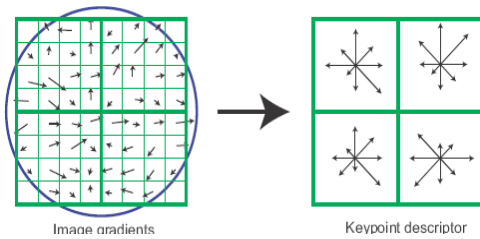


그림 4. 이미지 gradient와 키포인트 기술자  
Fig 4. Image gradients and keypoint descriptors

특징점 하나에 대한 기술자(descriptor)는 128차원으로 구성된다. 본 논문에서 제안하는 개량된 SIFT 알고리즘은 기술자가 128차원(4\*4\*8)이 아닌 32차원(2\*2\*8)으로 구현하여 연산처리 속도를 줄였다.

### 2.3 SURF(Speeded Up Robust Feature)

SURF란 Speeded Up Robust Feature의 약자로 기존의 영상비교 알고리즘 중 SIFT 못지않은 성능을 유지하면서 보다 빠르게 처리하기 위해 고안된 알고리즘이다. 속도향상을 위해 SURF에 도입된 방법은 크게 3가지이다. 첫째, 적분 이미지를 이용하여 구하고자 하는 면적을 간단히 계산한다. 즉, 구하고자 하는 사각

형의 4 꼭지점 위치만 알면 쉽게 구할 수 있다. 둘째, 간편화한 검출자(detector)와 기술자(descriptor)를 활용하여 SIFT보다 차원수가 줄어든다. 셋째, contrast를 이용하여 간단하게 정합(matching)한다.

SURF는 관심점(interest point)을 추출하기 위해 헤시안 행렬을 사용하게 된다. 1단계: 적분 영상(integral image) 생성, 2단계: 고속 헤시안 검출기(fast hessian detector) 수행, 3단계: 기술자(descriptor) 추출, 4단계: 정합(matching)이다[2].

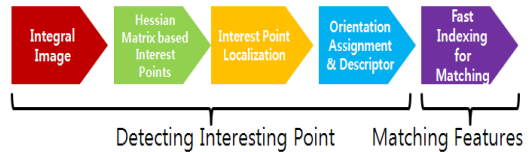


그림 5. SURF의 블럭다이어그램  
Fig 5. Block diagram of SURF

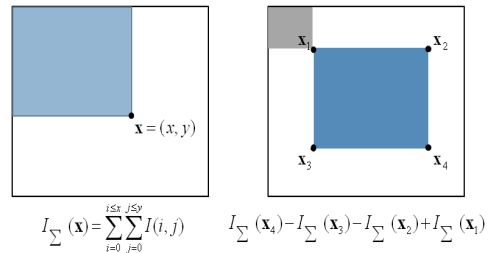


그림 6. 1단계: 적분 영상 생성  
Fig 6. Step 1: generation of integral image

1단계는 입력영상으로부터 적분영상(integral image)을 생성하고, 직사각형 영역에 대해서 모든 화소에 대해 밝기값의 합을 계산한다(input: 입력영상, output: 적분 표현영상). <그림 6> 참고.

2단계는 헤시안 응답맵(hessian response map)의 행렬식(determinant)를 구성하여 행렬식을 구하고, 크기 공간(scale-space)에서 관심점의 위치를 찾기 위해 비 최대치 억제(non-maximum-suppression)를 수행한다. 검출된 관심점을 sub-pixel 정확도로 보간

(interpolation)시키고, 보간된 관심점을 특징 벡터의 형태로 저장한다(input: 적분 표현영상, output: 정확하게 위치가 검출된 관심점의 벡터).

2.1단계: 헤시안 행렬의 행렬식<그림 7>을 구한다. 근사화된 box 필터를 이용,  $D_{xx}$ ,  $D_{yy}$ ,  $D_{xy}$ 를 구한다.

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (6)$$

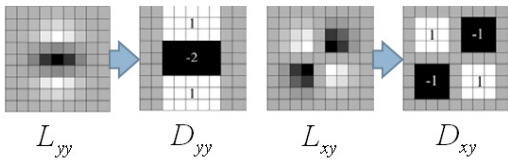


그림 7. 2.1단계: 헤시안 행렬식  
Fig 7. Step 2,1: Hessian determinant

$$L_{xx}(x, \sigma) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma),$$

$$\det(H_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (7)$$

2.2단계: 옥타브별로 서로 다른 크기 공간들을 추출하고 비 최대치 억제 수행한다. 즉, 헤시안 행렬의 행렬식 값에 대해서 NMS(Non-Maximal Suppression)과정을 통해서 이웃한 점들과 비교하여 중심점이 가장 클 경우 그 결과로서 크기 공간에 대한 극대값(검출된 관심점)을 찾을 수 있다.

