

χ -색도 공간에서 ROI의 전방향 프로젝션과 백색패치의 평행이동에 의한 본질 영상 획득

김 달 현[†] · 황 동 국^{**} · 이 우 람[†] · 전 병 민^{***}

요 약

촉체의 온도 변화에 대한 영상의 색차를 줄이는 본질 영상은 단일 불변 방향을 검출하고 백색 장면 조명체를 기반으로 하기 때문에 실영상에 존재하는 다수의 불변 방향과 유색 장면 조명체에 취약하다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 χ -색도 공간에서 ROI의 전방향 프로젝션과 백색패치의 평행이동을 통해 불변 방향을 검출하는 본질 영상 획득 기법을 제안한다. 3차원 RGB 공간 분석의 어려움으로 인하여, 본 논문 또한 밝기가 고려되지 않은 χ -색도 공간을 사용한다. 이 공간에서 유색 조명체의 효과는 백색패치의 평행이동을 통해 감소시키고, 색차에 따라 가상의 선분으로 나타나는 불변 방향은 ROI의 전방향 프로젝션을 통해 검출한다. 다수의 불변 방향을 고려하여 ROI 선택은 3D 히스토그램에서 빈도에 의해 결정한다. 검출 후, 본질 영상은 불변 방향의 직교 방향으로의 프로젝션과 RGB영상으로의 역변환 과정을 통해 획득된다. 실험에서 Ebner가 제안한 데이터집합을 실험 영상으로 이용하였고, 불변 방향의 표준편차와 색항등성 측도를 평가 측도로 사용하였다. 제안한 기법의 실험 결과는 엔트로피 기법보다 불변 방향의 표준 편차가 낮았으며, 기존의 기법에 비해 색항등성이 2배 이상 높았다.

키워드 : 본질 영상, 색 항등성, 불변 방향, 전방향 프로젝션, 백색패치

Acquisition of Intrinsic Image by Omnidirectional Projection of ROI and Translation of White Patch on the χ -chromaticity Space

Dal-Hyoun Kim[†] · Dong-Guk Hwang^{**} · Woo-Ram Lee[†] · Byoung-Min Jun^{***}

ABSTRACT

Algorithms for intrinsic images reduce color differences in RGB images caused by the temperature of black-body radiators. Based on the reference light and detecting single invariant direction, these algorithms are weak in real images which can have multiple invariant directions when the scene illuminant is a colored illuminant. To solve these problems, this paper proposes a method of acquiring an intrinsic image by omnidirectional projection of an ROI and a translation of white patch in the χ -chromaticity space. Because it is not easy to analyze an image in the three-dimensional RGB space, the χ -chromaticity is also employed without the brightness factor in this paper. After the effect of the colored illuminant is decreased by a translation of white patch, an invariant direction is detected by omnidirectional projection of an ROI in this chromaticity space. In case the RGB image has multiple invariant directions, only one ROI is selected with the bin, which has the highest frequency in 3D histogram. And then the two operations, projection and inverse transformation, make intrinsic image acquired. In the experiments, test images were four datasets presented by Ebner and evaluation methods was the follows: standard deviation of the invariant direction, the constancy measure, the color space measure and the color constancy measure. The experimental results showed that the proposed method had lower standard deviation than the entropy, that its performance was two times higher than the compared algorithm.

Keywords : Intrinsic Image, Color Constancy, Invariant Direction, Omnidirectional Projection, White Patch

1. 서 론

인간 시각 시스템(Human Visual System, HVS)은 조명체(illuminant)의 변화에 관계없이 물체의 원 표면색을 결정할 수 있는 색 항등성(color constancy) 기능을 가진다[1]. 만약 나무가 적색 조명체에 의해 조명되어지고 나뭇잎들이 실제로 녹색성분 보다 적색성분을 더 많이 반사하더라도 인

* 본 논문은 2009년도 충북대학교 학술연구지원사업의 연구비 지원에 의해 연구되었음.

† 정 회 원 : 충북대학교 컴퓨터공학과 박사과정

** 정 회 원 : 충북대학교 컴퓨터공학과 공학박사

*** 정 회 원 : 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수(교신저자)

논문접수: 2010년 6월 30일

수정일: 1차 2010년 12월 10일

심사완료: 2011년 1월 14일

간 관찰자에게 그것은 녹색으로 보인다[2]. 그러나 일반 카메라와 같은 영상 획득 장비는 물체가 반사한 빛의 양과 물체 표면의 반사계수의 곱을 측정하기 때문에, 동일 장면에서 동일 물체를 촬영할지라도 조명 조건에 따라 물체 표면색을 다르게 획득한다[3]. 다양한 조명 조건으로 발생하는 색차는 색을 기반으로 처리되는 영상 시스템에서 성능저하를 야기하는 근본적인 원인이 될 수 있다[4]. 따라서 색차의 감소를 통해 원래의 물체 표면색을 결정할 필요가 있다.

