

# SURF(Speeded Up Robust Features)와 Kalman Filter를 이용한 컬러 객체 추적 속도 향상 방법

이희재<sup>\*</sup>, 이상국<sup>\*\*</sup>

## 요 약

객체 인식(recognition)과 추적(tracking)은 컴퓨터 비전의 중요 분야로써 작게는 동작 인식으로부터 크게는 우주 항공까지 그 활용 가능성이 무궁무진하다. 객체 인식의 정확도를 향상시키는 방법 중 하나는 회전, 스케일 그리고 가려짐에 강건한 컬러를 이용하는 것이다. 컬러를 이용함으로써 더 많은 특징점들을 추출하기 위한 계산 비용을 감소시킬 수 있다. 또한, 빠른 객체 인식을 위해 알고리즘의 정확도를 낮추는 것보다 객체의 위치를 예측하고 좀 더 작은 영역에서 인식을 수행하는 것이 더욱 효과적이다. 본 논문은, 인식 정확도를 향상시키기 위해 대표적인 객체 인식 알고리즘인 SURF와 컬러모델을 적용한 기술자(descriptor)를 사용하고, 움직임 예측 알고리즘인 Kalman filter를 결합하여 빠른 객체 추적 방법을 제안한다. 그 결과, 제안하는 방법은 다른 컬러를 갖는 같은 패턴의 객체들을 구분하고, 객체의 향후 움직임을 미리 예측한 관심영역(ROI)에서 인식을 수행함으로써 빠른 추적 결과를 보였다.

## Improvement Method of Tracking Speed for Color Object using Kalman Filter and SURF

Hee Jae Lee<sup>\*</sup>, Sang-Goog Lee<sup>\*\*</sup>

## ABSTRACT

As an important part of the Computer Vision, the object recognition and tracking function has infinite possibilities range from motion recognition to aerospace applications. One of methods to improve accuracy of the object recognition, are uses colors which have robustness of orientation, scale and occlusion. Computational cost for extracting features can be reduced by using color. Also, for fast object recognition, predicting the location of the object recognition in a smaller area is more effective than lowering accuracy of the algorithm. In this paper, we propose a method that uses SURF descriptors which applied with color model for improving recognition accuracy and combines with Kalman filter which is Motion estimation algorithm for fast object tracking. As a result, the proposed method classified objects which have same patterns with different colors and showed fast tracking results by performing recognition in ROI which estimates future motion of an object.

**Key words:** Real time object recognition(실시간 객체 인식), Color descriptor(컬러 기술자), SURF, Kalman filter(칼만 필터)

※ 교신저자(Corresponding Author): 이상국, 주소: 경기도 부천시 원미구 역곡2동 산 43-1 가톨릭대학교 성심교정 미카엘관 611호(420-743), 전화: 02)2164-4909, FAX: 02) 2164-4945, E-mail: sg.lee@catholic.ac.kr  
접수일: 2011년 8월 24일, 수정일: 2011년 11월 23일  
완료일: 2012년 1월 12일

<sup>\*</sup> 준회원, 가톨릭대학교 디지털미디어학과 미디어공학전공 박사과정

(E-mail: jay\_0624@catholic.ac.kr)

<sup>\*\*</sup> 종신회원, 가톨릭대학교 디지털미디어학부 부교수

(E-mail: sg.lee@catholic.ac.kr)

※ 본 연구는 2011년도 가톨릭대학교 교비연구비의 지원으로 이루어졌음.

## 1. 서 론

객체 인식과 추적은 사진 혹은 동영상에서 특정 객체를 판별하여 인식하고, 인식된 객체의 움직임을 추적, 관측하여 그 궤도 및 위치를 정하는 것을 의미한다. 이는 작게는 동작 인식으로부터 크게는 우주 항공까지 그 활용 분야가 무궁무진하다. IT 조사 업체인 Gartner 사의 연례 기술 분석 보고서에서 향후 IT 기술 전문분야의 발전과 변화에 미칠 파급효과가 가장 큰 '주목해야 할 기술'로 증강 현실(AR: Augmented Reality)를 언급하였다. 증강 현실의 다양한 요소 기술들이 연구되고 있지만 이러한 기술 중 가장 많이 연구되고 있는 분야는 객체 인식과 추적이다[1].

