

고유벡터에 의한 색 일관성의 달성

김달현¹, 박종천¹, 정석주¹, 김경아², 차은종², 전병민^{1*}
¹충북대학교 컴퓨터공학과, ²충북대학교 의과대학 의공학과

Achievement of Color Constancy by Eigenvector

Dal-Hyoun Kim¹, Jong-Cheon Bak¹, Seok-Ju Jung¹, Kyung-Ah Kim², Eun-Jong Cha²
and Byoung-Min Jun^{1*}

¹Dept. of Computer Engineering, ChungBuk University

²Dept. of Biomedical Engineering, College of Medicine, ChungBuk University

요약 본 논문은 색 일관성을 달성하기 위해 χ -색도 공간에서 고유벡터를 이용하여 본질 영상의 획득에 중대한 영향을 미치는 불변 방향을 검출하는 알고리즘을 제안한다. 이를 위해, 우선 영상을 Finlayson 등이 제안한 방법을 활용하여 χ -색도 공간으로 변환한다. 두 번째로, 불변 방향에 영향을 줄 수 있는 잡음 같은 낮은 빈도를 갖는 데이터들을 제거한다. 세 번째로, 주축 방향과 일치하는 불변 방향을 검출하기 위해, 위 단계에서 추출된 데이터들로부터 가장 큰 고유값에 해당하는 고유벡터를 계산한다. 마지막으로, 검출된 불변 방향을 사용하여 복원함으로써, 본질 영상을 획득한다. 실험 영상은 Barnard 등이 사용한 영상 데이터들 중 일부를 사용하였고, 불변 방향의 검출 성능은 엔트로피 최소화 기법과 비교되었다. 실험 결과, 제안한 기법은 기존 기법에 비해 표준편차가 낮아 불변 방향이 일정하게 검출되었으며, 시간적 측면에서 기존의 기법에 비해 3배 이상 효율적이었다.

Abstract In order to achieve color constancy, this paper proposes a method that can detect an invariant direction that affects formation of an intrinsic image significantly, using eigenvector in the χ -chromaticity space. Firstly, image is converted into datum in the χ -chromaticity space which was suggested by Finlayson et al. Secondly, it removes datum, like noises, with low probabilities that may affect an invariant direction. Thirdly, so as to detect the invariant direction that is consistent with a principal direction, the eigenvector corresponding to the largest eigenvalue is calculated from datum extracted above. Finally, an intrinsic image is acquired by recovering datum with the detected invariant direction. Test images were used as parts of the image data presented by Barnard et al., and detection performance of invariant direction was compared with that of entropy minimization method. The results of experiment showed that our method detected constant invariant direction since the proposed method had lower standard deviation than the entropy method, and was over three times faster than the compared method in the aspect of detection speed.

Key Words : Eigenvector, Intrinsic Images, Color Constancy

1. 서론

광원에 의해 발산된 빛은 물체의 표면에 의해 반사되어 인간의 눈에 입사된다. 입사된 빛은 인간의 시각에 존재하는 광 수용기들에 의해 측정되어지고, 최종적으로 뇌에서의 다양한 처리를 거쳐 색으로 인지된다. 이러한 인지

과정을 거치는 인간 시각 시스템(Human Visual System, HVS)은 서로 다른 광원에 의해 조명된 동일 물체의 표면 색을 대부분 같은 색으로 인지하지 않지만 때때로 광원의 변화에 관계없이 물체의 표면색을 결정하는 기능을

이 논문은 보건복지가족부 보건의료기술진흥사업의 지원에 의해 연구되었음.(과제고유번호: A040032)

*교신저자 : 전병민(bmjun@cbnu.ac.kr)

접수일 09년 01월 15일

수정일 09년 05월 07일

게재확정일 09년 05월 27일

가지고 있다[1]. 만약 나무가 빨간색 광원에 의해 조명되어지고 나뭇잎들이 실제적으로 녹색 빛 보다 빨간색 빛을 더 많이 반사하더라도 인간 관찰자에게 그것은 녹색으로 보인다[2]. 이처럼 광원의 변화에 관계없이 물체색을 결정할 수 있는 능력을 색 일관성(color constancy)이라 한다.