색 항등성 기법들은 크게 통계적 기법과 물리학 기반 기법으로 나누어진다[5]. 통계적 기법들은 통계적 가정 또는 사전 정보를 기반으로 입력 영상에 대한 장면 조명체를 추정하는 기법들로서, Max-RGB, GW(Gray World), GMM(Gamut Mapping Method), 그리고 CbyC(Color by Correlation) 등이 있다. 이러한 기법들은 비교적 단순하고 속도가 빠르다는 장점을 갖지만 자연 영상에서 가정이 항상 만족되지 않는다는 단점이다. 물리학 기반 기법들은 영상을 형성하는 물리적인 상호 작용에 관한 지식을 활용하여 장면 조명체를 추정한다. DM(Dichromatic Model)과 InI(Intrinsic Image)가 잘 알려진 물리학 기반 기법들로서, 현실 세계에서 일어나는 물리적 현상의 일부분만 고려하기에 복잡하며 제한적이다.

2차원 공간에서 영상의 색도를 결정하는 InI 즉, 본질 영상은 흑체의 온도 변화에 대한 영상의 색변화를 감소시키기 때문에, 원래의 물체 표면색을 결정하는 해결방안이 될 수 있다. 이는 흑체의 온도 변화에 대한 영상의 색변화가 χ -색도 공간에서 가상의 선분 형태로 나타나는 특징을 갖기 때문이다. 이 연구의 핵심은 가상 선분의 방향인 불변 방향(invariant direction)을 검출하는 것과 이를 통해 색차가 감소된 계조영상의 생성 및 RGB 영상의 복원에 있다. 본 논문의 관심사인 불변 방향 검출에 대한 기존 연구로는 Finlayson and Hordley[6]과 Finlayson 등[7]이 있다. RGB 영상 복원에 관한 연구로는 Drew 등[8], Tappen 등[9], Qiang and Chee-Hung[10]이 있다.

Finlayson과 Hordley[6]는 로그 색도 공간에서 고유벡터를 이용하여 불변 방향을 검출하는 기법을 제안하였다. 이 방법은 가상 선분들이 주축 방향으로 분포되었을 때 좋은 성능을 나타내지만, 주축 방향의 직교 방향으로 분포되었을 경우에는 오검출 된다. 또한 복원 시 채널의 선택 기준이 모호하였으며, RGB 값이 잡음과 유사하게 나타나는 단점을 가졌다. Finlayson 등[7]은 기존 방법의 문제점들을 보완하여 χ -색도 공간에서 엔트로피를 기반으로 하는 불변 방향 검출 기법을 제안하였다. 이 기법은 기존의 문제점들과 불변 방향의 정확도가 개선되었지만, 다수의 불변 방향이 존재하는 경우를 고려하지 않았다. 동시에 기존 두 기법들은 장면 조명체로 흑체를 가정하였기 때문에 유색의 장면 조명체에 취약하였다. 이러한 취약점들을 해결하고자, 본 논문에서는 χ -색도 공간에서 ROI(Region Of Interest)의 전방향 프로젝트와 백색패치의 평행이동을 통해 불변 방향을 검출하는 본질 영상 획득 기법을 제안한다.

조건 등색으로 인해 원래의 RGB 영상을 결정하는 것이 난해하기 때문에, 본 논문도 밝기 성분의 영향을 배제하고

자 2차원의 χ -색도 공간을 사용한다. 이 공간에서 유색 장면 조명체의 효과는 전체 데이터 분포를 평행이동시킨다. 따라서 유색 조명체의 영향을 감소시키기 위해, 백색패치 데이터들의 중앙값이 원점에 위치되도록 데이터들을 평행이동시킨다. 영상이 다수의 불변 방향을 가질 경우, 개개의 불변 방향을 검출하는 것이 어렵기 때문에 대표성을 지니는 하나의 불변 방향을 검출한다. 이를 위해, RGB 영상의 3D 히스토그램에서 최대 빈도수를 가진 빈(bin)안의 색들을 ROI로 선정한다. 그리고 이 ROI에 대한 χ -색도 공간상의 데이터들을 전방향 프로젝트에 사용하여 불변 방향을 검출한다. 불변 방향은 가장 많은 데이터의 중복이 일어난 방향으로 검출한다. 마지막으로 검출된 불변 방향의 직교 방향으로 데이터들을 프로젝트 시키고, RGB 영상으로의 역변환 과정을 거쳐 본질 영상을 획득한다.