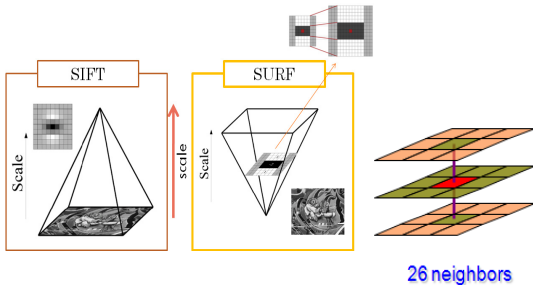


그림 8. 2.2단계: 비 최대치 억제 수행  
Fig 8. Step 2.2: Non-Maximal Suppression

이때 SIFT는 크기를 조절해가면서 이미지에 적용하는 반면, SURF는 박스필터의 크기를 변경해가며 적용하기 때문에 SIFT보다 빠른 속도가 가능하다.

2.3단계: 추출된 극대값에 대해서 보간법을 적용하고 보간법이 적용된 극대값을 특징 벡터 형태로 저장한다. 하나의 특징 영상을 생성하기 위해 크기 공간의 극대값(검출된 관심점)의 위치와 크기를 subpixel의 정확도로 보간한다. 보간된 극대값을 이용하여 특징 벡터 형태로 저장한다.

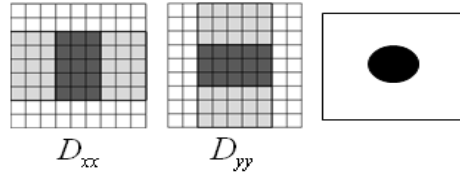


그림 9. 2.3단계: 보간법 적용  
Fig 9. Step 2,3: Interpolation

3단계는 Harr 웨이블릿 응답을 계산하고, 하나의 관심점에 대해 가장 유력한 방향을 계산한다. 웨이블릿 응답의 합을 이용하여 64차원의 기술자 벡터를 추출한다(input: 1단계 output인 적분 표현영상 및 2단계 output인 관심점의 벡터) output: described SURF의 관심점에 대한 벡터).

3.1단계: 관심점 방향 할당 단계:관심점의 벡터에게 방향을 할당하기 위해  $6\sigma$ 의 크기를 가지는 반지름 내에 있는 점들에 대해 Harr 웨이블릿 응답을 계산한다.

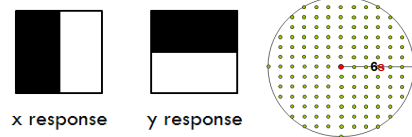


그림 10. 3.1단계: 관심점 방향 할당  
Fig 10. Step 3,1: Allocation of the direction of interest points

3.2단계: 회전 불변 기술자 추출 단계: 방향이 할당된 관심점 벡터의 기술자 벡터를 얻어온다. 이를 위해 관심점 벡터에 대해 기술자를 계산한다.

마지막으로 4단계는 유클리디안 거리 또는 마할라노비스 거리를 이용하여 최소의 거리를 가지는 기술자 벡터를 추출한다. 빠른 정합을 위해서 헤시안 행렬의 트레이스의 부호를 이용한다.

### III. 실험 및 분석

본 장에서는 상기 기술한 3가지 HISTOGRAM, SIFT, SURF 영상처리 알고리즘을 직접 Java 및 C언어로 구현하여 스마트폰에 실제 적용하고, 향후 실내의 문화재 검출 앱으로의 적용가능성을 고찰한다. 사용된 스마트폰은 안드로이드 OS 2.1 기반의 모토로라사의 XT720과 갤럭시S2, 프로그래밍 환경은 Eclipse Galileo에서 Android SDK 2.1기반, 안드로이드 JNI(Java Native Interface)으로 한다.

3.1절에서는 히스토그램(histogram)의 영역기반 방법을 사용하여 서로 다른 각도에서 스마트폰으로 촬영된 실외의 경회루를 검출하는 실험을 하였다. 3.2절에서는 SIFT와 SURF를 사용하여 경복궁 근정전 실내에 위치한 어좌를 검출하였다. 이와 같이 인식대상을 달리한 이유는 3.1절의 히스토그램 방법은 속도의 향상에 비중을 둔 어플리케이션으로서, 조명조건이 어둡거나 실내의 복잡한 패턴에서는 임계값을 못넘어 인식이 불가능하기 때문이다. 3.2절의 경우는 실내의 정교한 패턴 검출을 위해 SIFT와 SURF를 사용하였다.

#### 3.1 실외 검출: HISTOGRAM

본 실험에서는 2.1절에서 밝힌대로 분할 블록의 크기를 가로, 세로를 각 10으로 정하였다. 스마트폰에 저장되어 있는 참조 영상과 스마트폰 카메라로 캡처된 입력 영상을 흑백화하고 비교하여 정합률을 65%

이상 일 때 동일한 영상라고 인식하게 된다. 조명조건과 보는 각도에 따라 70%의 임계값은 다소 무리가 있어 65%로 정하였다.