일반적으로 객체 인식의 정확도를 높이려면 계산 비용 증가되는데 이는 인식 속도 저하의 직접적인 원인이 되며, 정합(registration)의 효율성을 감소시킨다. 반면, 인식 속도를 향상시키기 위해 정확도에 대한 비중을 낮추면 잘못된 객체 인식 오류를 발생시켜 오정합 결과를 초래한다. 이러한 문제점들은 마커(marker)를 사용하면 해결될 수 있으나 넓은 공간에 가상의 객체를 증강하기 원하는 곳마다 마커를 두는 것이 힘들며(마커의 유한성), 약간의 가려짐(occlusion)만으로도 잘못된 객체 인식이 발생하기 때문에 흑백 영상 내 객체들의 특징점을 추출하여 객체를 정확하고 빠르게 인식하기 위한 방법들이 제안되었다[2].

이는 크게 점(0D feature), 선(1D feature), 영역(2D feature)을 이용하는 방법들로 분류할 수 있다. 먼저, 점을 추출하는 방법에는 Harris Corner detector[3], Hessian detector[4], Kitchen Rosenfeld[5], SUSAN (Smallest Univalued Segment Assimilating Nucleus) [6] 등이 있다. 두 번째로, 선을 추출하는 방법들에는 Canny edge detector[7]와 Sobel edge detector가 있다. 점과 선을 이용한 방법들은 계산 비용이 적어 빠르게 수행될 수 있으나 영상 내 객체의 크기와 회전 등이 변화된 영상 내에서는 정확도가 떨어지는 단점이 있다. 이에 위의 단점들을 보완하고자 영역 내에서 특징들을 추출하고 영역 기술자를 생성하는 SIFT [8-10]와 SURF[11,12] 등이 개발되었다. 이러한 알고리즘들은 정확도가 높아 영상 스티칭(image stitching)을 위한 특징 탐지에서도 사용된다[13].

가우시안 DoG(differential of gaussian)영상을 이

용하여 특징점을 추출하는 SIFT는 다양한 스케일의 영상을 생성하여 특징점을 찾은 후, 특징 벡터를 추출하기 때문에 연산 속도가 매우 느리다는 단점이 있어 고속의 영상 처리가 요구되는 실시간 시스템에서는 적용하기 힘들다. SIFT의 단점을 줄이고자 개발된 SURF는 적분 영상과 가우시안 2차 미분을 근사화한 Box filter를 이용한 고속 헤시안 탐지기(fast hessian detector)를 통해 특징점의 탐지 과정과 기술자 생성 과정을 단순화하여 수행 속도를 향상시켰다. 하지만 위 알고리즘들은 흑백 영상 내에서 특징점을 찾기 때문에 다른 컬러를 갖는 유사한 패턴 객체에 대해 오인식한다(그림 1).



그림 1. 다른 컬러를 갖는 유사한 패턴 객체 인식(SURF)

이러한 문제점을 보완하기 위해 컬러 정보를 사용하는 CSIFT[14]와 HSV-SIFT[15] 그리고 Color-SURF[16] 등의 방법들이 제안되었다. CSIFT와 HSV-SIFT는 조명변화에 대해 약간의 인식 정확도 향상을 보였지만 입력 영상들에 대해 적응적이지 않으며 노이즈에 민감하다는 단점이 있다. Color-SURF의 경우 YUV 컬러 모델을 이용하여 지역 커널 히스토그램과 Haar 웨이블릿 응답을 혼합한 기술자를 제안하였고 인식 정확도가 조금 향상하였지만 큰 계산 비용을 요구한다는 단점을 가지고 있다.

본 연구에서는 현재 의료, 교육, 군사, 게임, 광고 등 다양한 분야에 적용되고 있는 증강 현실을 위해 비마커(markerless) 기반 객체 인식과 추적 방법을 제안하고자 한다. 먼저, 수행 속도가 빠른 객체 인식 알고리즘인 SURF와 컬러 모델을 결합하여 기술자를 생성함으로써 객체 인식 정확도를 향상시키고, 강력한 예측 알고리즘인 칼만 필터를 이용하여 객체

인식의 범위를 줄임으로써 증가된 계산 비용을 감소시키는 것을 목표로 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성한다. 2장에서는 컬러 객체 인식 정확도 향상과 빠른 추적을 위한 방법에 대해 설명하고, 3장에서는 제안한 방법을 통한 실험 결과, 마지막으로 4장에서는 본 연구의 결론 및 향후 연구를 제안한다.

## 2. 컬러 정보를 갖는 기술자 생성 및 예측 알고리즘의 결합

본 연구의 목표는 기존 SURF의 취약점을 보강하여 정확도를 향상시키고 증가된 계산 비용을 감소시켜 객체를 정확하고 빠르게 추적하는 것이다. 제안하는 방법은 크게 컬러 객체 인식 정확도 향상 방법과 추적 수행 속도 향상 방법으로 구성된다.