2. 유색 조명체의 효과 감소

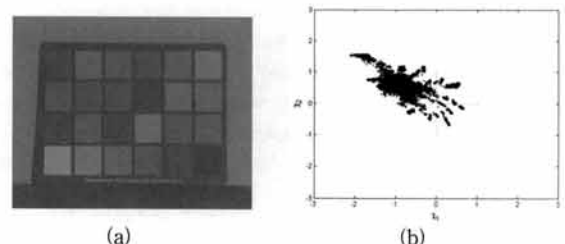
영상 형성 모델[10]과 흑체의 복사 휘도 함수[12-13]를 사용한다면 영상의 색은 식(1)과 같다. 식(1)에서 $i \in \{r, g, b\}$, k 는 상수, G 는 기하학 성분, R_i 는 반사계수의 i 채널 성분, $c_1 = 2hc^2$, λ 는 파장, $c_2 = hc/k_B$, T 는 온도이다. 기하학 요소 G 를 제거하기 위해 기하평균 $c_M = \sqrt[3]{c_r c_g c_b}$ 을 이용하면 [14], 식(1)은 식(2)의 색도 공간으로 변환된다. 식(2)에서

$$R_i' = c_1 \lambda_i^{-5} R_i, \quad E_i = -c_2 / \lambda_i, \quad R_M' = \sqrt[3]{\prod_{j \in \{r, g, b\}} R_j'}$$

$$E_M = -\frac{c_2}{3} \sum_{j \in \{r, g, b\}} \frac{1}{\lambda_j} \text{이다.}$$

$$c_i = kGR_i c_1 \lambda_i^{-5} e^{-\frac{c_2}{T\lambda_i}} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \rho_i &= \log(c_i) - \log(c_M) \\ &= \log\left(\frac{R_i'}{R_M'}\right) - \frac{1}{T}(E_i - E_M) \end{aligned} \quad (2)$$



(그림 1) Macbeth ColorChecker 영상과 χ -색도 공간상의 데이터 분포

식(1)과 식(2)를 이용해 (그림 1)의 (a) 예제 영상을 χ -색도 공간으로 변환하면 (그림 1)의 (b) 데이터 분포를 얻는다. (a) 영상은 Macbeth ColorChecker에 Solux 3500K와 Roscolux 3202 filter를 사용한 영상이다. (그림 1)의 (a)에서 나타나듯이 Roscolux 3202 filter에 의해 장면 전체가 파랑색 조명체의 효과에 영향을 받았다. (그림 1)의 (b) 데이터

분포는 다수의 불변 방향을 따라 나타나는 색차들이 대략 120° 방향으로 나타남을 보인다.

본 논문은 장면에 존재하는 유색 조명체의 효과를 감소시키기 위해 영상 내에 백색패치(white patch)가 존재한다고 가정한다. 표준 조명체가 영상을 조명할 경우, χ -색도 공간에서 백색패치 데이터들의 중앙값(median value)은 원점에 위치하게 된다. 그러나 유색 조명체가 장면을 조명할 경우, 이 중앙값은 원점을 벗어나 유색 조명체의 방향으로 평행 이동하게 된다. 즉, 이 평행 이동거리와 방향으로 인해 획득된 영상은 모든 화소에서 동일한 유색 조명체의 영향과 강도를 포함하게 된다. 그러므로 χ -색도 공간상의 백색패치 데이터들의 중앙값이 원점에 위치될 수 있도록 전체 데이터들을 평행 이동시켜, 영상 전체에 걸친 유색 조명체의 효과를 감소시킨다.

본 논문의 가정을 만족시키지 않는 경우, 제안한 기법의 적용 결과는 영상에 나타나는 가장 밝은 화소의 색을 영상 전체에 걸쳐서 감소시키는 결과를 가져온다. 즉, 모든 화소에서 가장 밝은 화소색의 성분을 감소시킨다. 따라서 풍경 사진 등과 같이 백색패치가 존재치 않으며 유사색으로 구성된 영상에서는 가장 밝은 유사색의 영향이 영상 전체에 대해서 감소되는 반면에 유색 조명체의 영향은 감소되지 못한다.

