

논문 2009-46SP-6-6

컬러 불변 특징과 광역 특징을 갖는 확장 SURF(Speeded Up Robust Features) 알고리즘

(Extended SURF Algorithm with Color Invariant Feature and Global Feature)

윤현섭*, 한영준**, 한헌수**

(Hyunsup Yoon, Youngjoon Han, and Hernsoo Hahn)

요약

대응점 정합은 컴퓨터 비전에서 중요한 작업 중에 하나지만 스케일, 조명, 시점이 변한 환경에서 대응점을 찾는 과정은 매우 어렵다. 대응점 정합 알고리즘인 SURF(Speeded Up Robust Features) 기법은 SIFT(Scale Invariant Feature Transform) 기법에 비해 정합 속도가 매우 빠르고 비슷한 정합 성능을 보여 널리 사용되고 있다. 하지만 SURF 기법은 흑백 영상과 지역 공간정보를 사용하기 때문에 유사한 패턴이 존재하는 영상에서 대응점의 정합 성능이 매우 떨어진다. 이런 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 강인한 컬러 특징 정보와 광역적 특징 정보를 이용하는 확장 SURF 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 비슷한 패턴이 존재하더라도 색상정보와 광역 공간 정보를 추가로 사용되기 때문에 대응점 매칭 성능을 크게 향상시킨다. 본 논문에서는 제안하는 방법의 우수성을 조명과 시점이 변화하고 유사한 패턴들을 갖는 영상들에 적용하여 기존의 방법들과 비교 실험함으로써 입증하였다.

Abstract

A correspondence matching is one of the important tasks in computer vision, and it is not easy to find corresponding points in variable environment where a scale, rotation, view point and illumination are changed. A SURF(Speeded Up Robust Features) algorithm have been widely used to solve the problem of the correspondence matching because it is faster than SIFT(Scale Invariant Feature Transform) with closely maintaining the matching performance. However, because SURF considers only gray image and local geometric information, it is difficult to match corresponding points on the image where similar local patterns are scattered. In order to solve this problem, this paper proposes an extended SURF algorithm that uses the invariant color and global geometric information. The proposed algorithm can improve the matching performance since the color information and global geometric information is used to discriminate similar patterns. In this paper, the superiority of the proposed algorithm is proved by experiments that it is compared with conventional methods on the image where an illumination and a view point are changed and similar patterns exist.

Keywords : Color Invariant Feature, Global Feature, SURF, SIFT, Correspondence point matching

* 학생회원, ** 정회원, 숭실대학교 전자공학과
(Department of Electrical Engineering, Soongsil University)

※ 본 논문은 2009년 정부 교육과학기술부(한국학술진흥재단)의 2단계 BK21사업의 재원으로 지원을 받아 수행된 연구임 (핵C6A1712, 멀티모달정보변환 기술산학연공동사업팀).

※ 본 논문은 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITA-2009-(C1090-0902-0007)).

접수일자: 2009년8월25일, 수정완료일: 2009년10월29일

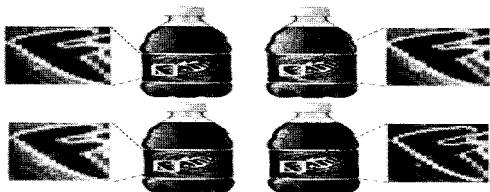
I. 서론

대응점을 찾는 일은 동일한 물체나 장면을 포함하는 다수의 영상에서 같은 물리적 위치에 있으면서 동일한 특징을 갖는 점들을 찾는 것이다. 컴퓨터 비전에서 대응점을 찾는 일은 필수적인 일의 하나로 카메라 보정, 다수의 카메라를 이용하는 3D 비전, 물체인식 분야에

활용된다. 하지만 스케일이나 조명환경, 그리고 시점이 변화된 영상에서 대응점을 찾는 것은 어려운 일이다.

다양한 환경에서 지역적인 특징을 이용하여 대응점을 찾기 위해서는 크게 특징점 추출과 표현자(descriptor) 생성의 두 가지 과정이 필요하다. 첫 번째 특징점 추출 과정은 영상에서 환경이 변하더라도 강인하게 찾아질 수 있는 특징의 위치를 찾는 것이다. 특징점은 대응되는 영상에서도 물리적으로 동일한 곳에 위치하여야 하며, 다른 영상에서 해당 특징점이 찾아질 확률 또한 높아야 한다. 두 번째 과정은 이전 과정에서 찾은 특징점을 설명할 표현자를 만드는 과정이다. 표현자는 환경 변화에 불변하는 특징을 가져야 하며, 다른 특징점과 구분되어야 한다. 마지막으로 찾아진 특징점의 표현자를 비교하여 대응점을 찾을 때 속도를 향상시키기 위해 최소한의 데이터를 이용하여 표현자를 만들어야 한다.

위에서 설명한 조건을 만족시키며 특징점을 찾고, 표현자를 만드는 방법들이 여러 논문들에서 소개되었다^[1~3]. 이 중에서 가장 대표적인 방법으로 Lowe의 스케일 불변 특징 변환(Scale Invariant Feature Transform; 이



(a) 유사한 흑백 특징을 가진 컬러 영상
(The color image which has similar gray feature)



(b) 조명환경의 변화
(Illumination condition change)



(c) 유사한 패턴을 가지는 물체
(The object which has a similar local pattern)

그림 1. 흑백 공간의 지역적 특징으로 정합이 어려운 영상

Fig. 1. The image which is difficult to find correspondence point in gray image.

하 SIFT) 알고리즘^[4]과 Bay의 고속의 강인한 특징 추출(Speeded Up Robust Features; 이하 SURF) 알고리즘^[5]을 들 수 있다. 두 알고리즘은 흑백 영상으로부터 스케일, 회전 변환에 불변하는 특징점을 찾고, 표현자를 구성하는 공통점을 갖는다. 하지만 흑백 공간의 정보만 이용하기 때문에 특징을 구분하는데 컬러 공간의 유용한 정보를 제대로 활용하지 못한다.

예를 들어 그림 1(a)에서와 같이 컬러 공간의 좌, 우 영상은 다른 영상임에도 불구하고 흑백 공간으로 변환함에 따라 같은 영상으로 인식 되는 문제가 발생한다. 그림 1(b)에서는 조명환경이 변환에 따라 동일한 특징점들이 다르게 인식된다. 그림 1(c)는 유사한 패턴을 갖는 물체의 예를 보여준다. 기존의 지역적 특징 정보만 고려할 때에는 유사한 패턴의 특징이 비슷하게 표현되어 반복되는 패턴의 특징들을 구분하지 못한다.