그러나 인간과 달리 영상 획득 장비에 의한 영상은 동일 물체를 촬영하였더라도 조명 조건이 변경됨에 따라 획득된 물체색이 다르기 때문에[3], 컬러 기반의 객체 분할, 객체 인식, 객체 추적 등의 분야에서 다양한 문제를 일으키는 근본적인 원인이 될 수 있다[4]. 그러므로 HVS를 모방하여 이러한 문제점이나 현상들을 해결하는 색 일관성 연구가 필수적이다.

색 일관성을 달성하기 위한 본질 영상(intrinsic images)은 흑체 조명체(illuminant)의 색온도 변화에 따른 컬러의 변화를 제거한 영상이다. 이 컬러의 변화는 특정 색도 공간(chromaticity space)에서 선분의 형태로 나타나기 때문에, 선분이 가리키는 불변 방향(invariant direction)을 정확히 알 수 있다면 제거가 가능하다. 이러한 본질 영상의 연구 핵심은 불변 방향에 의한 불변 영상(invariant image)의 생성과 본질 영상의 획득에 있다. 후자는 Drew 등[5], Tappen 등[6], Qiang and Chee-Hung[7]에 의해 활발히 연구되어졌으나, 전자는 활발한 연구가 필요하다.

불변 방향을 검출하기 위해 Finlayson and Hordley[8]는 로그 색도 공간(log-chromaticity space)에서 고유벡터를 이용하여 불변 방향을 검출하는 기법을 제안하였다. 그러나 이 기법에서는 색도 공간으로의 변환 과정에서 채널 선택 기준이 모호하였으며, 선택한 채널의 신호가 잡음으로 야기되는 것과 같이 매우 작게 나타날 수 있다는 것이 단점이었다.

그 후, Finlayson 등[9]은 이러한 문제점을 보완한 χ -색도 공간(χ -chromaticity space)에서 엔트로피에 기반하여 불변 방향을 검출하는 기법을 제안하였다. 그러나 이 기법은 $[0^\circ \sim 180^\circ]$ 사이의 모든 방향에 대해서, 프로젝션을 수행하고 엔트로피를 계산해야 하기 때문에 많은 시간이 소요되었다.

이러한 단점을 보완하여 본질 영상을 획득하기 위해 본 논문에서는 χ -색도 공간에서 고유벡터에 의해 불변 방향을 검출하는 알고리즘을 제안한다. 우선, 영상을 χ -색도 공간으로 변환한 후, 높은 확률을 가지는 χ 좌표들만을 추출하여 불변 방향 검출 대상으로 선정한다. 그리고 이러한 검출 대상을 기반으로 고유 벡터를 계산하여 불변 방향을 검출한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 영상의 불변방향의 형성과정, 3장에서는 고유벡터에 의한 불변 방

향 검출 알고리즘, 4장에서는 기존 기법과 제안한 기법의 결과 고찰을 통한 성능 평가 그리고 5장에서는 결론과 향후 연구방향에 대하여 언급한다.

2. 불변 방향

본질 영상의 획득에는 두 가지 가정이 필요하다. 첫 번째는 카메라 센서들이 충분히 좁은 대역을 가져야 한다는 것이고, 두 번째는 조명체가 흑체에 의해 근사(approximation)될 수 있어야 한다는 것이다. 이러한 가정을 바탕으로 영상의 불변 방향에 대하여 살펴보면 다음과 같다.

우선, 대부분의 색 일관성 알고리즘들이 사용하는 영상 형성 모델은 다음과 같다[10]. 센서가 충분히 좁은 대역에서 반응하면, 강도 $I_i(x, y)$ 는

$$I_i(x, y) = G(x, y)R_i(x, y)L_i(x, y) \quad (1)$$

이다. $i \in \{r, g, b\}$ 이다.

그리고 흑체 조명체의 복사 휘도(radiance) L 은 파장 λ 와 온도 T 를 인자로 하는 함수

$$L(\lambda, T) = kc_1\lambda^{-5}e^{-\frac{c_2}{T\lambda}} \quad (2)$$

으로 모델링된다[11, 12]. 여기서, $c_1 = 2hc^2$ 이고, $c_2 = hc/k_B$ 이다. 그리고 k 는 다른 흑체를 모델링하기 위한 상수, h 는 Planck의 상수, c 는 빛의 속도, k_B 는 Boltzmann의 상수이다.