### 2.1 컬러 정보를 포함하는 기술자 생성

사용자가 지정한 목표 객체에 대해 SURF 알고리즘을 기반으로 컬러정보를 포함하는 기술자를 생성하기 위해 본 연구에서는 64차원 벡터를 사용하는 SURF와 *11213* 모델을 이용하여 생성한 12개의 컬러 벡터를 결합하여 76차원의 기술자를 생성하였다.

#### 2.1.1 특징점 탐지

SURF는 적분 영상과 근사화 된 헤이시안 검출기에 기반한 고속 헤이시안 탐지기를 사용하여 빠르게 특징점들을 탐지한다. 먼저 영상의 원점으로부터 각 화소의 위치까지의 사각형 영역의 모든 화소 값을 더한 적분 영상(integral images)을 생성한다. 생성된 적분 영상은 빠른 연산 속도를 위한 주된 요소이다.

$$I_{\Sigma}(X) = \sum_{i=0}^{i \leq x} \sum_{j=0}^{j \leq y} I(i, j) \tag{1}$$

식(1)에서  $I_{\Sigma}(X)$ 는  $X=(x, y)^T$ 의 위치에 대한 적분 영상이며,  $I(i, j)$ 는 영상에서의 화소 값이다.

근사화 된 헤이시안 검출기는 헤이시안 행렬식을 사용하는 대신 그림 2와 같은 박스 필터(box filter)를 사용한다.

크기에 불변하는 특성을 갖기 위해 크기 변환된 영상을 사용하지 않고 박스 필터의 크기를 변화시켜 특징을 추출한다(그림 3).

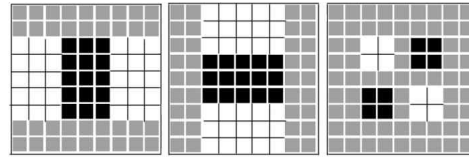


그림 2. 근사화 된 박스 필터



그림 3. 크기에 불변하는 특성을 갖기 위한 영상 피라미드

위와 같은 방법들을 통해 찾고자하는 사각 영역의 크기에 상관없이 빠르게 헤이시안 행렬식을 구성하고 특징점을 찾아낼 수 있다.

#### 2.1.2 컬러 불변 특징 벡터를 혼합한 기술자 생성

기술자 생성에 앞서 위치가 결정된 특징점들이 회전에 불변하는 특성을 갖기 위해 방향 정규화를 수행한다. 주방향을 찾기 위해 탐지된 특징점들을 중심으로 특징점이 찾아진 스케일 공간의 스케일 정보 's'를 사용하여, 6s의 원 안의 화소들에 대해 x방향과 y방향으로 Haar Wavelet response  $d_x$ 와  $d_y$ 를 획득한다. 그 후,  $\frac{\pi}{3}$  범위만큼씩 슬라이딩 윈도우를 사용하여 x축, y축 응답의 합을 계산한 벡터들을 생성하고 길이가 가장 긴 벡터를 주방향으로 정한다(그림 4).

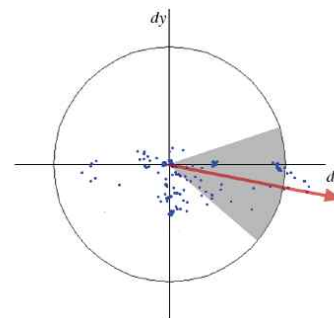


그림 4. SURF의 주방향 결정

가) 지역 특징 벡터 생성  
위에서 결정된 주방향과 스케일 정보 's'를 이용하

여 특징점을 중심으로 20s 범위의 윈도우를 구성한다. 이때 윈도우는 주방향을 따라 위치시킨다. 이를 다시 4×4로 나누고, 나뉜 각 영역을 5×5 크기로 분배된 샘플 포인트들을 Haar Wavelet Filter를 사용하여 계산한다. 이때 각 영역에 대해서 4개의 특징 벡터( $V = (\sum dx, \sum dy, \sum |dx|, \sum |dy|)$ )를 생성한다. 4개의 특징 벡터를 사용하면 총 64차원(4×4×4)의 기술자를 획득하게 된다. SURF-64와 SURF-128은 정확도 측면에서 큰 차이를 보이지 않으며, 상대적으로 수행속도가 빠르다. 이는 3장 실험 및 결과를 통해 확인할 수 있다.