본 논문에서는 SIFT와 비슷한 정합 성능을 가지며, 빠른 속도를 갖는 SURF 알고리즘을 기반으로 불변하는 컬러 공간의 특징과 광역 특징을 활용한 확장

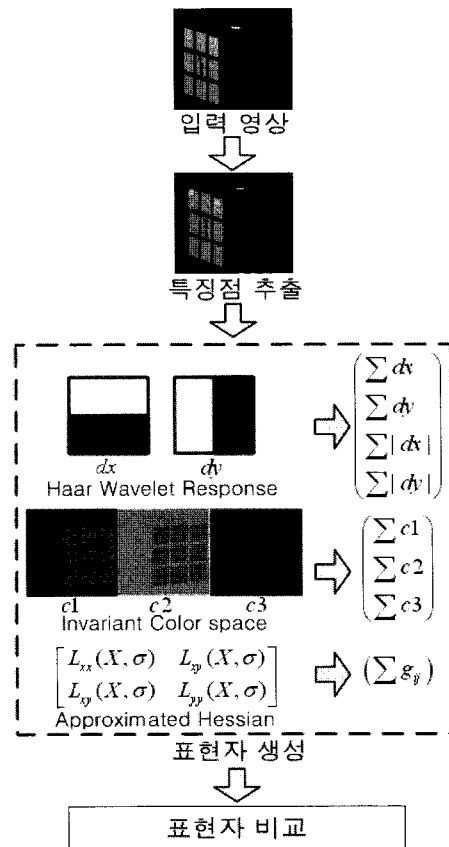


그림 2. 제안하는 확장 SURF 알고리즘의 흐름도

Fig. 2. Flow chart of proposed extended SURF algorithm.

SURF 알고리즘을 제안한다. 확장 SURF 알고리즘에 사용되는 컬러 공간은 조명의 세기뿐 아니라 강한 빛의 영향에 불변하는 특징을 지닌 $L1L2L3$ 컬러공간^[6]을 이용한다. 그리고 유사한 지역적 특징을 갖는 특징점을 구분하기 위해 지역적 특징 뿐 아니라 광역적 범위에서 얻은 곡률값을 이용한다. 따라서 제안하는 컬러 정보와 광역 정보를 이용한 확장 SURF 알고리즘은 기존의 SIFT나 SURF 알고리즘과 비교하여 보다 강인하게 대응점을 찾을 수 있다. 그림 2는 확장 SURF 알고리즘의 흐름도를 보여준다.

II장에서는 기존의 대응점을 찾는 방법과 컬러 정보, 광역적 정보를 이용한 연구들을 소개 한다. III장에서는 특징점 추출 알고리즘에 대해 설명하며, IV장에서는 지역적 정보, 컬러 정보, 광역 정보를 활용하여 표현자를 구성하는 방법에 대해 제안한다. 그리고 V장에서는 다양한 환경변화를 주었을 때 기존 SIFT, SURF 알고리즘과 수행시간, 신뢰도를 비교 하였고, 마지막으로 VI장에서는 본 논문의 결론을 도출한다.

II. 기존의 특징 추출 및 표현자 구성 방법

1. 흑백 영상에 기반을 둔 대응점 정합

앞서 서론에서 대응점을 찾기 위한 절차를 특징점 추출과 표현자 구성의 2가지 단계로 구분하였다. 첫 번째로 흑백 영상을 이용하여 특징점을 찾기 위한 대표적인 방법들로 헤리스 코너 검출기^[7], 헤이시안 검출기^[8], 헤리스-라플라시안 검출기^[9], 가우시안 차분 검출기^[4], 고속 헤이시안 검출기^[5]등을 들 수 있다. Harris가 제안한 헤리스 코너 검출기는 가장 널리 알려진 특징추출 방법 중 하나로 코너점이 양방향으로 곡률이 높다는 점에 착안하여 고유값과 코너응답함수를 이용하여 회전에 불변하는 특징을 찾는다. 헤이시안 검출기는 얼룩 특징(Blob)와 능선 특징(Ridge)검출에 강한 헤이시안 행렬식(Hessian matrix)을 이용하여 특징점을 추출한다. 그리고 가우시안 2차 미분검출기(Laplacian of Gaussian; 이하 LoG)는 기존의 헤리스 코너 검출기가 스케일에 따라 특징점이 변하는 특성을 해결하기 위해 가우시안 2차 미분을 통해 스케일공간을 구성하고 코너점을 찾는다. 가우시안 차분 검출기(Difference of Gaussian; 이하 DoG)는 LoG를 근사화하여 속도를 향상시킨 방법으로 스케일 공간에서 이웃하는 픽셀중 극값만 검출한다. 그리고 에지 특성과 명함 대비도를 고려하여 불필요한 성

분을 제거함으로써 특징점을 검출한다. 마지막으로 Bay가 제안한 고속 헤이시안 검출기는 적분영상(Integral Image)^[10]과 가우시안 2차 미분을 근사화한 사각필터를 이용하여 수행시간을 획기적으로 단축하였다.

두 번째 단계로 흑백 영상의 정보를 이용하여 표현자를 구성하는 알고리즘에는 SIFT, GLOH^[3], SURF를 들 수 있다. Lowe의 SIFT 표현자는 특징점을 중심으로 4×4 의 세부영역을 구성하고, 각 세부영역에서 픽셀들의 기울기 방향 히스토그램을 8개의 방향으로 구분하여 총 128차원의 벡터를 구성한다. Mikolajczyk가 제안한 기울기 위치 방향 히스토그램(Gradient Location and Orientation Histogram; GLOH)는 SIFT를 확장한 알고리즘의 하나로 찾아진 특징점을 중심으로 로그폴라(Log-Polar) 형태의 3개의 반경과 8개의 방향에 대해 총 17개의 세부영역을 나누고, 각 세부영역에서 16방향의 기울기 히스토그램을 통하여 총 272개의 표현자 벡터를 얻는다. 그리고 얻어진 고차원의 표현자 벡터를 주성분 분석(Principal Component analysis; PCA) 방법으로 128차원 표현자 벡터로 재구성한다. 마지막으로 SURF 표현자는 특징점을 중심으로 4×4 의 세부영역을 구성하고 각 세부영역에서 Haar 웨이블릿(Haar Wavelet Feature)을 사용하여 2, 4, 8개의 특징을 구함에 따라 각각 32, 64, 128차원의 표현자 벡터를 구성한다.