만약 센서 강도 $I_i(x, y)$ 와 컬러 $c_i(x, y)$ 가 선형 관계에 있다면, 영상의 컬러 c_i 는 다음과 같다.

$$c_i = kGR_i c_1 \lambda_i^{-5} e^{-\frac{c_2}{T\lambda_i}} \quad (3)$$

여기서, 좌표계의 위치 (x, y) 는 생략한다. 그리고 식 (3)에 자연 로그를 취하면 영상의 컬러 c_i 는 다음과 같은 성분으로 분리된다.

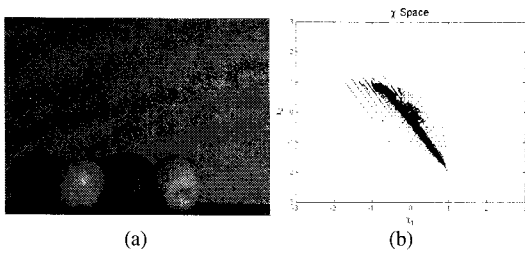
$$\log(c_i) = \log(kG) + \log(c_1 \lambda_i^{-5} R_i) - \frac{c_2}{T\lambda_i} \quad (4)$$

Finlayson and Drew[13]는 식 (4)의 첫 항을 제거하기 위해 각 픽셀의 기하평균 $c_M = \sqrt[3]{c_r c_g c_b}$ 을 각각의 채널에 나누어 ρ 를 구하였다.

$$\rho_i = \log\left(\frac{R_i}{R_M}\right) - \frac{1}{T}(E_i - E_M) \quad (5)$$

그러면 식 (5)에 의해 온도 T 를 인자로 하는 선분을 얻을 수 있다. 이러한 직선은 ρ 공간에서 그레이벡터 $u = 1/\sqrt{3}(1,1,1)^T$ 에 직교하는 χ -색도 공간 위에 모두 위치하게 된다.

그림 1의 (a)는 실험 영상 중 하나인 사과 영상이다. 그리고 (b)는 (a) 영상을 χ -색도 공간으로 변환한 것이다. (b)에서 나타나듯이 선분은 대략 120° 방향으로 나타나며, 이를 불변 방향이라 한다. 즉, 조명체의 색온도 변화에 따른 컬러의 변화가 χ -색도 공간상에서 일정한 방향으로 나타나게 된다. 그리고 불변 영상은 불변 방향의 직교 방향에 존재하는 단일 불변 컬러 좌표계(single invariant color coordinate)로 영상을 표현함으로써 얻을 수 있다.



[그림 1] 샘플 영상과 χ -색도 공간상의 데이터 분포

3. 고유 벡터에 의한 불변 방향 검출

제안한 기법은 χ -색도 공간의 좌표들을 확률에 기반하여 필터링하고, χ -색도 공간상의 특성을 기반으로 고유벡터에 의해 불변 방향을 검출한다. χ -색도 공간상의 특성은 데이터가 타원형으로 분포할 경우, 불변 방향은 주축 방향과 일치한다는 것이다.

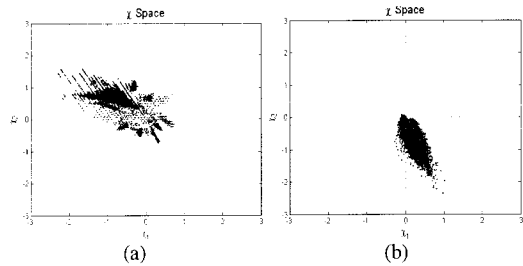
3.1 불변 방향 분석

그림 1의 (b)에서 불변 방향은 120° 방향이며, 불변 방향의 직교축에 나타나는 단일 불변 컬러 좌표계는 30° 방향에 위치하고 있음을 알 수 있다. 이러한 단일 불변 컬러 좌표계는 영상에 따라 서로 다른 방향으로 나타난다.

이것은 식 (5)의 $(E_i - E_M)$ 에 의해 달라지며, $E_i = -c_2/\lambda_i$ 이기 때문에 근본적으로 촬영한 카메라에 따라 달라진다. 즉, 동일한 카메라로 촬영된 여러 영상의

불변 방향은 모두 같고, 서로 다른 카메라로 촬영되어진 여러 영상의 불변 방향은 모두 다르다.