백색패치가 영상 내 존재하고 유색 조명체에 의해 영향 받았다면, 백색패치의 밝기값이 영상내의 최대 밝기값이 된다. 이러한 특성을 이용하여 백색패치의 위치 즉, 백색패치 데이터들의 중앙값을 결정한다. 우선 영상 화소들의 밝기를 식(3)과 같이 구한다. 그 후, 밝기 최대값이 아닌 잡음을 고려하여 임계치 c_T 를 상위 밝기 1%로 설정하여, 가장 밝은 상위 1%의 밝기 화소 집합 $c_{Brightest}$ 를 식(4)와 같이 구성한다. 그리고 $c_{Brightest}$ 를 χ -색도 공간상으로 변환하여 $\chi_{Brightest}$ 를 생성한다. 여기서, $\chi_{Brightest} = [\chi^1_{Brightest}, \chi^2_{Brightest}]$ 이다.

$$c_{Bright}(x,y) = \frac{c_r(x,y) + c_g(x,y) + c_b(x,y)}{3} \quad (3)$$

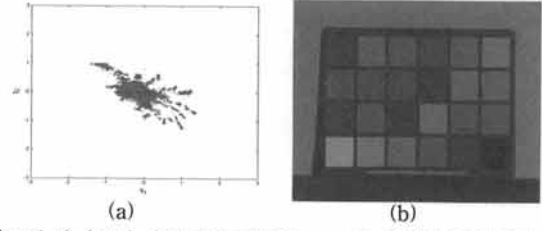
$$c_{Brightest} = \{c_i(x,y) | c_{Bright}(x,y) \geq c_T\} \quad (4)$$

마지막으로, 식(5)와 같이 $\chi_{Brightest}$ 의 중앙값을 계산함으로써 평행이동의 방향과 거리 즉, 백색패치 데이터들의 중앙값 χ_{WP} 의 위치가 계산된다. 여기서, $\mu_{1/2}(x)$ 는 중앙값 함수이다. 평행이동은 식(6)의 χ_{WP} 를 전체 데이터 $\chi_{original}$ 에서 감산시킴으로써 수행된다.

$$\chi_{WP} = [\mu_{1/2}(\chi^1_{Brightest}), \mu_{1/2}(\chi^2_{Brightest})] \quad (5)$$

$$\chi_{Shifted} = \chi_{original} - \chi_{WP} \quad (6)$$

(그림 2)는 중앙값 χ_{WP} 에 의한 평행이동 후의 데이터 분포와 이 평행이동에 의한 RGB영상을 보여준다. (그림 2)의 (b) 영상을 (그림 1)의 (a)인 원 영상과 비교하여 볼 때, 유색 조명체의 효과가 감소되었음을 확인할 수 있다.



(그림 2) (그림 1)의 (a) 영상의 χ_{WP} 를 이용한 평행이동 후의 데이터 분포와 역변환된 RGB 영상

3. 불변 방향 검출

다수의 불변 방향에서 대표성을 지닌 하나의 불변 방향을 검출하기 위해, RGB 영상의 3D 히스토그램에서 최대 빈도수를 가진 bin(bin)을 ROI로 선정하고, 이 ROI의 전방향 프로젝션을 통해 가장 많은 데이터 중복이 일어나는 방향을 불변 방향으로 검출한다.

3.1 3D 히스토그램을 통한 ROI 선정

(그림 1)의 (b)와 (그림 2)의 (a)에서 가상의 선분들이 나타내는 불변 방향은 여러 개 존재하며 서로 겹쳐져서 분포한다. 이러한 다수의 불변 방향의 경우, 모든 가상의 선분들을 분리하여 각기 불변 방향을 검출하고, 이 방향의 직교 방향으로 데이터들을 프로젝션 하여 조명체의 변화에 따른 색차를 감소시켜야 한다. 그러나 이러한 처리 과정은 본 논문에서 선분 분리/분류 기법 등과 같은 많은 오버헤드를 유발한다. 따라서 ROI 선정을 통해 여러 개의 가상 선분 중 대표적인 하나의 가상 선분만을 추출한다. 본 논문의 ROI는 대표성을 고려하여 영상에서 가장 높은 빈도수의 색을 대상으로 한다.

χ -색도 공간에서 동일색들은 조명체의 변화에 따른 색차에 의해 가상의 선분 형태로 나타난다. 그러나 3D 히스토그램에서 이러한 색들은 원래의 물체 표면색 주위에 산포하게 된다. 따라서 3D 히스토그램에서 원 표면색과 그 주위에 산포한 유사색을 ROI로 선정함으로써, χ -색도 공간상의 대표적인 가상 선분을 용이하게 추출할 수 있다. 이때, 3D 히스토그램을 구성하는 bin의 개수에 따라 가상 선분의 추출 범위와 정확도가 결정된다. bin의 개수가 많을수록 세밀한 가상 선분의 구별과 검출 대상 데이터들의 축소가 가능하지만, 불변 방향의 오검출 가능성도 함께 높아진다. 제안한 기법에서는 각 채널당 10개의 bin으로 설정한다.