#### 나) 컬러 불변 특징 벡터 생성

컬러는 생활에서 구매 의욕이나 기호를 좌우하는 중요한 요인이 되는 것은 물론 여러 가지 광범위하고 큰 역할을 하고 있다. 특히, 뚜껑, 용기 등과 같이 컬러가 중요한 역할을 하는 제품 광고나 컬러가 유일한 분류 특성을 갖는 부품 분류 공정, 인간의 시각으로 잘못된 인지를 할 수 있는 자동차 검사 공정, 고속 라인을 포함한 생산 공정 그리고 도심 지역 건물에 대한 3차원 모델링 등 컬러 정보를 이용한 비전 기술은 그 중요성이 매우 크며, 앞으로 많은 연구가 필요하다.

본 연구에서는 객체 인식의 정확도를 높이기 위해 회전, 스케일 등에 강건한 성질을 갖는 컬러 기술자를 생성하였다. 컬러 불변 특징 벡터를 추출하기 위해 지역 특징 벡터 생성과 마찬가지로 윈도우를 생성하였다. 주방향을 기준으로 상, 하, 좌, 우 각각 10×10s 씩(총 20×20s) 구성된 윈도우의 네 부분으로부터 T. Gevers et al.[17]가 제안한 *l1l2l3* 값의 평균을 구하여 각각 세 개씩 컬러 정보를 갖는 벡터를 생성하였다. *l1l2l3* 컬러 모델은 RGB 컬러 공간에서 식(2)를

이용하여 삼각 컬러 평면(triangular color plane)의 방향을 결정한다.

$$l1 = \frac{(\sum R - \sum G)^2}{(\sum R - \sum G)^2 + (\sum R - \sum B)^2 + (\sum G - \sum B)^2}$$

$$l2 = \frac{(\sum R - \sum B)^2}{(\sum R - \sum G)^2 + (\sum R - \sum B)^2 + (\sum G - \sum B)^2}$$

$$l3 = \frac{(\sum G - \sum B)^2}{(\sum R - \sum G)^2 + (\sum R - \sum B)^2 + (\sum G - \sum B)^2}$$
(2)

T. Gevers et al.은 *l1l2l3* 컬러 모델을 시야 방향, 표면 위치, 하이라이트, 조명 방향 그리고 조명 세기에 대한 불변성에 대해 실험을 실시하였고, 각 변화에 대해 다른 컬러 모델들과 비교하여 강건함을 보였다(표 1).

윈도우의 각 부분의 크기를 10×10, 20×20으로 하였을 때 10×10는 컬러 정보를 충분히 가지지 못하였다. 그러므로 20×20의 윈도우 범위 안에서 컬러 벡터 12개(총 4부분×3컬러 벡터=12개의 컬러 벡터)를 생성하였다. 이렇게 *l1l2l3* 모델로부터 생성한 12개의 컬러 불변 벡터와 기존 SURF의 64차원의 특징 벡터를 결합한 76차원의 기술자를 생성하였다.

## 2.2 객체의 향후 움직임 예측을 통한 관심 영역 생성

움직임 예측 알고리즘을 통해 다음 프레임 내 객체의 위치를 예측함으로써 영상 전체에 수행될 인식 범위를 줄여 빠르게 추적을 수행할 수 있다. 움직임 예측 알고리즘의 대표적인 예로 칼만 필터(Kalman filter[18])와 콘덴세이션 알고리즘(Condensation)이 있다. 콘덴세이션 알고리즘을 이용한 방법은 요인 샘플링

표 1. 다양한 조건에서 컬러 모델의 불변성(+ : 불변 / - : 민감)[17]

	Viewing direction	Surface orientation	highlights	illumination direction	illumination intensity
I	-	-	-	-	-
RGB	-	-	-	-	-
rgb	+	+	-	+	+
S	+	+	-	+	+
c1c2c3	+	+	-	+	+
<i>l1l2l3</i>	+	+	+	+	+

에 기반한 확률적인 객체 추적 기법으로 복잡한 영상에서 특정 객체를 추적하는데 사용된다. 그러나 정확한 추적을 하기 위해서는 복잡도가 높은 객체 모델과 많은 수의 샘플을 요구하므로 실시간 구현이 어렵다는 단점이 있다. 반면, 칼만 필터는 선형동적 시스템에서 관측된 값과 측정된 에러들로부터 다음 상태 최적의 예측 방법을 제공하며, 적은 연산만을 요구하는 장점이 있다. 이에 객체 인식 알고리즘과 칼만 필터를 혼합한 추적 방법들이 제안되었다[19,20]. 본 연구에서는 칼만 필터를 이용해 향후 객체의 위치를 예측함으로써 추적 시 요구되는 계산 비용을 줄이고자 하였다.

