

컬러 불변 특징을 갖는 확장된 SURF 알고리즘

윤현섭, 한영준, 한현수
숭실대학교 전자공학과
e-mail: beat83@ssu.ac.kr
young@ssu.ac.kr
hahn@ssu.ac.kr

Extended SURF Algorithm with Color Invariant Feature

Hyunsup Yoon, Youngjoon Han, HERNSEO HAHN
Dept of Electronic Engineering, Soongsil University

요 약

여러 개의 영상으로부터 스케일, 조명, 시점 등의 환경변화를 고려하여 대응점을 찾는 일은 쉽지 않다. SURF는 이러한 환경변화에 불변하는 특징점을 찾는 알고리즘중 하나로서 일반적으로 성능이 우수하다고 알려진 SIFT와 견줄만한 성능을 보이면서 속도를 크게 향상시킨 알고리즘이다. 하지만 SURF는 그레이공간상의 정보만 이용함에 따라 컬러공간상에 주어진 많은 유용한 특징들을 활용하지 못한다. 본 논문에서는 강인한 컬러특징정보를 포함하는 확장된 SURF알고리즘을 제안한다. 제안하는 방법의 우수성은 다양한 조명환경과 시점변화에 따른 영상을 SIFT와 SURF 그리고 제안하는 컬러정보를 적용한 SURF알고리즘과 비교 실험을 통해 입증하였다.

키워드 : Color Invariant Feature, SURF, SIFT, matching

1. 서론

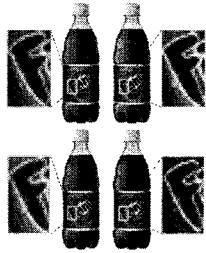
대응점을 찾는 일은 동일한 물체나 장면을 포함하는 다수의 영상으로부터 동일한 특징을 갖는 점들을 찾는 것이다. 컴퓨터 비전분야에서 다양한 환경을 고려한 여러 개의 이미지로부터 대응점을 찾는 일은 가장 중요한 문제 중 하나로서 카메라 캘리브레이션, 스테레오비전을 비롯한 3D비전분야, 영상재구성, 그리고 물체인식등에서 필수적이며 가장 중요한 단계이다. 하지만 획득된 영상의 스케일이나 조명환경, 그리고 시점이 변화함에 따라 달라진 영상으로부터 같은 특징을 찾는 일은 쉬운 일이 아니다.

따라서 이러한 변화들에 강인한 대응점을 찾기 위해 크게 두 가지 과정이 필요하다. 첫 번째 과정은 변환된 영상에서 특징점을 찾는 것이다. 얻어진 특징점들은 변환이 이루어진 이미지에서도 동일한 위치에 존재해야 하며, 특징점은 빠르게 찾아져야 한다. 두 번째 과정은 얻은 특징점의 특징을 설

명해줄 수 있는 표현자(descriptor)를 만드는 과정이다. 이때 만들어진 표현자는 얻어진 특징점들 간의 구분이 잘 될 수 있도록 특징을 표현해주어야 한다. 그리고 매칭과정의 속도를 향상하기 위해 가능한 최소한의 데이터를 이용하여서 특징점들의 표현자를 만들어줄 필요가 있다.

이러한 조건을 만족시키며 대응점을 찾는 가장 대표적인 방법은 SIFT알고리즘[1]과 SURF알고리즘[2]이다. 이들 알고리즘은 얻어진 그레이 영상으로부터 기하학적 관계에 기반을 둔 특징들을 찾아내고 표현자를 구성하여 대응점을 찾는다. 하지만 컬러 영상에는 그레이 영상보다 더 유용한 정들이 존재하며, 기존의 SIFT알고리즘과 SURF알고리즘은 그레이공간상에 정보만 이용함에 따라 특징들을 구분하는데 컬러공간상의 유용한 정보를 제대로 활용하지 못하고 있다. 예를 들어 그레이공간상의 영상을 사용함으로써 인해 그림 1에서와 같이 실제 컬러공간상의 영상은 다른 영상임에도 불구하고 그레이공간으로 변환함에 따라 같은 영상으로 인식 되는 문제가 발생되기도 한다. 그림 2(a)에서는 동일한 환경에서

조명의 색온도가 변함에 따라, 그리고 그림 2(b)에서는 조명의 방향이 변함에 따라 얻어진 특징점들이 다르게 인식되는 결과를 낳는다.