그림 1의 (a)는 Sony DXC-930 CCD로 촬영한 영상이다. 그림 2의 (a)는 그림 1의 (a)와 동일한 카메라로 촬영한 영상의 χ -색도 공간상의 데이터 분포로 동일하게 120° 방향으로 불변 방향이 나타났고, (b)는 다른 카메라로 촬영한 영상의 경우로 100° 방향으로 불변 방향이 나타났다.



[그림 2] 샘플 영상에 대한 χ -색도 공간상의 데이터 분포 (a) 그림 1의 (a)와 동일한 카메라로 촬영한 영상의 경우 (b) 그림 1의 (a)와는 다른 카메라로 촬영한 영상의 경우

3.2 확률 기반의 필터링

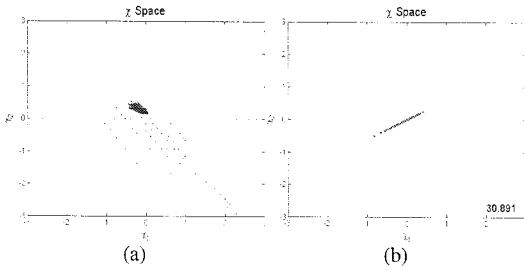
제안한 알고리즘에서는 불변 방향의 오검출 가능성을 감소시키기 위해, χ -색도 공간상의 좌표들 중 확률 즉 빈도수가 높은 좌표들만을 추출하여 검출 대상으로 선정한다. 우선, χ -색도 공간상의 좌표에 대한 3D 히스토그램을 수행하여 빈도수를 계산한다. 그리고 누적 분포 함수(Cumulative Distribution Function, CDF)를 이용하여 임계치 이상의 좌표들만을 추출한다. 추출하고자 하는 좌표를 $\chi = (\chi_1, \chi_2)$ 이라 하면, 추출할 χ 좌표들의 집합 $Ext(\chi)$ 는

$$Ext(\chi) = \{\chi | CDF(\chi) > \alpha\} \quad (6)$$

이다. α 는 추출할 확률 임계치이다.

식 (6)에 의한 집합 $Ext(\chi)$ 에서 원소들이 가지는 빈도수만큼을 모두 검출 대상으로 선정할 필요는 없다. 빈도수의 오차가 다소 존재하겠지만, 가장 낮은 빈도수로 집합 $Ext(\chi)$ 의 모든 원소의 빈도수를 나누어, 상대적 비율에 해당하는 빈도수로 재설정한다.

그림 3의 (a)는 그림 1의 (b)를 필터링 과정을 수행한 후 χ -색도 공간상의 분포를 보여준다. (a)에서 나타나듯이 추출된 χ 좌표들이 120° 방향의 선분으로 구성됨을 확인할 수 있다. 이렇게 추출된 χ 좌표들을 최종 불변 방향 검출 대상으로 선정한다.



[그림 3] (a) 그림 1의 (b)에 대한 확률 기반의 필터링 후 (b) (a)에 대한 검출된 프로젝션 방향

3.3 고유벡터에 의한 불변 방향 검출

검출 대상으로 선정된 데이터들은 좌표들만으로 구성 되어져야 한다. 확률 기반의 필터링 후 추출된 데이터들은 좌표와 확률을 가지고 있기 때문에, 빈도수만큼 동일 좌표들을 추가하여 확률을 제거한다.

그 후, χ 좌표들을 순서에 상관없이 $2 \times n$ 행렬인 $X_{Ext}^i = [X_1^i, X_2^i]$ 로 변환한다. 그러면 실제 행렬은 다음과 같다.

$$X_{Ext} = \begin{bmatrix} X_1^1, X_1^2, X_1^3, \dots, X_1^n \\ X_2^1, X_2^2, X_2^3, \dots, X_2^n \end{bmatrix} \quad (7)$$

그리고 공분산 행렬(covariance matrix)을 만들기 위해 각 행의 X_1^i 과 X_2^i 에서 산술평균 X_1^M 와 X_2^M 을

$$X_1^M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_1^i, \quad X_2^M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_2^i \quad (8)$$

구하여 각 X^i 좌표 값에서 감산시킨다.

$$\tilde{X}_1^i = X_1^i - X_1^M, \quad \tilde{X}_2^i = X_2^i - X_2^M \quad (9)$$

그러면 다음과 같은 행렬 A 를 얻을 수 있다.