칼만 필터는 시간 갱신(time update)방정식과 측정 갱신(measurement update)방정식 두 그룹으로 나뉜다. 시간 갱신 방정식은 다음 시간 단계를 위해 이전 평가를 얻어 현재의 상태와 에러 공분산을 예측한다. 측정 갱신 방정식은 피드백을 담당하며, 새로운 측정을 이전 추정에 포함시켜 개선된 다음 평가를 얻는다. 시간 갱신 방정식은 예측방정식이고, 반면 측정 갱신 방정식은 정정 방정식이다(그림 5).

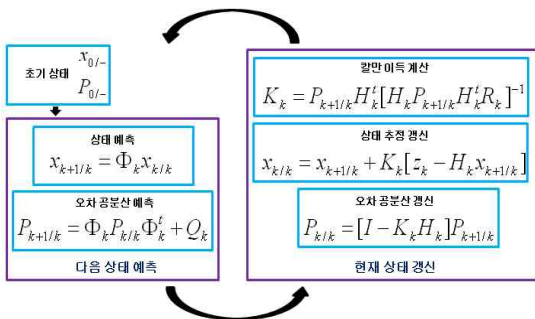


그림 5. 칼만 필터의 순환 루틴

칼만 필터는 점 또는 영역 기반으로 예측이 가능한데 영역 기반 예측 시 계산 비용의 증가를 발생시킴으로 점 기반으로 예측을 실시하였다. 네 개의 꼭짓점을 이용해 객체의 중심점을 구하고, 이를 칼만 필터의 상태 변수로써 사용하였다. 중심점은 간단하게 식(3)과 같이 무게 중심을 구하는 공식을 통해 획득하였다.

$$center\_x = \frac{corner[0].x + corner[1].x + corner[2].x + corner[3].x}{4} \tag{3}$$

$$center\_y = \frac{corner[0].y + corner[1].y + corner[2].y + corner[3].y}{4}$$

### 3. 실험 및 결과

본 연구에서 제안하는 방법은 Intel core2 Duo CPU 2.19 GHz, 2.00GB RAM 에서 C++언어로 구현하였다. 객체 인식과 매칭을 위해 OpenCV 라이브러리를 사용하였으며, 가상 객체를 렌더링하기 위해 OpenGL 라이브러리를 사용하였다.

제안하는 방법의 성능을 평가하기 위해 증강 현실이 적용되는 많은 분야 중 광고 효과 증대를 목적으로 한다고 가정하였다. 이에 실험에 사용된 영상들은 주변에서 쉽게 접할 수 있는 다른 컬러를 갖는 같은 패턴의 제품들을 사용하였다(그림 6).

실험은 크게 객체 인식과 객체 추적으로 구성된다. 객체 인식 실험에서는 컬러모델 적용 시 객체의 회전과 조명 각도의 변화에 대한 강건함과 다른 컬러를 갖는 같은 패턴의 객체 간의 식별을 기존 알고리즘과 비교를 통해 살펴보았다. 객체 추적에 대한 실험에서는 객체의 향후 움직임을 예측하고 관심 영역을 획득함으로써 얻게 되는 계산 비용의 감소가 가상 객체와의 정합 시 추적 속도를 향상시키는지에 대해 알아보았다.



(a) 회전 변환 영상



(b) 조명 각도 변환 영상



(c) 다른 컬러를 갖는 같은 패턴의 영상

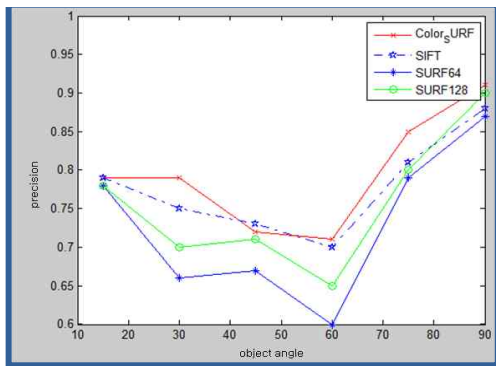
그림 6. 실험에 사용된 영상들

3.1 객체 인식 정확도에 대한 실험

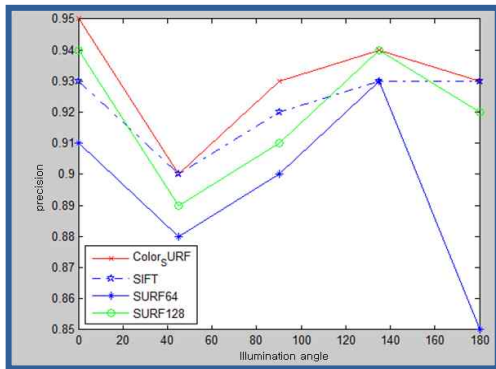
먼저, 컬러모델을 적용하여 객체의 회전과 조명 각도의 변화에 대한 성능 향상을 평가하였다. 특징점들 간의 매칭 정확성을 알아보기 위해 계산된 정확도는 다음과 같다.