2. 컬러정보와 광역적 정보를 이용한 대응점 정합 위 표현자 구성 알고리즘들은 앞서 기술했듯이 흑백 영상의 기하학적 특징 정보만 사용함에 따라 유용한 컬러 공간의 정보를 특징으로 활용하지 못하는 단점을 가진다.

이러한 문제점을 보완하기 위해 컬러 공간의 정보를 특징벡터로 사용하는 개선된 SIFT 알고리즘이 제안되었다^[1, 11]. RGB모델의 컬러 히스토그램 특징을 사용한 방법은 잡음에 민감한 단점을 가지며, 정규화된 RGB 특징을 사용하는 방법은 조명 변화에 대해서만 약간의 성능 향상을 보였다^[12].

하지만, 위 모델들은 입력 영상의 RGB모델을 직접 사용함에 따라 성능 향상에 한계가 있다. 따라서 컬러 정보와 기하학적 특징을 모두 활용하기 위한 방법으로 컬러 레이블링을 통한 SIFT 알고리즘이 제안되었다^[13]. 이 방법은 컬러 레이블링을 통해 영역을 나누고, SIFT 표현자에 레이블링 정보를 추가하였다. 이를 통하여 어

는 정도 성능향상은 얻을 수 있었지만 컬러 레이블링 정보를 미리 구해야 하는 단점이 지적되었다.

마지막으로 정합을 위해 광역적인 정보를 활용한 표현자로는 기존의 SIFT 표현자에 곡률정보를 새로운 표현자로 활용하는 방법이 제안되었다^[14]. 하지만 이 방법에서는 광역적인 정보가 스케일에 따라 변하는 단점이 지적되었다.

III. 특징점 추출 방법

영상에서 모든 화소를 구분하는 표현자를 구성하거나 모든 화소의 표현자를 비교하여 대응점을 찾는 작업은 쉽지 않다. 따라서 환경 변화에 강인한 특징점을 찾고, 다른 특징점과 구분할 수 있는 표현자가 필요하다. 제안하는 확장 SURF 알고리즘에서 특징점은 고속 헤이시안 검출기^[5]를 사용하여 추출한다. 고속 헤이시안 검출기는 적분영상과 근사화된 헤이시안 검출기^[8]에 기반을 둔다.

적분영상은 원점으로부터 각 픽셀의 위치까지의 사각형 영역의 모든 픽셀값들을 더한 것이다. 따라서 적분영상을 한번 생성하게 되면, 어떤 크기의 사각형 영역이든 4번의 연산을 통해 지정한 사각형내의 모든 픽셀값의 합을 구할 수 있다. 식 (1)은 x, y 위치에서 적분영상값($I(x, y)$)을 구하는 과정을 나타내며 여기서 $I(i, j)$ 는 원본 영상에서 i, j 위치의 픽셀값을 의미한다. 그림 3은 계산된 적분영상에서 사각영역의 적분값 계산을 보여주는 예로 D영역의 적분값을 구하는 과정을 보여준다. 그림 3에서 A, B, C, D 영역의 적분값이 1, 2, 3, 4 에서의 적분영상값에 대응될 때 1+4-2-3의 연산을 통해 D영역 적분값이 쉽게 구해짐을 보여준다.

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

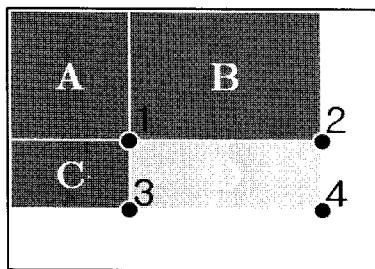
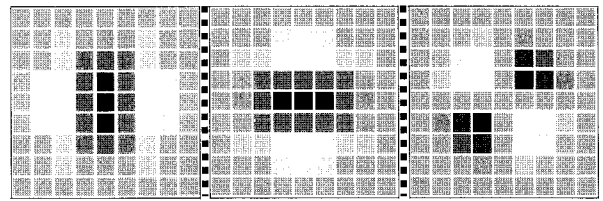
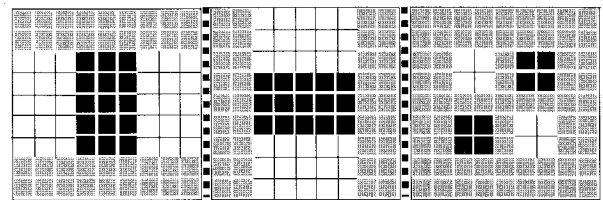


그림 3. 적분영상을 이용한 사각영역의 적분연산
Fig. 3. Integral operation in rectangle area using integral image.



(a) x, y, xy 방향의 가우시안 2차 미분 필터
(Second order Gaussian partial derivative filters with x, y, xy direction)



(b) x, y, xy 방향의 근사화된 사각필터
(Approximated box filters with x, y, xy direction)

그림 4. 가우시안 2차 미분과 근사화된 사각필터
Fig. 4. The second order Gaussian partial derivative and approximated box filter.

그리고 헤이시안 검출기는 식 (2)에 정의된 헤이시안 행렬식에 기반을 둔 특징점 추출 알고리즘으로 속도와 정확도면에서 좋은 성능을 보인다.

$$H(x, y, \sigma) = \begin{bmatrix} LI_{xx}(x, y, \sigma) & LI_{xy}(x, y, \sigma) \\ LI_{xy}(x, y, \sigma) & LI_{yy}(x, y, \sigma) \end{bmatrix} \tag{2}$$

식 (2)에서 $LI_{xx}(x, y, \sigma)$ 는 x, y 위치의 입력영상과 σ 의 분산을 갖는 가우시안의 x 방향 2차 미분값 $\frac{\partial^2}{\partial x^2}g(\sigma)$ 과의 컨벌루션값을 의미하고, 나머지 $LI_{xy}(x, y, \sigma)$ 와 $LI_{yy}(x, y, \sigma)$ 도 xy 방향으로의 미분 그리고 y 방향으로의 2차 미분된 가우시안 필터와 컨벌루션값을 의미 한다.