본 논문에서 대표성을 지니는 불변 방향의 ROI는 3D 히스토그램에서 최대의 빈도수를 가진 bin으로 선정한다. 이는 최대의 빈도수를 가진 bin 안의 색들이 가장 많은 중복성을 가져 대표성을 가지며 신뢰성이 높기 때문이다. 우선, 영상을 n 개의 bin(bin)으로 구성된 3D 히스토그램 상에 표현한다. 그리고 식(7)과 같이 각 채널상의 최대 bin들의 교집합을 구해 $bin_{Selected}$ 을 선택한다. 그리고 식(8)과 같이 검출 대상이 되는 ROI를 선정한다. 여기서, $bins_{max}^r$ 은 r 채널상의 히스토그램에서 최대 빈도수를 가진 bin들의 집합을 의미한다.

$$bin_{Selected} = bins_{max}^r \cap bins_{max}^g \cap bins_{max}^b \quad (7)$$

$$\chi_{Extracted} = \{\chi_{Sifted}(x,y) | c(x,y) \in bin_{Selected}\} \quad (8)$$

3.2 전방향 프로젝션을 통한 불변 방향 검출

프로젝션된 길이를 통해 불변 방향을 검출하는 기법은 고유벡터 기법과 유사하게 프로젝트된 결과 내의 중복 빈도수를 고려하지 않아 오검출 가능성을 내포한다. 이를 방지하기 위해, 본 논문은 방향별로 프로젝트된 히스토그램에서 데이터가 존재하는 빈(bin)의 개수를 확인하여, 빈의 개수가 가장 적은 방향을 불변 방향으로 검출한다. 이는 데이터가 존재하는 빈의 개수가 적을수록 더 많은 프로젝트된 데이터들의 중복이 발생하기 때문이다.

프로젝션을 수행하기 전, 검출 성능에 많은 영향을 끼치는 빈의 크기 또한 고려되어야 한다. 빈의 크기가 작을수록 프로젝트된 데이터의 세밀한 구별이 가능하지만, 처리시간이 기하급수적으로 증가하기 때문이다. 제안한 기법에서는 0.0001 크기의 빈(bin)을 사용하여 불변 방향을 검출한다.

프로젝션은 $0^\circ \leq \theta < 180^\circ$ 사이의 1° 마다, ROI로 선정된 $\chi_{Extracted} = [\chi_1, \chi_2]$ 를 사용하여, 식(9)와 같이 수행한다. 그 후, 식(9)에 의해 프로젝트된 값들을 m 개의 빈들로 구성된 히스토그램 $H(\theta)$ 로 나타내고, 식(10)과 같이 빈 안에 데이터가 존재하는 $H_k(\theta)$ 들을 가진 집합 $G(\theta)$ 를 구한다. 여기서, $1 \leq k \leq m$ 이며, n_k 는 k 번째 빈에 프로젝트된 데이터들의 수이다.

$$g(\theta) = \chi_1 \cos \theta + \chi_2 \sin \theta \quad (9)$$

$$G(\theta) = \{H_k(\theta) | H_k(\theta) = n_k, n_k \neq 0\} \quad (10)$$

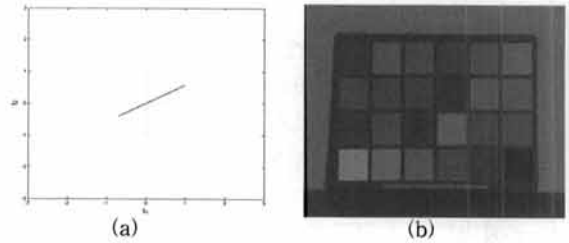
프로젝션된 데이터가 존재하는 $H_k(\theta)$ 들이 결정되었다면, 최종 식(11)과 같이 $N(x)$ 를 사용하여 $H_k(\theta)$ 의 개수를 계산하고, 가장 적은 개수를 가지는 방향 θ 를 불변방향으로 검출한다.

$$\theta'_{min} = \operatorname{argmin}_{\theta} N(G(\theta)) \quad (11)$$

(그림 3)은 선정된 ROI를 기반으로 전방향 프로젝션을 통해 검출된 불변 방향의 프로젝트된 결과와 본질 영상을 나타낸다. 검출된 불변 방향의 직교방향으로 데이터들을 프로젝트시킴으로서 조명체의 변화에 따른 색차가 감소되었음을 (그림 3)의 (b)의 각 패치에서 확인할 수 있다. 본질 영상은 (그림 3)의 (a)와 같은 직교방향으로의 프로젝트 후, χ -색도 역변환, 정규화 그리고 원 영상의 루미넌스 복사 과정을 거쳐 획득된다.