$$\text{정확도}(precision) = \frac{\text{올바른 매칭 개수}}{\text{추출된 매칭 개수}}$$

그림 7은 3가지 영상들에 대한 회전 변환과 조명 각도의 변화에 대한 평균 정확도 그래프이다. 제안된 방법의 성능을 평가하기 위해 SIFT, SURF-64 그리고 SURF-128과 비교하였다. 회전 변환과 정확도에 대한 실험은 객체를 15도씩 회전하여 총 6번 수행하였다. 그림 7(a)에서 볼 수 있듯이 실험된 방법들은 모두 60도 회전하였을 때 가장 낮은 정확도를 보였다. 이는 지역 특징 벡터의 변화가 가장 크게 일어났기 때문이다. 제안하는 방법(빨간 선 'x')은 전반적으로 가장 적은 편차를 보이며, SIFT(파란 실선 '\*')보



(a) 회전 변환과 정확도 그래프



(b) 조명 각도 변화와 정확도 그래프

그림 7. 객체 회전 변환 영상과 조명 각도 변화에 대한 평균 정확도 그래프

다 45도와 60도 회전 시 유사한 성능을 보였지만 다른 각도로 회전 시 조금 더 정확도가 향상되었다. 조명 각의 변화와 정확도에 대한 실험은 조명을 45도씩 이동하여 총 5번 수행하였다. 그림 7(b)에서 볼 수 있듯이 조명 변화에 대해 SURF-64(파란선 '◆')를 제외한 다른 방법들 모두 전반적으로 높은 정확도를 보였다. 이는 기존 객체 인식 알고리즘들이 흑백 영상의 특징 정보만을 사용하기 때문에 조명 변화에 영향을 덜 받기 때문이다. 이 실험 역시 제안하는 방법(빨간 선 'x')이 조금 더 정확도가 향상되었다. 위 실험을 통해 알 수 있듯이 컬러를 사용함으로써 회전 변환과 조명 각도 변화에 대한 향상된 정확도 성능을 얻을 수 있었다.

다음으로 다른 컬러를 갖는 같은 패턴의 객체에 대한 매칭 정확도를 평가하였다. SIFT의 경우 각 목표 객체에 대해 343개, 228개, 239개의 특징점들을 추출하였으며, SURF-64, SURF-128 그리고 제안하는 방법의 경우 149개, 175개, 136개의 특징점들을 추출하였다. 이는 SURF가 적분 영상과 고속 헤이시안 탐지기를 통해 특징점의 탐지 과정과 기술자 생성 과정을 단순화하였기 때문이다.

그림 8에서 볼 수 있듯이 SURF-64와 SURF-128의 매칭 정확도는 크게 차이가 나지 않는다. 하지만 제안하는 방법의 매칭 정확도는 SURF-64에 비해 크게는 5% 향상되었으며, SURF-128과 SIFT보다도 향상되었음을 볼 수 있다.

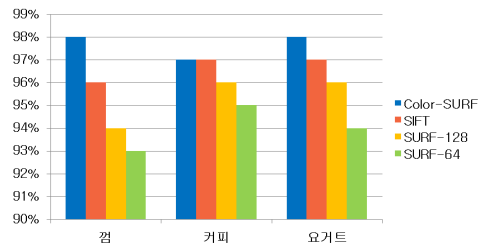


그림 8. 다른 컬러를 갖는 같은 패턴의 객체에 대한 매칭 정확도 그래프

3.2 객체 추적 수행 속도에 대한 실험

먼저, 동일한 영상에 대한 객체 인식 시간에 대해 알아보았다. 이를 위해 각 영상을 320×240의 크기로 변환 후 특징점 추출부터 기술자 생성 그리고 매칭까지 소요되는 시간을 측정하였다.