〈그림 1〉 다른 컬러정보 가진 유사한 그레이정보 특징

본 논문에서는 불변하는 컬러공간상의 특징을 표현자의 벡터로 활용하는 빠른 수행속도를 가진 SURF알고리즘을 개선했다. 제안하는 확장된 SURF 알고리즘에 사용하는 컬러공간은 조명의 강도뿐 아니라 강한 빛으로부터의 영향에 불변하는 특징을 지닌 111213 컬러공간[3]을 이용한다. 따라서 제안하는 컬러공간 정보를 사용한 SURF알고리즘에서는 기존의 SIFT나 SURF와 비교하여 보다 강인하게 대응점을 찾는다. 2장에서는 기존 대응점 찾는 방법과 컬러공간상의 정보를 응용한 연구들을 소개한다. 3장에서는 본 논문에서 제안하는 컬러정보를 응용한 SURF알고리즘에 대해 설명한다. 그리고 4장에서는 다양하게 환경변화를 주었을 때 기존SIFT 알고리즘과 SURF알고리즘과 비교를 통해 제안하는 방법의 우수성을 제안하고, 마지막으로 5장에서는 결론을 제시한다.

II. 기존의 대응점 매칭 알고리즘

대응점을 찾는데 가장 대표적인 방법으로 SIFT알고리즘과 SURF알고리즘을 들 수 있다. David G. Lowe가 제안한 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)알고리즘은 대응점 찾는데 성능이 우수한 방법 중 하나이다. SIFT알고리즘은 스케일뿐만 아니라 위치이동, 회전변화, 어파인 변환 그리고 조명환경 변화에 불변하는 특성을 갖는 강인한 알고리즘으로 뽐히고 있다. SIFT에서는 특징점을 찾기 위해 LoG를 근사화해 속도를 향상시킨 DoG으로부터 얻은 특징을 사용하게 된다. 그리고 표현자로서 특징점을 중심으로 4x4의 세부영역을 구성하고, 각 세부영역에서 각 픽셀들의 기울기 방향 히스토그램을 8개의 방향으로 구분하여 총 128차원의 벡터를 구성한다. 변환된 영상의 대응점을 찾는 분야에서 SIFT알고리즘은 좋은 성능을 나타내지만 수행시간이 많이 소요됨에 따라 실시간 처리를 필요로 하는 시스템에서는 적용되기 힘든 단점이 있다.

그리고 Herbert Bay가 제안한 SURF(Speed Up Robust Features)알고리즘은 SIFT와 비교되는 알고리즘의

하나로서 스케일과 회전변환 등에 불변하는 특징점을 빠른 속도로 대응점을 찾는다. SURF알고리즘에서는 특징점을 찾기 위해 근사화된 Hessian Detector를 기반으로 적분영상(Integral Image)과 Fast-Hessian Detector를 사용하여 수행속도를 높였다. 표현자로서 특징점을 중심으로 4x4의 세부영역을 구성하고 각 세부영역에서 Haar wavelet response를 사용하여 2, 4, 8개의 특징을 구함에 따라 각각 32, 64, 128차원의 표현자 벡터를 구성한다. SURF알고리즘을 SIFT알고리즘과 비교하였을 때 적분영상과 약간의 근사화 과정을 사용한 SURF알고리즘이 약 3배가량 수행속도를 향상시킨 점을 장점으로 들 수 있다. 하지만 조명의 변화 그리고 시점의 변화에 대해서는 SIFT에 비해 약간 약한 면을 보인다.