4. 실험 결과 및 고찰

실험 영상인 데이터집합은 Barnard 등[15]에 의해 생성되었지만, Ebner가 제안한 평가방법[3, 16]을 위해 정렬(image alignment)된 데이터집합을 사용하였다. 데이터집합은 각각 램버트 데이터집합(minimal specularity), 부전도 데이터집합(dielectric specularity), 금속 데이터집합(metallic specularity),



(그림 3) 제안한 기법에 의한 (그림 2)의 (a)의 프로젝트 결과와 역변환 과정을 통해 획득된 본질 영상

형광 데이터집합(fluorescent surface)로 총 510개 영상들로 구성되며 동일 카메라를 통해 획득되었다. 또한, 각 데이터 집합은 다수의 장면들로 구성되고, 각 장면들은 대표적인 11개의 광원에 의해 동일한 장면에서 획득된 영상들로 구성된다. Ebner는 하위 픽셀 정렬(subpixel accuracy)을 사용하여 데이터집합을 정렬하였고, 알고리즘 처리 시간을 단축하기 위해 영상들을 1/4로 다운샘플링 하였다.

실험에서 χ -색도 공간상으로의 변환은 Finlayson 등[7]이 사용한 기법을 활용하였으며, 본질 영상 획득을 위해 Drew 등[8]이 제안한 기법을 활용하였다. 불변 방향의 검출 성능을 평가하기 위해 본 논문에서는 불변 방향의 표준편차를 사용하였다. 이는 영상을 촬영한 카메라에 따라 불변 방향이 다르게 나타나, 성능 평가 기준으로 불변 방향 검출의 정확도를 사용할 수 없기 때문이다. 또한 제안한 기법의 색향등성 평가를 위해 식(12)~(14)와 같이 Ebner가 제안한 향등성 측도, 색공간 측도, 색향등성 측도를 통해 엔트로피 기법과 제안한 기법을 비교 및 분석하였다. 객관적인 평가를 위해 Ebner가 평가한 InI 기법에 해당하는 엔트로피 기법을 본 논문과의 성능 비교 대상으로 선정하였다.

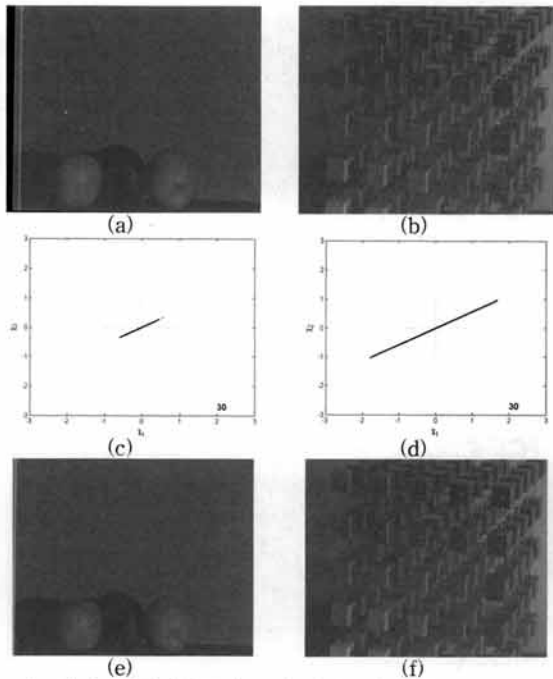
$$\bar{\sigma}_c = \frac{1}{3MN} \sum_{i \in \{r,g,b\}} \sum_{x,y} \sigma_i(x,y) \quad (12)$$

$$\bar{\sigma}_s = \frac{1}{3} \sum_{i \in \{r,g,b\}} \sigma_i \quad (13)$$

$$m = \frac{\bar{\sigma}_s}{\bar{\sigma}_c} \quad (14)$$

식(12)~(14)에서, $\sigma_i(x,y)$ 는 장면에서 존재하는 영상들의 i 채널에 대한 위치 (x,y) 에서의 표준편차이고, M,N 은 영상의 가로와 세로의 크기, $\bar{\sigma}_c$ 는 향등성 측도이다. 또한, σ_i 는 영상의 채널별 표준편차이며, $\bar{\sigma}_s$ 는 색공간 측도이다. 그리고 m 은 색향등성 측도이다. 이상적인 색향등성 알고리즘의 경우, 동일한 장면에 대한 향등성 측도 $\bar{\sigma}_c$ 는 0이며, 색공간 측도 $\bar{\sigma}_s$ 는 1이다. 즉, 식(12)의 향등성 측도값은 작을수록, 식(13)의 색공간 측도값은 클수록 좋은 성능을 의미한다. 따라서 식(14)의 색향등성 측도 m 은 수치가 클수록 좋은 성능을 나타낸다.