$$A = \begin{bmatrix} \tilde{X}_1^1, \tilde{X}_1^2, \tilde{X}_1^3, \dots, \tilde{X}_1^n \\ \tilde{X}_2^1, \tilde{X}_2^2, \tilde{X}_2^3, \dots, \tilde{X}_2^n \end{bmatrix} \quad (10)$$

식 (10)에 따른 행렬 A 에 의해 공분산 행렬 C 는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$C = AA^T = \begin{bmatrix} cov(\tilde{X}_1, \tilde{X}_1) & cov(\tilde{X}_1, \tilde{X}_2) \\ cov(\tilde{X}_2, \tilde{X}_1) & cov(\tilde{X}_2, \tilde{X}_2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b \\ b & c \end{bmatrix} \quad (11)$$

여기서, T 는 전치 연산자이며, 공분산 행렬 C 는 대칭 행렬(symmetric matrix)이다.

제한한 알고리즘은 식 (11)에 의해 계산된 공분산 행렬

C 에서 가장 큰 고유값에 해당하는 고유벡터를 찾음으로써 불변 방향을 검출한다. 가장 큰 고유값을 찾는 수치해석적 방법에는 여러 기법이 있지만, 공분산 행렬 C 가 2×2 행렬이므로 Jacobi법을 이용하여 한 번에 고유값들을 계산할 수 있다. 2×2 의 공분산 행렬 C 의 상사변환(similarity transformation)은 다음과 같다.

$$D = Q^{-1}CQ = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a & b \\ b & c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (12)$$

여기서, Q^{-1} 은 회전 행렬(rotation matrix) R 이다. 식 (12)에 의해 계산된 행렬 D 의 비대각 요소를 0으로 만들면, 행렬 D 의 대각 요소에 존재하는 고유값 λ_1, λ_2 를 얻을 수 있다. 그리고 이들 중 가장 큰 고유값에 해당하는 고유벡터를 구함으로써 최종적인 불변 방향을 검출한다.

그림 3의 (b)는 (a)에 대한 검출된 불변 방향의 직교축인 프로젝션 방향(projection direction)을 보여준다. (b)에서 나타나듯이 검출된 프로젝션 방향은 30° 이고, 계산에 의해 불변 방향은 120° 이다.

4. 실험 결과 및 고찰

실험 영상은 Barnard 등[14]이 색 일관성 알고리즘의 성능 비교를 위해 만든 영상 데이터의 일부분과 UAE(University of East Anglia)에서 제공하는 보정되지 않은(uncalibrated) 영상 데이터의 일부분을 사용하였다. 첫 번째 영상 데이터는 네 가지의 집합인 Minimal Specularity, Dielectric Specularity, Metallic Specularity, Fluorescent Surface로 구성된다. 각 집합의 여러 장면(scenes)들은 서로 다른 11개의 조명체로 촬영된 영상들로 구성되며, 그 영상들 중에서도 흑체의 분광분포(spectral power distribution)와 유사한 Solux 3500K, 4100K, 4700K의 조명체에 의해 촬영된 영상을 실험 영상으로 사용하였다. 두 번째 영상 데이터에서는 태양광과 유사한 Daylight D65 영상들을 사용하였다.

실험에서 영상의 χ -색도 공간상에서의 변환은 Finlayson 등[9]이 사용한 기법을 활용하였으며, 본질 영상 획득을 위한 복원은 Drew 등[5]이 제안한 기법을 활용하였다. 영상을 촬영한 카메라에 따라 다르게 나타나는 불변 방향을 정확하게 판단하는 기준이 모호하여, Finlayson 등[9]이 사용한 엔트로피 최소화 기법과 본 논문이 제안한 기법에 의한 불변 방향이 얼마나 일정한 방향으로 검출되는가를 비교·분석하였다. 그리고 두 기법의 의한 검출 속도 또한 비교하였다.