<그림 11>과 <그림12>는 실제 안드로이드 단말기에서 그림 (1)의 참조영상과 그림 (2)의 입력 영상을 비교한 화면이다. <그림3>은 그림 영역 (1)과 영역 (2)의 평균 밝기의 가장 높은 값의 차이를 구해 해당하는 차가 6보다 작으면 같은 영역으로 인식하고, 차가 6보다 크면 서로 다른 영상으로 판단하여 적색 사각형 그리게 된다.

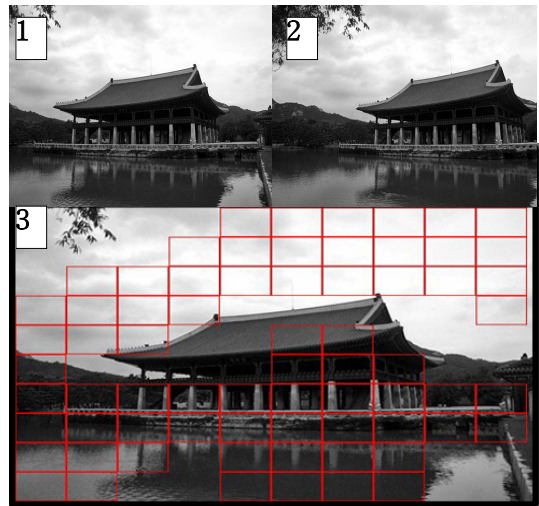


그림 11. 다른 각도의 경회루 비교  
Fig 11. Comparison with the images of Kyonghoeru from different angles

<그림 11>의 경우 정합률 결과가 68%가 나와 비슷한 영상이라고 나타나며, 그림 12의 경우는 근정전 실외를 비교한 결과 정합률이 53%가 검출되어 실제 같은 물체임에도 불구하고, 본 논문에서 사용한 HISTOGRAM 알고리즘에 의해서는 두 영상이 다른 영상이라고 인식된다.

즉, 전체적인 인식 속도는 <그림 11>과 <그림12>의 경우 각각 2ms, 2.4ms 로 매우 빠른 속도를 보이나 임계값의 설정과 조명조건에 민감함 정도는 차후 해결

과제로 남는다.

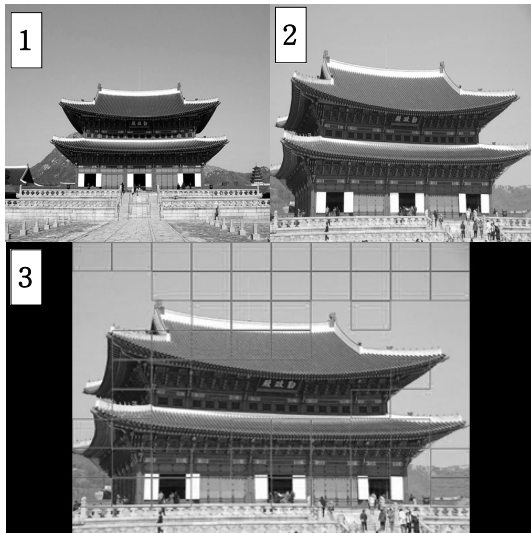


그림 12. 서로 다른 각도의 근정전 비교  
Fig 12.. Comparison with the images of Kunjongjon from different angles

### 3.2 실내 검출: SIFT와 SURF

안드로이드에서 SIFT와 SURF 구현을 위해 JNI(Java Native Interface)[6-7]를 이용하였다. 즉, C에서 사용되는 OpenCV(Open Computer Vision Library)를 Cygwin과 같은 리눅스 기반에서 컴파일하여 \*.so 파일을 만들어 삽입하여 사용하였다. 하지만 영상을 처리할 때마다 해당 라이브러리를 계속 호출해야 하기 때문에 정확도는 높아지지만, 모바일 단말기에서는 처리량이 높아진다는 단점이 있다. 입력 영상 및 참조 영상의 크기는 640 X 480으로 고정하였다.

<그림 13>은 3.2절 SIFT를, <그림 14>는 3.3절의 SURF를 통해 검출한 근정전 실내의 어좌의 모습이다. 각각 저성능의 XT720에서 2352ms, 1505ms를, 고성능의 갤럭시s2에서는 1510ms, 929ms 기록하며 특징점을 추출 및 매칭하였다 (Euclidean 기법 활용). 이같은 결과는 실시간으로 증강현실을 위한 스마트폰의 물체인식기법이 실현가능(feasible)함을 보이고 있다.