(그림 4)의 (a)와 (b)는 데이터집합에서 선택한 예제 영상들, (c)와 (d)는 제안한 기법에 의한 (a)와 (b)의 프로젝트 결과들, 그리고 (e)와 (f)는 (c)와 (d)에 의한 (a)와 (b)의 본



(그림 4) 예제 영상들의 본질 영상 : (a) 사과 영상, (b) 큐브 영상, (c) 제안한 기법에 의한 (a)의 프로젝션 결과, (d) 제안한 기법에 의한 (b)의 프로젝션 결과, (e) (c)에 의한 (a)의 본질 영상, (f) (d)에 의한 (b)의 본질 영상

질 영상들이다. (a)와 (b)는 동일한 카메라로 촬영되어졌기 때문에, 대표적인 불변 방향이 대략 120°로 나타났다. (e)에서 나타나듯이 유색 조명체의 효과 감소 과정을 통해 장면 전체의 유색 조명체가 감소되었으며, 사과 부분의 색차가 감소되어 동일한 색으로 나타났다. (f)에서도 각각의 큐브들에 존재했던 색차가 감소되었다. 그러나 유색 조명체 효과의 감소 과정을 통해 배경색과 동일한 노란색이 각각의 큐브들에서 감소되었다.

<표 1> 불변 방향의 표준편차

Techniques Data Sets	Entropy Minimization	Proposed Algorithm
Minimal specularity	36.649	30.199
Dielectric specularity	30.896	19.437
Metallic specularity	44.704	32.260
Fluorescent surface	61.271	33.551

<표 1>은 엔트로피 기법과 제안한 기법에 대한 불변 방향의 표준편차를 나타낸다. 이 표에서 엔트로피 기법이 데이터집합별로 큰 편차를 보이는 반면, 제안한 기법은 모든 데이터집합에서 엔트로피 기법보다 표준편차가 낮았다. 이는 물체 표면의 반사 속성과 형광성 표면에 관계없이 불변 방향이 일정하게 검출됨을 의미한다. 특히, 제안한 기법은 램버트 데이터집합과 부전도 데이터집합에서 불변 방향의 표준편차가 낮았다. 이는 본 논문이 확산반사가 일어나는 영상에서 높은 성능을 나타낸다는 것을 의미한다. 또한 정반사가 일어나는 금속 데이터집합과 형광성 표면이 존재하는 형광 데이터집합도 기존 방법에 비해 높은 일관성을 보였지만, <표 4>의 색향등성 측도를 함께 고려해 볼 때 정확한 불변 방향을 검출하였다고 보기 어렵다.

<표 2> 향등성 측도(표준편차)

Techniques Data Sets	Entropy Minimization	Proposed Algorithm
Minimal specularity	0.083	0.031
Dielectric specularity	0.087	0.035
Metallic specularity	0.097	0.057
Fluorescent surface	0.087	0.063

<표 3> 색공간 측도(표준편차)

Techniques Data Sets	Entropy Minimization	Proposed Algorithm
Minimal specularity	0.066	0.059
Dielectric specularity	0.068	0.069
Metallic specularity	0.084	0.083
Fluorescent surface	0.084	0.082

<표 4> 색향등성 측도(색공간/향등성)

Techniques Data Sets	Entropy Minimization	Proposed Algorithm
Minimal specularity	0.786	1.898
Dielectric specularity	0.781	1.941
Metallic specularity	0.866	1.474
Fluorescent surface	0.967	1.286

<표 2, 3, 4>는 색향등성의 성능 비교 결과들이다. <표 2>에서 제안한 기법은 엔트로피 기법에 비해 모든 데이터 집합에서 낮은 표준편차를 보여 영상이 일정한 색으로 나타남을 보여준다. 특히, 램버트 데이터집합과 부전도 데이터집합에서 표준편차가 낮은 것은 제안한 기법이 물체 표면의 반사 속성이 거의 존재하지 않는 경우에 잘 동작한다는 것을 의미한다. 이에 반해, 금속 데이터집합과 형광 데이터집합의 표준편차는 다른 두 데이터집합에 비해 높아 일정한 색을 유지하지 못함을 나타냈다. 특히 본 논문은 형광성 표면을 포함하는 영상에 취약한 것으로 나타났다.

색공간 측도인 <표 3>에 나타나듯이 본 논문의 기법은 모든 데이터집합에서 엔트로피 기법과 유사한 색공간의 크기를 사용하였지만, 램버트 데이터집합, 금속 데이터집합 그리고 형광 데이터집합에서 표준편차가 작아 기존 엔트로피 기법보다 작은 색공간을 사용하였다. 이는 본질 영상의 획득을 위한 계조 영상 생성 과정에서 불변 방향에 따른 직교 방향으로의 프로젝션이 영상들의 색공간을 좁은 공간으로 제한하였기 때문이다.