표 2. 객체 인식 수행 시간 비교

	제안하는 방법	SIFT	SURF-128	SURF-64
검	170ms	1942ms	95ms	90ms
커피	213ms	1818ms	139ms	135ms
요거트	204ms	1743ms	136ms	110ms

표 2를 보면 알 수 있듯이 SIFT는 많은 수행시간을 소요하여 실시간 객체 추적에는 적합하지 않았다. 이는 상대적으로 SIFT가 2배 이상의 특징점을 추출하고 매칭을 수행하기 때문이다. 또한 실시간 수행(15 frames/s)을 위해서는 제안하는 방법과 비교 알고리즘 모두 부족하다. 특징점의 수를 줄이거나 또는 특징 벡터의 차원을 감소시킴으로써 수행 시간을 단축시킬 수 있다[21]. 하지만 인식 정확도가 떨어지는 문제가 발생할 수 있으므로 객체의 위치를 예측하고 좀 더 작은 영역에서 인식을 수행하는 것이 더욱 효과적이다. 본 논문에서는 이를 위해 객체의 향후 움직임을 예측하여 관심 영역을 생성하였고 전체 영상에 수행되어야 할 객체 인식 범위를 줄여 추적 수행 시간을 감소시켰다.

객체 추적에 대한 실험은 객체가 선형적으로 이동한다는 가정 하에서 칼만 필터를 이용하여 객체의 향후 움직임을 예측하였다. 이를 위해 기존 SURF와 제안하는 방법을 비교하였다. 먼저, 칼만 필터를 적용하지 않은 기존 SURF는 평균적으로 110msec, 최대 145 msec, 최소 99msec의 수행 속도를 보였다. 반면, 제안하는 방법은 생성 전 전체 영상에 대해 객체 인식을 실시하는 경우 평균적으로 190msec, 최대 227msec, 최소 161msec의 수행 속도를 보였다. 지속적으로 예측된 관심 영역 안에서 객체 인식을 실시하는 경우에는 평균적으로 75msec, 최대 98msec, 최소 65msec의 수행 속도를 보였다. 인식하고자 하는 객체가 비선형적으로 움직일 때 전체 영상에 대해 객체 인식을 수행하였지만 선형적으로 이동 시 빠른 속도로 관심 영역을 획득함으로써 평균적으로 83msec의 수행 속도 결과를 보였다(그림 9).

그림 10는 다른 컬러를 갖는 같은 패턴의 객체를 동시에 추적하였을 경우 목표 객체와 동일한 객체를 정확히 구분하는지를 평가하기 위한 실험이다. 실시간으로 추적을 수행하지는 못하였으나 SURF에 비해 오인식률이 현저하게 낮았다.

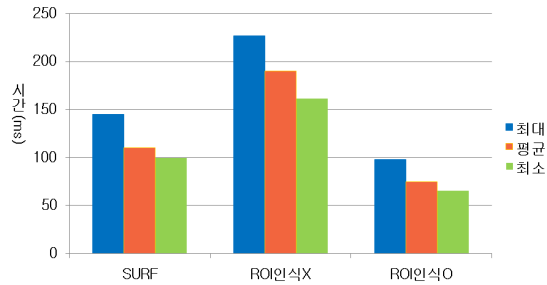


그림 9. 수행 시간 비교



그림 10. 제안하는 방법의 객체 추적과 증강현실

#### 4. 결 론

객체 인식과 추적은 정확하고 빠르게 수행되어야 한다. 정확한 객체 인식을 위해서는 가능한 많은 객체의 특징을 사용해야 하기 때문에 상대적으로 계산 비용이 증가되며, 반대로 빠른 수행을 위해서는 적은 계산만으로 객체 인식을 시도해야 하기 때문에 정확한 객체 인식이 불가능하다. 이렇듯 정확한 객체 인식과 빠른 수행 속도는 서로 상충되기 때문에 현재까지 대부분의 연구들은 객체 인식 분야 또는 실시간 인식 분야로 분리하여 방법들을 제안하였다.

본 연구에서는 기존 객체 인식 기술의 정확도 향상을 위해 컬러 불변 특징벡터를 혼합하였고, 빠른 수행을 위해 영상 전체에 수행하는 객체 추적대신 목표 객체를 포함하는 관심 영역을 예측하고 객체 인식을 수행함으로써 계산 비용을 줄였다. 그 결과 향상된 속도로 다른 컬러를 갖는 같은 패턴의 객체들을 구분하고 추적할 수 있었다.

향후에는 계산 비용이 낮은 강건한 컬러 모델을 개발하고, 비선형적 예측이 가능한 알고리즘들을 적용함으로써 증강현실 뿐만 아니라 객체 추적을 요구하는 분야에 적용하고자 한다.