[표 1] 영상 데이터에 대한 프로젝션 방향의 표준편차

Image Data \ technique	Eigenvector	Entropy Minimization
Minimal Specularity	29.71702	29.92158
Dielectric Specularity	30.55173	32.98351
Metallic Specularity	38.42938	40.79216
Fluorescent Surface	57.95252	50.42073
uncalibrated images	30.84340	40.82929

표 1은 네 종류의 영상 데이터와 보정되지 않은 영상에 대한 두 기법의 프로젝션 방향의 표준편차를 보여준다. 표 1에서 나타나듯이 제안한 기법은 Dielectric Specularity와 Metallic Specularity의 집합에서 엔트로피 최소화 기법에 비해 낮은 표준편차를 나타내어, 절연체 물체의 영상과 금속 물체의 영상에서 불변 방향이 일정하게 검출되었다. 이에 비해, 첫 번째 집합인 Minimal Specularity에서는 비교 대상인 엔트로피 최소화 기법과 유사하였으며, Fluorescent Surface에서는 기존의 기법보다 표준편차가 높아 형광 표면의 영상에서는 일정한 방향을 유지하지 못하였다. 또한, 보정되지 않은 영상 데이터의 경우 기존의 기법이 제안한 기법보다 약 1.3 배 정도로 표준편차가 높아 실제 보정되지 않은 영상에서 우수한 성능임을 나타내었다.

일정한 검출 방향을 유지하는 영상들은 χ -색도 공간의 특성을 만족하는 경우로서, 데이터들이 타원형으로 분포되는 경우이다. 그러나 데이터가 타원형으로 분포하지 않는 경우에는 일정한 검출 방향을 유지하지 못하여, 향후 RGB 히스토그램의 유사색 클러스터링에 의한 선분 분할 기법으로서 해결이 가능하다.

[표 2] 영상 데이터에 대한 방향의 검출 속도 평균

Image Data \ technique	Eigenvector	Entropy Minimization
Minimal Specularity	0.82544	8.42163
Dielectric Specularity	1.04056	8.39941
Metallic Specularity	2.56027	8.46787
Fluorescent Surface	1.24989	8.39778
uncalibrated images	0.54243	5.99843

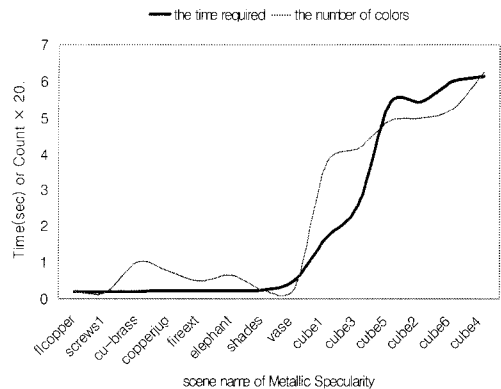
표 2는 네 종류의 영상 데이터와 보정되지 않은 영상에 대한 두 기법의 프로젝션 방향의 검출 속도 평균을 보여준다. 엔트로피 최소화 기법은 고정된 반복 연산 횟수로 인해 검출 속도가 약 8초 정도로 일정하게 소요되었다. 이에 비해, 제안한 기법은 장면에 따라 다소 차이가 존재하지만, 통상 2초 이내에 불변 방향이 검출되어 기존 기법에 비해 약 3배 정도 효율적이었다. 또한, 보정되지 않은 영상의 경우 1초 이내에 모든 처리가 완료되어 엔트

로피 기법에 비해 약 11배 정도 효율적이었다.

그러나 제안한 기법의 경우, 영상에 나타나는 유사색의 정도에 따라 소요된 시간이 가변적이었다. χ -색도 공간으로의 변환과 본질 영상의 획득 과정에서 소요된 시간을 제외한다면, 소모되는 평균 시간은 표 3과 같다. 표 3에서 확인할 수 있듯이 소요시간의 약 2% 정도가 고유 벡터의 계산 과정에서 소요되었고, 97% 이상이 확률 기반의 필터링 과정에서 대부분 소요되었다.

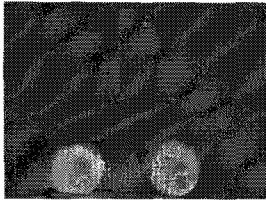
[표 3] 과정별 평균 소요 시간

Image Data \ processing	Total	Filtering	Calculation of E.V.
Minimal	0.82544	0.76700	0.05844
Dielectric	1.04056	0.97900	0.06156
Metallic	2.56027	2.49800	0.06227
Fluorescent	1.24989	1.19300	0.05689
uncalibrated	0.54243	0.53800	0.00443