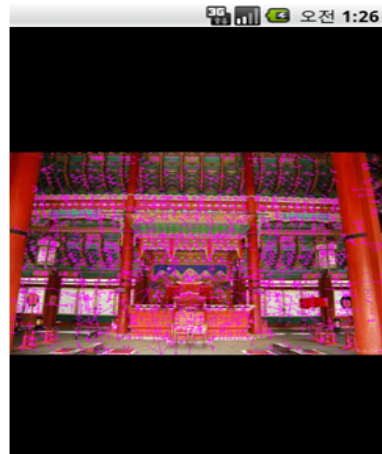


그림 13. 근정전 내의 어좌: SIFT  
Fig 13. The royal throne inside Geunjeongjeon: SIFT

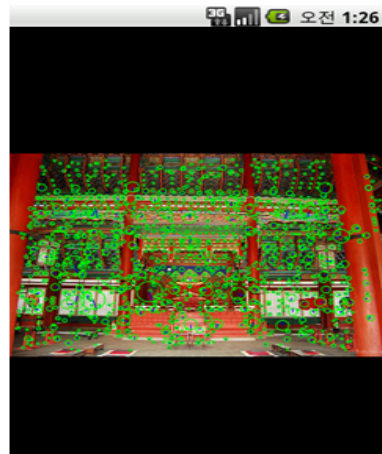


그림 14. 근정전 내의 어좌: SURF  
Fig 14. The royal throne inside Geunjeongjeon: SURF

## IV. 결론 및 향후 연구

본 논문은 HISTOGRAM, SIFT, SURF와 같은 물체인식기법을 경량화 후 스마트폰에 적용하여 경복궁의 경회루나 근정전과 같은 실내외 문화재 가이드 체험이 가능함을 입증하였다. HISTOGRAM의 경우 실외

의 다수의 문화재 중 빠르고 단순한 물체인식, SIFT, SURF의 경우 실내의 문화재 중 정교한 물체인식을 원할 경우에 적용가능함을 보였다. 향후 UX가 접목된 증강현실 콘텐츠 제작에 관한 다양한 연구를 하고자 한다.

### 참고문헌

- [1] H. Kim, "Implementation of Indoor/Outdoor Markerless Tracking-Based Augmented Reality" Korean Journal of Remote Sensing, Vol. 25, No. 2, pp. 165-173, 2009.
- [2] SURF , <http://cafe.naver.com/opencvsharp/704>
- [3] H. Z, W, Gao, X. Chen, and D. Zhao, "Object detection using spatial histogram features," Image and Vision Computing, Vol. 24, pp. 327-341, 2006.
- [4] D. Lowe, "Object Recognition from Local Scale Invariant Features," In International conference on Computer vision, pp. 1150-1157, 1999.
- [5] Abdel-Hakim, A.E., "CSIFT: A SIFT Descriptor with Color Invariant Characteristics," 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1978-1983, 2006.
- [6] C.-H Lee, S.-M. O, "Design and Implementation of JPP(JNI PreProcessor)", The KIPS Transactions:PartA, Vol. 9A, No, 1, pp.129 ~ 136, 2002.
- [7] H.-E Kwon, S.-H Kim, "Translation of Java Bytecode into C code with the JNI", The journal of Information Technology, pp. 1-7, Vol. 4. No. 1, 2001

### 감사의 글

이 논문은 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업입(No. 2012-0003583).

### 저자소개

#### 이강희 (Kang-Hee Lee)



1999년 한국과학기술원 공학사.  
2001년 한국과학기술원 공학석사.  
2006년 한국과학기술원 공학박사  
2006년 2009 삼성전자 책임연구원  
2008년 CMU Robotics Institute  
삼성전자 파견연구원

2009년~현재 숭실대학교 글로벌미디어학부 조교수  
※ 관심분야 : 소프트웨어 로봇, 유비쿼터스 로봇, 유전자 로봇, 미디어 로봇, 진화연산, 추론시스템

#### 김석훈(Seok-Hun Kim)



2003년 한남대학교 컴퓨터공학과(공학석사)  
2006년 한남대학교 컴퓨터공학과(공학박사)

2012년 ~ 현재 수원여자대학교 모바일미디어과 조교수  
※ 관심분야: 모바일컴퓨팅, VoIP, 웹데이터베이스

#### 석윤영(Yun-Young Sok)



1992년 건국대학교 컴퓨터공학과 석사  
1999년 명지대학교 컴퓨터공학과 박사  
수료

1992년 ~ 현재 수원여자대학교 모바일미디어과 부교수  
※ 관심분야: 데이터베이스, 정보검색, 모바일미디어

#### 김수균(SooKyun Kim)



2006년 고려대학교 컴퓨터학과(이학박사)  
2006년~2008년 삼성전자 통신연구소  
책임연구원

2008년 ~ 현재 배재대학교 게임공학과 조교수  
※ 관심분야: 기하모델링, 게임그래픽, 실감미디어