근사화된 헤이시안 검출기는 헤이시안 행렬식을 사용하는 대신 그림 4와 같이 표현된 사각필터를 이용한 근사화된 헤이시안 행렬식을 사용하는 방법이다. 그리고 스케일에 불변하는 특징을 얻기 위해 스케일링된 영상을 사용하지 않고 사각필터의 크기를 변화시켜 특징을 추출한다. 결과적으로 사각필터의 컨벌루션을 계산하는데 앞서 얻어진 적분영상을 이용함으로써 사각 영역의 크기에 상관없이 빠르게 헤이시안 행렬식을 구성하고 특징점을 찾아낸다.

IV. 표현자 구성을 위한 특징 벡터

표현자를 구성하기에 앞서 첫 단계로 회전에 불변하는 특성을 갖게 하기 위해 찾아진 특징점에 대해 방향 정규화를 수행한다. 방향 정규화에는 주방향을 찾기 위해 특징점을 중심으로 특징점이 찾아진 스케일공간의 스케일정보 's'를 참조하여 6s반경 내의 픽셀들에 대하여 가로방향 Haar 웨이블릿 특징(d_x)과, 세로방향 Haar 웨이블릿 특징(d_y)을 계산한다. 그리고 찾아진 d_x 와 d_y 를 더하면 특정 방향을 가리키는 합벡터를 구할 수 있다. 특징점의 주방향은 합벡터가 가장 많이 가리키는 방향으로 정해지며, 이는 그림 5에서 보이는 것과 같이 60°범위내의 포함되는 합벡터의 수를 더하고 가리키는 벡터의 총 수를 비교하게 된다.

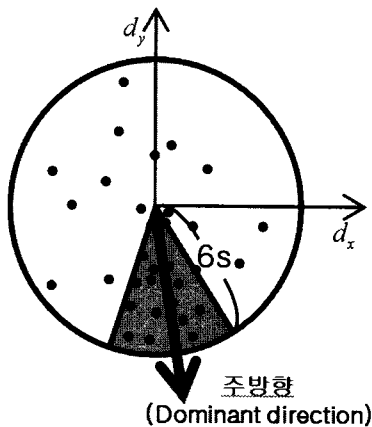


그림 5. 주방향 결정

Fig. 5. Assignment of dominant direction.

1. 지역 특징 벡터

지역적 특성을 표현할 특징벡터를 계산하기 위해 Haar 웨이블릿 특징의 조합을 사용한다. 특징벡터를 계산하기에 앞서 회전 불변 특성과 스케일 불변 특성을 고려하기 위해 특징점의 주방향과 스케일 정보 's'를 이용하여 특징점을 중심으로 가로, 세로 20s 범위를 참조하고, 20×20(pixels)의 정규화된 부분영상을 구성한다.

회전과 스케일에 정규화된 부분영상이 구성되면 d_x , d_y 에 해당되는 가로, 세로 방향의 Haar 웨이블릿을 계산한다. d_x , d_y 가 계산되면 부분영상을 4×4의 세부영역으로 나누고 각 영역에서 $V(\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|)$ 의 계산을 통해 4개의 특징벡터를 각각 만들어낸다. 여기서 지역적 특성을 갖는 특징벡터 4개를 사용

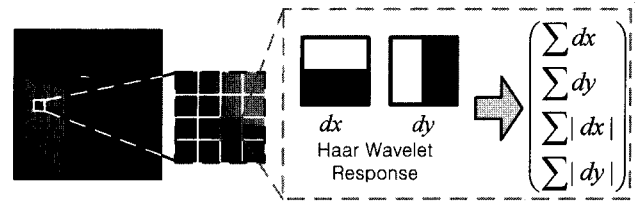


그림 6 Haar 웨이블릿 특징을 갖는 지역적 특징

Fig. 6. Local feature with Haar wavelet response.

하게 된 이유는 SURF 알고리즘을 2, 4, 8개의 특징벡터를 사용하여 대응점을 찾을 때 얻은 결과의 분석을 통하여 얻어졌다. 4개의 Haar 웨이블릿 특징 조합으로 구성된 특징벡터를 사용했을 때와 8개를 사용하였을 때 정확도 측면에서는 큰 차이를 보이지 않았고, 낮은 차원의 표현자를 구성하여 정합 시 비교속도를 높일 수 있기 때문이다. 그림 6은 Haar 웨이블릿 특징 조합을 이용하여 지역적 특징 벡터를 만드는 과정을 보여준다.

2. 컬러 불변 특징 벡터

다음으로 컬러 불변 특징벡터를 계산하기 위해서 지역적 특징벡터를 계산할 때와 마찬가지로 부분영상을 먼저 생성하게 된다. 이때 부분영상은 특징점의 주방향을 기준으로 가로, 세로 10s 범위의 픽셀들을 참조하여 10×10(pixels)의 부분영상을 구성한다. 부분영상이 구성된 후 컬러 공간의 정보를 이용하여 컬러불변 특징벡터를 구하기 위해 부분영상의 RGB모델을 $l_1l_2l_3$ 컬러공간^[6]으로 변환한다. 본 논문에서 사용하는 $l_1l_2l_3$ 컬러모델은 RGB 모델공간의 삼각컬러평면에서 고유한 방향을 결정하기 위해 제안된 방법으로 식 (3)과 같이 정의된다.

$$(l_1, l_2, l_3) = \left(\frac{R-G}{M}, \frac{R-B}{M}, \frac{G-B}{M} \right) \quad (3)$$

where) $M = (R-G)^2 + (R-B)^2 + (G-B)^2$

$l_1l_2l_3$ 컬러공간은 조명, 시점, 기하학적 변화에 강한 특징을 나타내기 때문에 특징점을 설명하기 위한 특징벡터로 적합하다. 2×2의 세부영역으로 나누고, 세부영역내 l_1 , l_2 , l_3 각각의 평균을 아래 식 (4)와 같이 계산하여 각 세부 영역당 3개의 벡터로 구성된 컬러불변 특징벡터 $C(c_1, c_2, c_3)$ 를 만들어낸다. 식 (4)에서 m 과 n 은 각각 세부영역의 가로, 세로 크기를 나타내며, i, j 는 영상에서 위치를 나타낸다. 그리고 그림 7은 각 세부영역의 컬러 불변 특징벡터를 만드는 과정을 보여준다.