위 알고리즘들은 앞서 서술했듯이 그레이 공간의 기하학적 특징 정보만 사용함에 따라 특징으로서 활용할 수 있는 컬러공간상의 정보를 잃어버리는 단점을 가지고 있다. 이러한 문제점을 보완하기 위해 컬러공간의 정보를 불변하는 특징들로 벡터로 사용하는 개선된 SIFT알고리즘들이 제안되었다 [4]. RGB모델의 컬러 히스토그램 특징을 사용한 방법은 잡음에 민감한 단점을 가지며 정규화된 RGB 특징을 사용하는 방법은 기존의 SIFT와 비교하여 조명 변화에 대해서만 성능의 향상을 보였다. 위 모델들은 입력영상의 RGB모델을 직접 사용함에 따라 성능의 향상된 정도에는 한계가 있었다 따라서 컬러정보와 기하학적 특징을 모두 활용하기 위한 방법으로 컬러 레이블링을 통한 SIFT알고리즘이 제안되었다. 이 방법은 컬러레이블링을 통해 컬러별로 영역을 나누고, SIFT의 표현자에 레이블링 정보를 더하여 구현된다. 이를 통하여 어느 정도 성능향상은 얻을 수 있었지만 컬러레이블링 정보를 미리 구해야 하는 것이 단점으로 지적되었다.

III. 불변컬러특징을 이용한 표현자

입력된 영상으로부터 대응점을 찾기 위한 알고리즘은 크게 특징점 추출, 특징점의 표현자 생성, 특징점 대응 찾기의 3단계로 나뉜다. 영상에서 모든 픽셀의 구분되는 표현자를 구성하거나 이들 표현자를 비교하여 대응점을 찾는 작업은 쉽지않다. 따라서 영상에서 환경의 변화에 불변하는 특징들을 찾아 다른 특징점들과 구분될 수 있도록 특징을 잘 표현할 필요가 있다. 마지막으로 정합단계에서는 특징점의 표현자를 비교하여 가장 유사한 지점으로 대응 시켜야 한다.

1. 특징점 추출

SURF알고리즘에서 특징점은 Fast-Hessian Detector를 사용하여 추출된다. Fast-Hessian Detector는 적분영상과 근사화된 Hessian Detector에 기반을 둔다. 적분영상은 원점으로부터 각 픽셀의 위치까지의 사각형 영역의 모든 픽셀값들을 더한 것으로, 적분영상을 한번 생성하게 되면 이후에는 어떤 크기의 사각형 영역이든 4번의 연산을 통하여 지정한

사각형내의 모든 픽셀의 합을 구한다. Hessian Detector는 Hessian matrix에 기반을 둔 특징점 추출 알고리즘으로 속도와 정확도면에서 좋은 성능을 보인다. 근사화된 Hessian Detector는 가우시안 2차 미분 필터와 컨벌루션을 통해 얻어지는 Hessian matrix를 사용하는 대신 박스 필터를 이용하여 근사화된 Hessian matrix를 사용하는 방법이다. 그리고 스케일에 불변하는 특징을 얻기 위해 스케일링된 이미지를 사용하지 않고 박스 필터의 크기를 변화시켜 특징을 추출한다. 결과적으로 박스필터의 컨벌루션을 계산하는데 앞서 구한 적분영상을 응용함으로써 박스 크기에 상관없이 빠르게 Hessian matrix를 구성하고 특징점을 찾아낸다.

2. 표현자 생성 및 대응점 추출

SURF알고리즘에서 사용되는 표현자는 필터 크기가 2인 Haar wavelet response에 기반을 두어 만들었는데 본 논문에서는 기존 64차원의 Haar wavelet response에 48차원의 불변하는 컬러정보를 추가하여 총 112차원의 특징으로 표현자를 구성하게 된다. 표현자의 생성에 앞서 추출된 특징점이 회전에 불변하는 특징으로 설정되기 위해 특징점의 주방향을 설정한다. 주방향을 특징점을 중심으로 6σ 반경 내의 가로방향의 Haar wavelet response(d_x)와, 세로방향의 Haar wavelet response(d_y)를 각각 더해 구해진 벡터로서 찾아진다. 그리고 주방향을 기준으로 5×5의 크기를 갖는 세부영역 4×4개를 생성한다.

언어진 세부영역에서는 크게 기하학적 특징을 나타내는 Haar wavelet response와 불변컬러특징벡터의 2가지 특징으로 구분하여 특징점을 설명하게 된다. 우선 Haar wavelet response에 기반을 둔 특징으로는 d_x 와, d_y 를 계산하여 다음과 같은 Haar wavelet response벡터 v ($\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|$)를 만들어냄으로써 세부영역당 4개의 특징벡터를 만들어 낸다.