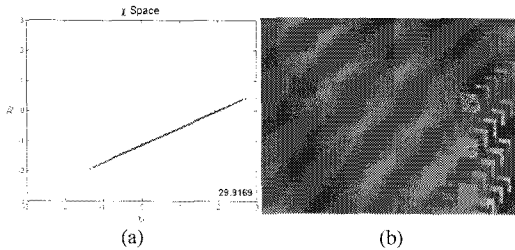
[그림 4] Metallic Specularity 집합의 장면별 필터링 소요시간과 컬러의 개수

이는 필터링 과정의 3D 히스토그램에서 나타나는 상대적인 임계값에 따른 특성으로, 결론적으로 영상이 유사색으로 구성되지 않을 경우 즉 다양한 색상으로 구성되면서 빈도수가 낮은 경우에 처리되는 데이터가 많아 소모되는 시간이 늘어나게 된다. 그림 4는 그러한 변화를 Metallic Specularity 집합에서 장면별로 필터링 과정의 소요 시간과 컬러의 개수를 비교하여 보여준다. 그래프에서 보듯이 color cubes들을 해당하는 마지막 6개의 값들이 상대적으로 다른 값에 비해 높다는 것을 알 수 있다. 이는 소요시간이 해당 컬러의 빈도수에 의해서도 영향을 받지만, 컬러의 개수에 의해 많은 영향을 받아 컬러의 개수가 증가하면 해당 필터링의 소요시간도 증가한다는 것을 나타낸다.



[그림 5] 그림 4에 의해 본질 영상

그림 5는 그림 3의 (b)에 의해 획득된 본질 영상으로서, 조명에 따라 다르게 나타났던 영상의 사과 부분이 일정한 색으로 나타났다. 그림 6은 샘플 영상으로 검출된 프로젝션 방향과 획득된 본질 영상을 보여준다. (a)에서 30° 방향으로 프로젝션 방향이 검출되었으며, (b)에서는 그림 5의 사과 부분과 같이 조명에 따라 다르게 나타났던 영상의 부분들이 일정하게 나타났다.



[그림 6] 샘플 영상에 대한 검출된 프로젝션 방향과 획득된 본질 영상

5. 결론

본 논문에서는 본질 영상의 획득을 위해 χ -색도 공간에서 확률에 기반한 데이터들을 대상으로 고유벡터에 의해 불변 방향을 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 제안한 기법은 χ -색도 공간에서 데이터의 분포가 타원형인 경우 여러 실험 영상에서 일정하게 불변 방향이 검출되었다. 또한, 기존의 엔트로피 최소화 기법에 비해 시간적 측면에서 우수하였다. 향후 χ -색도 공간에서 데이터가 타원 형태로 존재하지 않을 경우, 불변 방향이 가변적으로 검출되는 문제를 개선하는 기법이 필요하다. 이를 위해 RGB 히스토그램에서 유사색의 클러스터링에 의한 선분 분할 기법이 연구되어야 한다.

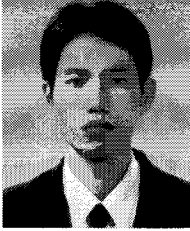
참고문헌

[1] Zeki, S., *A Vision of the Brain*, Oxford, Blackwell

Science, 1993.
 [2] Ebner, M., "A parallel algorithm for color constancy," *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 64(1), 79-88, 2004.
 [3] Ebner, M.(2007), *Color Constancy*, WILEY.
 [4] Renno, J.-P., Makris D., Ellis T., and Jones G.A., "Application and Evaluation of Colour Constancy in Visual Surveillance," *Proceedings of the 14th International Conference on Computer Communications and Networks*, 301-308, 2005.
 [5] Drew, M.S., Finlayson G.D., and Hordley S.D., "Recovery of chromaticity image free from shadows via illumination invariance," *ICCV'03 Workshop on Color and Photometric Methods in Computer Vision*, Nice, 32-39, 2003.
 [6] Tappen, M.F., Freeman W.T., and Adelson E.H., "Recovering Intrinsic images from a single image," Technical Report AI Memo 2002-015, MIT, Artificial Intelligence Laboratory, 2002.
 [7] Qiang, He and Chee-Hung Henry Chu, "Recovering Intrinsic images from Weighted Edge Maps," *Second International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, 159-162, 2006.
 [8] Finlayson, G.D. and Hordley S.D., "Color constancy at a pixel," *Journal of the Optical Society of America*, 18(2), 253-264, 2001.
 [9] Finlayson, G.D., Drew M.S., and Lu C., "Intrinsic images by entropy minimization," *Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision, Part III, Prague*, 582-595, 2004.
 [10] Ebner, M., "Evolving color constancy," *Special Issue on Evolutionary Computer Vision and Image Understanding of Pattern Recognition Letters*, 27(11), 1220-1229, 2006.
 [11] Haken H and Wolf HC., "*Atom- und Quantenphysik: Einführung in die Experimentellen und Theoretischen Grundlagen*," vierte edn, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 1990.
 [12] Jähne B., *Digitale Bildverarbeitung*, fifth edn, Springer-Verlag, Berlin, 2002.
 [13] Finlayson, G.D. and Drew M.S., "4-Sensor Camera Calibration for Image Representation Invariant to Shading, Shadows, Lighting, and Specularities," *Proceedings of the Eighth IEEE International Conference on Computer Vision*, 2, 473-480, 2001.
 [14] Barnard, K., Martin L., Funt B., and Coath A., "A data set for color research," *Color Research and Applications*, 27(3), 148-152, 2002.