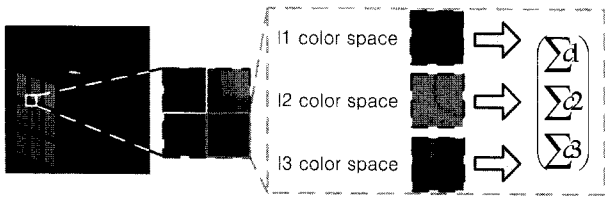


그림 7. l1l2l3 컬러 공간을 사용한 컬러 불변 특징
Fig. 7. Invariant color feature with l1l2l3 color space.

$$C(c1,c2,c3) = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n (l1_{ij}, l2_{ij}, l3_{ij}) \quad (4)$$

3. 광역 특징 벡터

지역적 특징 벡터는 특징점 중심의 가로, 세로 20s의 정보만을 이용함에 따라 유사한 패턴의 특징이 반복될 경우 고유한 표현자를 구성하기가 쉽지 않다. 따라서 유사한 패턴을 나타내는 특징들에 대해 보다 강인한 표현자를 구성하기 위해 광역적인 특징을 설명해줄 필요가 있다. 광역적 특징벡터는 더 넓은 영역의 영상정보를 이용하여 새로운 표현자를 구성하게 된다. 광역적 특징벡터는 주방향의 60°범위내의 지역적 특징벡터보다 10배 넓은 범위의 정보를 활용하게 되며, 범위 내에 각 픽셀의 최대 곡률값을 참조하여 특징벡터를 구성하게 된다.

범위 내의 특징들을 벡터로 표현하기 위해 각 벡터가 표현할 범위는 로그폴라^[3]형태를 나타내게 된다. 그림 8과 같이 15°간격, 로그스케일의 반경으로 하는 맵을 구성하게 된다. 사용된 반경은 $\frac{r}{16}, \frac{r}{8}, \frac{r}{4}, \frac{r}{2}$ 로 나눈 다음 중심점에서 가장 가까운 $\frac{r}{16}$ 에 포함되는 공간을 제외한 나머지 공간에서 계산된다. 처음 $\frac{r}{16}$ 반경 내에 있는 정보를 제외시킨 이유는 지역적 특징벡터와 중복되

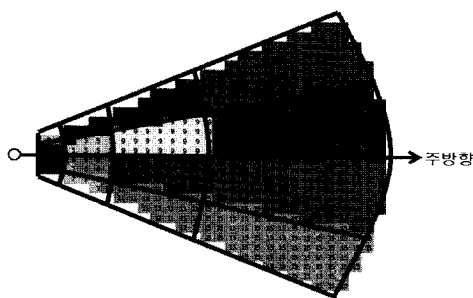


그림 8. 광역적 특징벡터를 얻기 위한 부분영상 구성
Fig. 8. Fetch image for Getting a global feature vector.

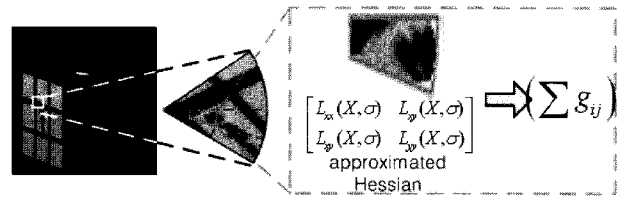


그림 9. 곡률값을 갖는 광역 특징
Fig. 9. Global feature with curvature value.

기 때문이다.

최대 곡률값은 Π 장에서 특징점을 구할 때 사용했던 적분 영상과 헤이시안 행렬식을 이용하여 계산하게 된다. 로그폴라 형태의 세부영역내 i,j 의 위치에서 얻어진 최대 곡률값 g_{ij} 는 해당 위치에서 만든 헤이시안 행렬식의 최대 고유값으로 구해진다.

각 반경, 각도 범위내 공간에서 최대 곡률값이 계산되면 각 공간에 속한 픽셀들의 최대 곡률값을 합하여 각 공간의 광역적 특징벡터 $G(r,a)$ 를 계산한다. 여기서 r 은 해당 세부영역의 반경을, a 는 세부영역의 각도 범위를 의미하며 $G(r,a)$ 는 각 r,a 에 해당하는 세부영역에 속하는 픽셀들의 최대곡률값을 합한 광역 특징 벡터값을 의미한다. 따라서 총 16개 공간에서 16차원의 광역 특징벡터를 얻게 된다. 그리고 그림 9는 각 세부 영역에서 광역 특징 벡터를 구하는 과정을 보여준다.

4. 확장된 SURF 표현자 구성

확장 SURF 알고리즘에서는 64차원의 지역 특징벡터 외에 12차원의 컬러불변 특징벡터, 그리고 16차원의 광역 특징벡터를 사용한다. 이에 따른 3가지 종류의 특징벡터를 모두 더하여 확장 SURF 알고리즘의 92차원의 특징벡터를 구성할 수 있다.

표현자를 구성할 벡터들이 얻어지면 정합 시 표현자간의 거리 비교를 위해 서로 다른 특징들을 정규화 할 필요가 있다. 식 (5)~(7)은 지역 특징벡터, 컬러 특징벡터, 그리고 광역 특징벡터의 정규화 과정을 각각 보여 주고 있다. 식 (5)는 지역 특징벡터의 정규화로 각 세부영역에서 4차원의 지역 특징벡터 $V(\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|)$ 의 성분들을 제곱하여 합한 값의 제곱근으로 나누는 과정을 설명한다. 식 (6)은 식 (5)의 정규화 과정과 마찬가지로 세부영역에서 얻어진 3차원 컬러 특징벡터 $C(c1,c2,c3)$ 의 정규화 과정을 설명한다. 그리고 식 (7)의 광역 특징벡터는 로그폴라 형태의 참조영상에서 반경 r 내에 위치한 광역 특징벡터 $G(r,a)$ 성분

들을 이용하여 앞선 방법과 같이 정규화를 수행한다.

$$V = \frac{V}{\sqrt{(\sum d_x)^2 + (\sum d_y)^2 + (\sum |d_x|)^2 + (\sum |d_y|)^2}} \quad (5)$$

$$C = \frac{C}{\sqrt{c1^2 + c2^2 + c3^2}} \quad (6)$$

$$G = \frac{G}{\sqrt{\sum_{a=0}^{60} G(r,a)^2}} \quad (7)$$

V. 실험

제안하는 확장 SURF 알고리즘은 C++언어로 구현하였으며, 2.4GHz의 속도로 동작하는 CPU에서 실험되었다. 실험에 사용된 영상 데이터베이스는 컬러물체 영상으로 구성된 ALOI(Amsterdam Library of Object Images)와 스케일 변화, 회전 변환된 물체의 사진을 사용하였다. ALOI는 조명의 파장변화, 조명의 방향변화, 시점의 변화를 포함하고 있다.