본 논문에서 기하학적 특성을 갖는 특징벡터 4개를 사용하게된 이유는 SURF알고리즘을 2, 4, 8개의 특징벡터를 사용하여 대응점을 찾을 때 얻은 결과의 분석을 통하여 얻어졌다. 4개의 Haar wavelet response로 구성된 특징벡터를 사용했을 때와 8개를 사용하였을 때 정확도측면에서는 큰 차이를 보이지 않았고 4개를 사용하였을 때의 표현자 생성뿐 아니라 비교 수행속도가 더 빠르기 때문에 4개의 Haar wavelet response를 사용하기로 결정하였다.

다음으로 컬러공간상의 정보를 이용하여 컬러불변특징벡터를 사용하기 위해 각 세부영역에 해당하는 위치의 RGB모델을 사용하여 111213 컬러공간(3)을 만든다. 본 논문에서 사용하는 111213컬러모델은 RGB모델공간의 삼각컬러평면에서 고유한 방향을 결정하기 위해 제안된 방법으로 아래 수식 1과 같이 정의된다.

$$(l1, l2, l3) = \left(\frac{R-G}{M}, \frac{R-B}{M}, \frac{G-B}{M} \right) \quad (1)$$

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

111213 컬러공간은 조명, 시점, 기하학적 변화뿐만 아니라 강한 빛에 의한 영향에도 불변하는 특징 나타내기 때문에 특징점을 설명하기 위한 특징벡터로 적합하다. 세부 영역에서 이를 특징 벡터로 사용하기 위해 세부영역내 모든 포인트에서 11, 12, 13 각각의 평균을 아래 수식 2와 같이 계산하여 각 세부영역당 컬러불변특징벡터 $C(c1, c2, c3)$ 를 만들어낸다. 수식 2에서 $m \times n$ 은 각각 세부영역의 가로,세로 크기를 나타내며, i, j 는 포인트의 위치를 나타낸다.

$$C(c1, c2, c3) = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n (l1_{ij}, l2_{ij}, l3_{ij}) \quad (2)$$

이렇게 계산된 4개의 Haar wavelet response특징벡터와 3개의 컬러불변 특징벡터는 다른 종류의 특징벡터이기 때문에 다른 크기의 값을 갖는다. 매칭 단계에서 특징의 차이를 이용하여 비교하기 위해 특징벡터들은 정규화 한다. 따라서 7개의 특징 벡터를 정규화하기 이전에 Haar wavelet response와 컬러불변특징벡터의 크기가 크게 차이날 수 있으므로 Haar Wavelet response와 컬러불변특징벡터를 각각 정규화 한다. 그리고 나서 정규화된 두 종류의 벡터를 다시 정규화 함으로써 7개 특징 벡터 모두를 정규화 시킨다.

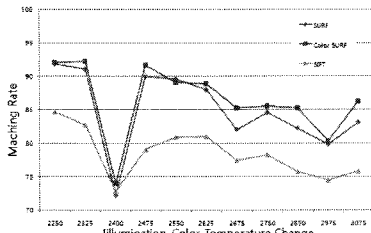
마지막으로 SURF알고리즘의 표현자 비교를 통하여 매칭을 구분하기 위한 단계에서는 표현자들의 차이로부터 거리를 계산하여 대응을 결정하게 된다. 그리고 더 빠른 속도로 비교하기 위하여 표현자의 거리차이를 비교하기 이전에 특징점의 특징 종류를 구분해주는 라플라시안 부호(Hessian matrix의 trace를 통하여 얻어짐)의 비교를 통하여 별도의 계산 없이 속도를 향상시킬 수 있다.