김 달 현(Dal-Hyoum Kim)

[정회원]



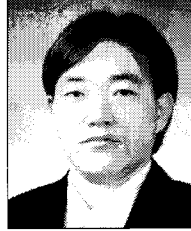
- 2007년 2월 : 충북대학교 컴퓨터 공학과 졸업
- 2009년 2월 : 충북대학교 컴퓨터 공학과(공학석사)
- 2009년 3월 ~ 현재 : 충북대학교 컴퓨터공학과 박사과정

<관심분야>

컴퓨터비전, 영상처리, 색채 불변성

김 경 아(Kyung-Ah Kim)

[정회원]



- 1991년 2월 : 충북대학교 물리학 과(이학사)
- 1993년 2월 : 충북대학교 물리학 과(이학석사)
- 2001년 8월 : 충북대학교 의용생체공학과(공학박사)
- 2005년 3월 ~ 현재 : 충북대학교 의과대학 의공학교실 조교수

<관심분야>

생체계측, 호흡기류센서, 재택의료기

박 종 천(Jong-Cheon Bak)

[정회원]



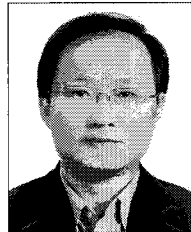
- 1994년 2월 : 한밭대학교 전자계산학과 졸업
- 1998년 2월 : 숭실대학교 전자계산학과(공학석사)
- 2004년 8월 : 충북대학교 컴퓨터 공학과 박사수료
- 2009년 5월 ~ 현재 : 충북대학교 시간강사

<관심분야>

컴퓨터비전, 영상처리, 인공지능

차 은 중(Eun-Jong Cha)

[정회원]



- 1980년 2월 : 서울대학교 공과대학 전자공학과(공학사)
- 1987년 2월 : 미국 남가주대학 의공학과(의공학박사)
- 1988년 8월 ~ 현재 : 충북대학교 의과대학 의공학교실 주임교수
- 2000년 12월 ~ 현재 : 씨케이 인터내셔널 대표 겸직

<관심분야>

생체계측, 호흡기시스템, 유비쿼터스, 헬스케어

정 석 주(Seok-Ju Jung)

[정회원]



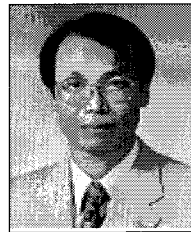
- 1985년 3월 : 공군사관학교 전자공학과 졸업
- 2004년 8월 : 충북대학교 컴퓨터 공학과(공학석사)
- 2007년 2월 : 충북대학교 컴퓨터 공학과 박사수료
- 2009년 2월 ~ 현재 : 삼성탈레스(주) 수석연구원

<관심분야>

신호처리, 영상처리, Modeling & Simulation

전 병 민(Byoung-Min Jun)

[정회원]



- 1976년 2월 : 한국항공대학교 전자공학과 졸업
- 1979년 2월 : 연세대학교 전자공학과(공학석사)
- 1988년 8월 : 연세대학교 전자공학과(공학박사)
- 1986년 2월 ~ 현재 : 충북대학교 컴퓨터공학과 교수

<관심분야>

디지털 신호처리, 컴퓨터비전, 영상처리