제안하는 확장 SURF 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 첫 번째로 대표적인 대응점 정합 알고리즘과 수행시간을 측정하여 비교하였다. 다음 평가방법으로는 유사한 패턴, 조명의 각도와 색온도 변화, 스케일 변화, 물체의 회전, 그리고 시점 변화에 따른 재현율-정확성 비교를 통하여 정합의 신뢰도를 평가하였다. 그리고 성능을 비교하기 위해 실험에 사용한 SIFT 알고리즘은 Rob Hess가 공개한 소스코드를 실험에 사용하였다.

첫 번째 실험은 SIFT와 SURF, 그리고 제안하는 확장 SURF 알고리즘의 수행시간 측정 실험으로 320x240의 크기를 갖는 컬러영상을 사용하여 동일한 특징점의 개수를 찾았을 때 특징점 추출부터 표현자의 생성까지 소요되는 시간을 측정하였다. 특징점의 개수에 따라 표현자들을 구성하는데 시간이 의존적이기 때문에 실험에서는 임계값을 조정하여 같은 개수의 특징점이 찾아지도록 설정하였다.

본 실험에서는 총 146개의 특징점을 찾았고 소요시간 결과는 표 1과 같다. SIFT의 경우는 가장 적은 시간이 소요된 SURF-128(128차원의 표현자를 사용한 SURF 알고리즘)과 비교하여 약 10배 정도 더 시간이 소요되었다. 이 결과는 SIFT 알고리즘이 3개의 스케일에 7개의 옥타브영상에서 DoG를 이용하여 특징점을 추출하는데 20ms가 소요된 SURF-128에 비해 490ms가

표 1. 특징 추출 및 표현자 생성의 수행시간 비교

Table 1. Comparison of execution time of interesting point extraction and descriptor composition.

알고리즘	수행시간
SIFT	961ms
SURF-128	97ms
확장된 SURF	273ms

소요되었다. 방향히스토그램을 이용한 표현자 구성에도 317ms가 소요되어 71ms가 소요된 SURF-128 알고리즘에 비해 많은 시간이 걸렸다.

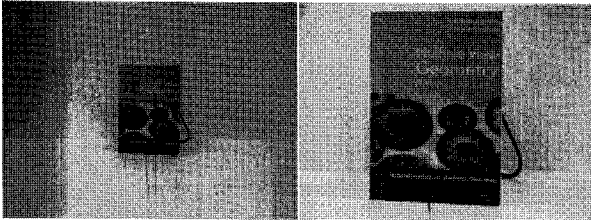
그리고 제안하는 확장 SURF 알고리즘은 SURF-128과 비교하여 약 2.8배 정도의 시간이 걸리는 결과를 얻었다. 확장 SURF의 수행시간은 특징점 추출의 경우 SURF와 같은 방법을 사용하기 때문에 같은 시간이 소요되었지만 표현자 구성에서 컬러 정보와 광역적 벡터정보를 이용하였기 때문에 표현자를 구성하는데 더 많은 시간이 소요되었다. 하지만 이는 실험에서 SIFT와 비교하였을 때 3.5배 이상 빠른 속도를 얻어낼 수 있었다.

다음으로 수행한 신뢰도 평가 실험은 아래 그림 7과 같이 스케일링, 회전, 조명 색온도 변화, 조명의 각도 변화, 시점 변화에 대해 이루어 졌다. 신뢰도는 재현율과 정확성간의 관계에 의해 평가됐다. 본 실험에서 재현율은 실제 정합될 수 있는 특징 중 실제 얼마나 많은 특징들이 정합 되었는지를 나타내며, 정확성은 찾아진 대응점 중 실제 올바른 대응점이 얼마나 되는가의 비율을 표현해준다. 그리고 신뢰도 평가를 위해 사용된 '재현율-정확성' 간의 관계는 어떤 정확도에서도 '1'에 해당하는 높은 재현율이 나온다면 정확도 측면에서 이상적이라 볼 수 있다. 하지만 실제는 환경변화에 의해 생긴 노이즈 때문에 찾아진 대응점간의 거리 오차가 발생한다. 그래서 대응점으로 찾아지는 특징점간의 거리 임계값을 조정하여 재현율과 정확도를 측정하게 된다. 그리고 곡선의 기울기를 통하여 알 수 있는 특성으로 기울기가 완만하다는 것은 이미지 변환에 표현자가 강인하지 못하다는 것을 의미한다.

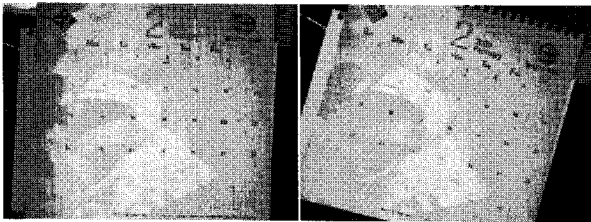
'재현율'과 '1-정확도'는 아래 식 (8)과 (9)에 의하여 결정 된다.

$$\text{재현율} = \frac{\text{실제 옳은 정합개수}}{\text{가능한 정합개수}} \quad (8)$$

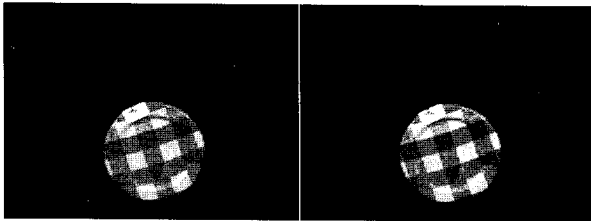
$$1 - \text{정확도} = \frac{\text{실제 틀린 정합개수}}{\text{전체 정합개수}} \quad (9)$$



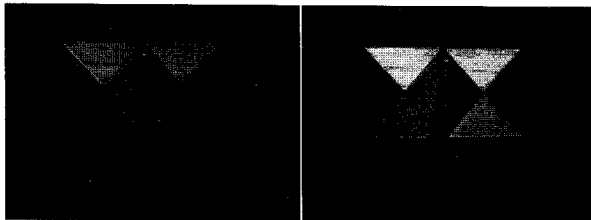
(a) 스케일이 변화된 영상
(Image which is changed scale)



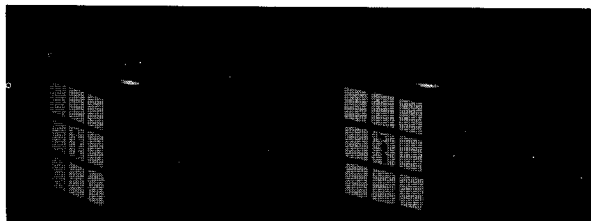
(b) 회전 변환된 영상
(Image which is changed rotation)



(c) 조명의 색온도가 변화된 영상
색온도 :좌-2175K,우-3075K
(Image which is changed illumination color temperature
Left-2175K, Right-3075K)



(d) 조명의 각도가 변화된 영상
(Image which is changed illumination direction)



(e) 물체를 바라보는 시점이 변화된 영상
(Image which is changed view point)

그림 10. 실험에 사용된 영상
Fig. 10. Experiment image.