IV. 성능평가 및 분석

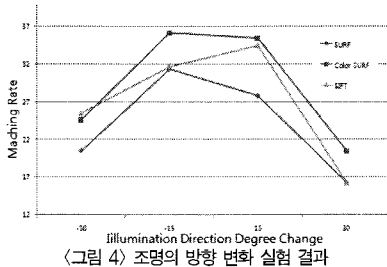
제안하는 컬러정보를 이용한 SURF알고리즘은 Intel Core2Duo E6550, 2GB RAM 의 H/W와 Windows XP SP3 운영체제를 갖는 PC환경에서 수행되었으며, Microsoft 의 VC9.0개발환경에서 구현되었다. 실험에 사용된 DB는 컬러물체 영상으로 구성된 ALOI(Amsterdam Library of Object Images)를 사용하였다. ALOI는 조명의 파장변화, 조명의 방향변화, 시점의 변화를 포함하고 있다. 그림 2(a)는 조명 색온도변화의 예를 보여주고, 그림 2(b)는 조명의 각도변화, 그림 2(c)는 시점의 변화를 보여주는 실험에 사용된 DB의 예제 그림이다. 제안하는 컬러정보를 이용한 SURF 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서는 SIFT알고리즘과 SURF알고리즘을 조명의 색온도변화, 각도변화, 그리고 시점의 변화에 대한 매칭률을 비교하였다. 매칭률은 매칭된특징점의수 / 찾아진특징점의수 로써 정의 된다. 그리고 SURF와 제안하는 컬러정보를 이용한 SURF의 특징점을 찾는 방법은 같기 때문에 최적의 성능을 낼 수 있도록 찾아진 동일한 파라미터를 사용하였고 SIFT 역시 실험을 통해 최적의 성능을 보이는 파라미터를 사용하였다.



첫 번째 실험으로 조명의 색온도를 2175K~3075K까지 75K~100K씩 증가시켜 변화를 준 실험에서는 그림 3에 결과와 같이 SIFT < SURF < Color SURF의 순서로 매칭률 성능이 높은 것으로 나타났다. 이는 기존 SURF와 비교하였을 때 약 2%정도의 향상된 매칭률 결과를 보여주고 있으며 SIFT와 비교해서는 약8%정도의 높아진 매칭률 결과를 보여주고 있다.

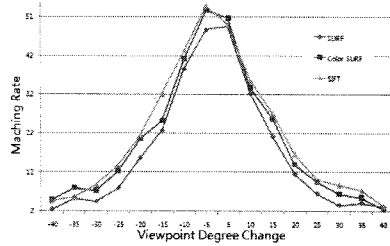


두 번째 실험으로 15도 간격으로 설치된 조명의 방향 변화를 준 실험은 그림 4에 보이는 것과 같이 SURF < SIFT < Color SURF의 순서로 매칭률 성능이 높은 것으로 나타났다. 이는 기존SURF가 SIFT에 비하여 낮은 매칭률을 보였으나 Color SURF를 적용하였을 때 SIFT보다 향상된 결과를 보여주고 있다.



마지막으로 물체를 -40~40도 까지 5도 간격으로 회전시켜 시점의 변화를 준 실험은 그림 5.에서 보여주듯 SURF <

Color SURF < SIFT순서로 매칭률 성능이 높은 것으로 나타났다. 제안한 알고리즘이 SIFT알고리즘에 비해 약간 낮은 성능을 보였다. 하지만 기존 SURF알고리즘의 결과와 비교하였을 때 많은 성능향상이 있었고 SIFT비교하였을 때 작은 각도 변화에서는 SIFT와 대등한 성능을 보이는 것으로 분석되었다.



V. 결론

제안하는 컬러정보를 사용한 확장된 SURF는 기존SURF의 표현자에 컬러 불변 특징벡터를 적용하여 구현하였다. 조명 변화에 강인한 컬러불변특징벡터를 표현자로 활용함에 따라 기존 SURF와 비교하여 조명의 색온도변화와 방향변화에 대해서 향상된 성능의 결과를 얻을 수 있었다. 그리고 시점 변화에서도 기존SURF에 비해 성능을 많이 향상시켜 SIFT와 비슷한 정도의 매칭률을 얻을 수 있었다.

참고문헌

- [1] David G. Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features," iccv, Seventh International Conference on Computer Vision (ICCV'99) - Volume 2, pp.1150, 1999
- [2] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "Surf: Speeded up robust features," in Computer Vision - ECCV 2006, (A. Leonardis, H. Bischof, and A. Pinz, eds.), of Lecture Notes in Computer Science, Springer, vol. 3951, pp. 404-417, 2006.
- [3] Gevers, T. and Smeulders, A. Color based object recognition. Pattern Recognition, 32:453 - 464, (1999).
- [4] Alaa E. Abdel-Hakim, Aly A. Farag, "CSIFT: A SIFT Descriptor with Color Invariant Characteristics," cvpr, 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Volume 2 (CVPR'06), pp.1978-1983, 2006