## 참 고 문 헌

- [1] F. Zhou, H.B. Duh, and M. Billinghurst, "Trends in Augmented Reality Tracking, Interaction and Display: A Review of Ten Years of ISMAR," *IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, pp. 193-202, 2008.
- [2] Sang-Goog Lee, "Survey on Mixed Reality R&D," *Journal of the Korea Computer Graphics Society*, Vol.13, No.2, pp.1-15, 2007.
- [3] C. Harris and M. Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," *Proc. Alvey Vision Conf.*, pp. 147-151, 1998.
- [4] T. Lindeberg, "Feature Detection with Automatic Scale Selection," *International Journal of Computer Vision*, Vol.30, No.3, pp. 79-116, 1998.
- [5] L. Kitchen and A. Rosenfeld, "Gray Level Corner Detection," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 1, Issue 2, pp. 95-102, 1982.
- [6] S.M. Smith and J.M. Brady, "SUSAN-A New Approach to Low Level Image Processing," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 23, No. 1, pp. 45-78, 1997.
- [7] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 8, No. 6, pp. 679-698, 1986.
- [8] D. Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features," *Proc. of the International Conference on Computer Vision*, pp. 1150-1157, 1999.
- [9] D. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, 60(2), pp. 91-110, 2004.
- [10] M. Brown and D. Lowe. "Invariant Features from Interest Point Groups," *In Proceedings of the 13th British Machine Vision Conference*, pp. 253-262, 2002.
- [11] H. Bay and T. Tuytelaars, and L.V. Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features," *ECCV*, Vol. 3951, pp. 404-417, 2006.
- [12] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and Luc Van Gool, "Speeded-Up Robust Features (SURF)," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 110, Issue 3, pp. 346-359, 2008.
- [13] Luo Juan, Sungsik Shin, Hvnun Ju Park, and Ou-Bong Gwun, "Stitching for Panorama based on SURF and Multi-band Blending," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol.14, No.2, pp. 201-209, 2011.
- [14] A.E. Abdel-Hakim and A.A. Farag, "CSIFT: A SIFT Descriptor with Color Invariant Characteristics," *Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.2. pp. 1978-1983, 2006.
- [15] A. Bosch, A. Zisserman, and X. Muoz, "Scene Classification using a Hybrid Generative/Discriminative Approach," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 30, No. 4, pp. 712-727, 2008.
- [16] P. Fan, A. Men, M. Chen, and B. Yang, "COLOR-SURF : A Surf Descriptor with Local Kernel Color Histograms," *IEEE International Conference on Network Infrastructure and Digital Content*, pp. 726-730, 2009.
- [17] T. Gevers and AW.M. Smeulders, "Color Based Object Recognition," *Pattern Recognition*, Vol.32, No.3, pp. 453-464, 1999.
- [18] Greg Welch and Gary Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter," *SIGGRAPH 2001 Course Notes*, 2001.
- [19] Zhigang Bing et al., "Research of Tracking Models Based on SURF," *First International Conference on Pervasive Computing, Signal Processing and Applications*, pp. 517-520, 2010.
- [20] P. Binoy and P.R. Anurenjan, "SURF Based Robust Video Stabilization using Kalman Filter," *International Conference on Technological Trends*, pp. 1-6, 2010.
- [21] Y. Ke and R. Sukthankar, "PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local



Image Descriptors,” *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition Conf*, pp. 511-517, 2004.



이 희 재

2009년 가톨릭 대학교 미디어공학과 학사  
2011년 가톨릭 대학교 미디어공학과 석사  
2011년~현재 가톨릭 대학교 미디어공학과 박사과정

관심분야: HCI, Augmented Reality, Object Recognition, Face Recognition,



이 상 국

1987년 인하대학교 전기공학과 학사  
1989년 인하대학교 전기공학과 석사  
1994년 프랑스 국립 응용과학원 (Institut National des Sciences Appliquees) 전

자공학 박사

1995년~1999년 프랑스 국립루앙(ROUEN Univ.)대학교 전기전자공학부 조교수  
1990년~1999년 프랑스국립응용과학원 PSI(Perception System & Information)연구소 연구원  
1999년~2001년 삼성전자 중앙연구소 Wearable Computer Project 팀장, 수석연구원  
2001년~2006년 삼성종합기술원 Master(기술명인), Mobile Augmented Reality Project 팀장, Ubicomp Interactive Device 그룹장  
2006년~현재 가톨릭대학교 디지털미디어학부 미디어공학과 교수

관심분야: Smart Sensor & System, HCI, Ubiquitous/Wearable Computing, Augmented Reality