‘1-정확도’에서 전체 정합 수는 실제 올바른 정합과 잘못된 정합의 합으로 표현될 수 있다. 여기서 올바른 정합과 잘못된 정합을 구분하기 위해서는 실험에 사용된 두 영상간의 평면들 간의 호모그래피(homography)를 이용하였다. 전체 정합된 것 중 호모그래피 관계를 만족시키는 것은 올바른 정합으로, 만족시키지 못하는 것은 잘못된 정합으로 구분되어진다. 그리고 재현율에서 실제 가능한 정합의 전체수는 위에서 찾은 올바른 정합과 실제 정합될 수 있으나 찾지 못한 특징점의 수의 합으로 표현된다. 이를 찾기 위해 영상에서 찾아진 특징점을 호모그래피 관계를 이용하여 예상 대응점의 위치가 실제 대응하는 영상에서 특징점으로 찾아졌는지 확인한다.

그림 10(a)는 스케일이 변화된 영상들로 물체의 크기가 약 2.5배정도 확대 촬영된 영상이다. 실험 결과는 그림 11의 그래프와 같이 나타났다. 그래프에서 CGSURF라고 표현된 실선이 확장된 SURF 알고리즘의 결과를 나타낸다. 그래프에서 볼 수 있듯이 제안한 확장된 SURF, 그리고 기존의 SURF-128, SURF-64, SIFT가 기울기 측면에서는 비슷한 특성을 보여줬다. 그리고 전체적인 정확도에 대해서 제안하는 확장 SURF가 기존 알고리즘에 비해 더 높은 재현율을 보인 것을 볼 수 있다. 그 다음으로 SIFT가 높은 재현율을 보였으며 SURF-128과 SURF-64는 비슷한 재현율을 보였다.

두 번째 실험은 그림 10(b)에서 보이는 것과 같이 15도 회전 변환에 한 영상을 사용하였다. 그림 12는 회전 변환된 영상의 신뢰도 결과 그래프를 보여준다. 확장 SURF는 기존 변환과 비교하였을 때 전반적으로 약간 높은 재현율을 보였으며, 기울기면에서도 비슷한 결과

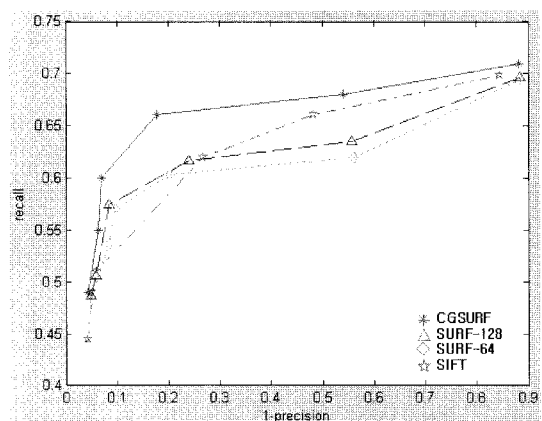


그림 11. 스케일 변화에 따른 재현율-정확도 그래프
Fig. 11. Recall-precision graph with changed scale.

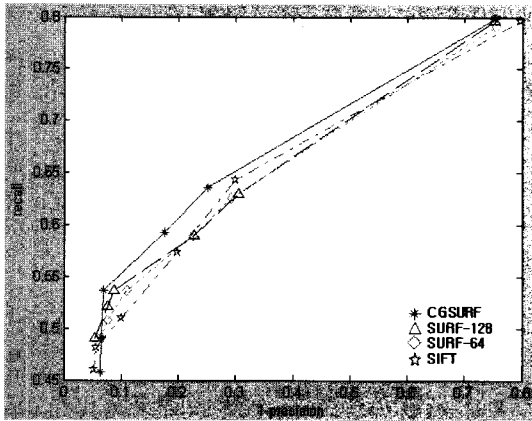


그림 12. 회전 변화에 따른 재현율-정확도 그래프
Fig. 12. Recall-precision graph with changed rotation.

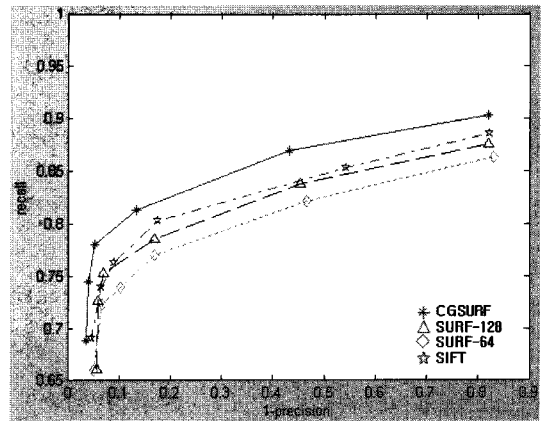


그림 14. 조명의 각도 변화에 따른 재현율-정확도 그래프
Fig. 14. Recall-precision graph with changed illumination direction.

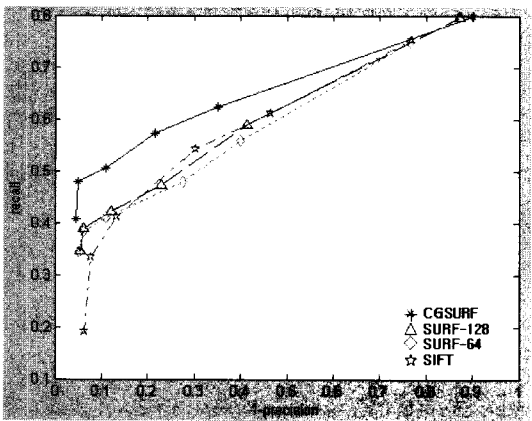


그림 13. 조명의 색온도 변화에 따른 재현율-정확도 그래프
Fig. 13. Recall-precision graph with changed illumination color temperature.

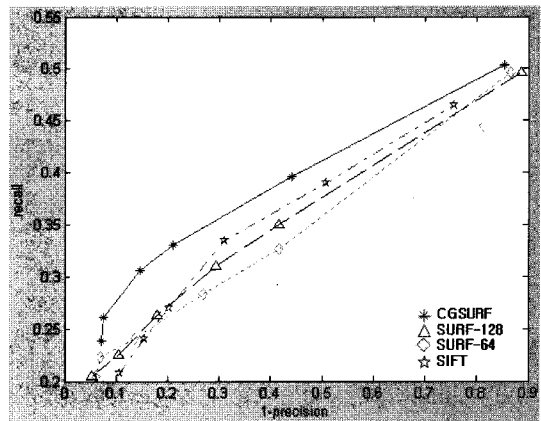


그림 15. 시점 변화에 따른 재현율-정확도 그래프
Fig. 15. Recall-precision graph with changed view point.

를 얻어낼 수 있었다.

그림 10(c)에 나타난 세 번째 실험은 유사한 패턴 모양을 나타내는 물체를 색온도가 변화된 다른 조명환경에서 영상을 획득하여 비교하였다. 그림 13의 그래프는 제안한 확장 SURF 알고리즘이 기존 알고리즘들과 유사한 기울기를 갖는 것을 보여 준다. 그러나 재현율면에서는 비교되는 기존 3가지 방법들이 유사한 성능을 보였으나, 제안한 확장 SURF 알고리즘이 이들보다 전반적으로 높은 재현율을 보였다.

그리고 그림 10(d)에 있는 네 번째 실험은 유사한 패턴을 나타내는 삼각뿔 물체를 다른 각도에서 조명을 비추었을 때 영상이다. 여기서도 그림 14에 나타난 결과 그래프와 같이 확장된 SURF는 그래프의 기울기면에서 SURF-128과 비교하여 비슷한 성능을 나타냈으며, SIFT와 SURF-64는 이들과 비교하여 약간 높은 기울기를 보였다. 그리고 재현율면에서도 기존 3가지 알고

리즘들과 비교하여 더 높은 재현율을 보였다.

마지막 실험은 그림 10(e)에 나타난 유사한 패턴을 가지는 블록 물체에 대해 왼쪽으로 10도의 시점 변화를 주었을 때 영상이다. 그림 15의 그래프를 통해 결과를 비교해보면 시점 변화 영상에 대해서는 다른 변화에 비해 전반적으로 낮은 재현율을 보인 것을 볼 수 있다. 기울기면에서는 다른 알고리즘과 비교하였을 때 더 높은 기울기를 보였으며, 재현율 측면에서도 더 높은 재현율을 보였으며 SIFT, SURF-128, SURF-64순으로 높은 재현율 성능을 보였다.

VI. 결 론

본 논문에서는 다시점 영상으로부터 대응점을 찾을 때 조명환경의 변화나 유사한 패턴이 증가하여 대응점의 정합 성능이 떨어지는 단점을 해결하기 위해 기존

SURF 표현자에 불변하는 컬러 정보와 광역 공간 정보를 사용하였다.

제안하는 확장된 SURF 알고리즘을 객관적으로 분석하기 위하여 대응점 정합 알고리즘의 수행시간과 신뢰도를 기존 기법들과 비교하여 분석하였다. 결과적으로 특징점 추출 및 표현자 구성의 수행 시간의 경우에 SIFT 알고리즘과 비교하여 3.5배 이상의 속도 향상을 보였다. 그리고 조명 환경이 변화하는 환경에서 유사한 패턴들로 구성된 영상에 정합 재현율은 정확도 높은 구간에서 5~10% 정도의 신뢰도를 보였다.

향후, 더 많은 특징으로 표현자를 구성함으로써 수행시간이 기존 SURF보다 느려진다는 단점을 보완하기 위해 각각의 독립적인 특징들을 병렬적으로 생성하기 위한 연구 진행할 예정이며, 카메라 보정과 물체인식분야에 적용할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] G. J. Burghouts, J. M. Geusebroek, "Performance evaluation of local colour invariants," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 113, no. 1, pp. 48-62, 2009.
- [2] K. van de Sande, T. Gevers, C. Snoek, "A comparison of color features for visual concept classification," *Conference On Image And Video Retrieval*, pp. 141-150, 2008.
- [3] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "A performance evaluation of local descriptors," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 27, no. 10, pp. 1615-1630, 2005.
- [4] D. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *Int'l J. Computer Vision*, Vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [5] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "Surf: Speeded up robust features," *European Conference on Computer Vision*, Vol. 3951, pp. 404-417, 2006.
- [6] T. Gevers, A. W. M. Smeulders, "Color based object recognition", *Pattern Recognition*, Vol. 32, no. 3, pp. 453-464, 1999.
- [7] C. Harris and M. Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," *Proc. Alvey Vision Conf.*, pp. 147-151, 1988.
- [8] T. Lindeberg, "Feature detection with automatic scale selection," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 30, no. 3, pp. 79-116, 1998.
- [9] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "Indexing based on scale invariant interest points," *International Conference Computer Vision*, Vol. 1 pp. 525-531, 2001.
- [10] P. Viola, M. Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features," *Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 511-518, 2001.
- [11] 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.
- [12] J. Weijer and C. Schmid, "Coloring local feature extraction," *European Conference on Computer Vision*, Vol. 3952, pp. 334-348, 2006.
- [13] A. A. Farag and A. E. Abdel-Hakim. "Detection, categorization and recognition of road signs for autonomous navigation," *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, pp. 125-130, 2004.
- [14] E. N. Mortensen, H. Deng, and L. Shapiro, "A SIFT Descriptor with Global Context," *Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 184-190, 2005.

저 자 소 개



윤 현 섭(학생회원)
2008년 숭실대학교 정보통신
전자공학부 학사 졸업.
2008년~현재 숭실대학교
전자공학과 석사과정.
<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터
비전, 얼굴표정인식>

한 영 준(정회원)
대한전자공학회 논문지
제 46권 SC편 제 1호 참조.

한 현 수(정회원)
대한전자공학회 논문지
제38권 SP편 제 6호 참조.