<표 4>는 향등성 측도와 색공간 측도에 기반한 색향등성 측도이다. 수치적으로 볼 때, 제안한 기법은 색향등성 측도에서 엔트로피 기법보다 약 2배 높은 성능을 보였다. 또한 램버트 데이터집합과 부전도 데이터집합에서 기존 기법보다 높아 확산반사가 발생하는 영상에 적합하였다. 그러나 다른 데이터집합에 비해 금속 데이터집합과 형광 데이터집합에서 성능이 낮아, 제안한 기법이 물체 표면의 반사 속성으로 인한 하이라이트 등의 효과를 완벽히 감소시키지 못하는 것으로 나타났다. 색향등성 측도에서 제안한 기법은 엔트로피 기법에 비해 램버트 데이터집합에서 241%, 부전도 데이터집합에서 249%, 금속 데이터집합에서 170%, 그리고 형광 데이터집합에서 133%가 개선되었다.

5. 결 론

본 논문에서는 백색패치의 평행이동과 ROI의 전방향 프로젝트션을 통해 불변 방향을 검출하는 본질 영상 획득 기법을 제안하였다. 이를 위해, χ -색도 공간에서 백색패치를 통해 유색 조명체의 효과를 감소시켰고, 3D 히스토그램에서 최대 빈도수를 가지는 빈을 ROI로 선정하였다. 또한 선정된 ROI의 전방향 프로젝트션을 통해 다수의 불변 방향에서 대표성을 지니는 하나의 불변 방향을 검출하였고, 이 방향의 직교 방향으로 데이터들을 프로젝트션 시키고 RGB 영상으로 역변환 하여 본질 영상을 획득하였다.

실험 결과, 제안한 기법은 모든 데이터집합에서 엔트로피 기법보다 높은 성능을 나타냈다. 특히 확산반사가 나타나는 램버트 데이터집합과 부전도 데이터집합에서 가장 좋은 성능을 나타냈다. 그러나 제안한 기법은 금속 데이터집합과 형광 데이터집합에서 낮은 색 항등성을 보여, 거울 반사와 같은 표면 반사 속성, 형광성 표면 그리고 질은 그림자를 포함하는 영상들에 적합하지 않은 것으로 나타났다. 또한 유색 조명체 효과의 감소를 위해 사용한 백색패치의 가정을 만족하지 못하는 영상들에서 가장 밝은 색이 감소되는 문제점을 가졌다. 이러한 점들은 향후 연구에서 개선되어야 한다.

참 고 문 헌

[1] S. Zeki, 'A Vision of the Brain', Oxford, Blackwell Science, 1993.
 [2] M. Ebner, "A parallel algorithm for color constancy," Journal of Parallel and Distributed Computing, Vol.64, No.1, pp.79-88, 2004.
 [3] M. Ebner, 'Color Constancy', WILEY, 2007.
 [4] J. P. Renno, D. Makris, T. Ellis, and G. A. Jones, "Application and Evaluation of Colour Constancy in Visual Surveillance," Proceedings of the 14th International Conference on Computer Communications and Networks, pp.301-308, 2005.
 [5] S. D. Hordley, "Scene Illuminant Estimation: Past, Present, and Future," Color Research and Application, Vol.31, No.4, pp.303-314, August, 2006.
 [6] G. D. Finlayson and S. D. Hordley, "Color constancy at a pixel," Journal of the Optical Society of America, Vol.18, No.2, pp.253-264, 2001.
 [7] G. D. Finlayson, M. S. Drew and C. Lu, "Intrinsic images by entropy minimization," Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision, Part III, Prague, pp.582-595, 2004.
 [8] M. S. Drew, G. D. Finlayson, and S. D. Hordley, "Recovery of chromaticity image free from shadows via illumination invariance," ICCV'03 Workshop on Color and Photometric Methods in Computer Vision, Nice, pp.32-39, 2003.
 [9] M. F. Tappen, W. T. Freeman, and E. H. Adelson, "Recovering Intrinsic images from a single image," Technical Report AI Memo 2002-015, MIT, Artificial Intelligence Laboratory, 2002.
 [10] He Qiang and Henry Chu Chee-Hung, "Recovering Intrinsic images from Weighted Edge Maps," Second International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, pp.159-162, 2006.
 [11] M. Ebner, "Evolving color constancy," Special Issue on Evolutionary Computer Vision and Image Understanding of Pattern Recognition Letters, Vol.27, No.11, pp.1220-1229, 2006.
 [12] H. Haken and H. C. Wolf, "Atom- und Quantenphysik: Einführung in die Experimentellen und Theoretischen Grundlagen," vierte edn, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 1990.
 [13] B. Jähne, Digitale Bildverarbeitung, fifth edn, Springer-Verlag, Berlin, 2002.

[14] G. D. Finlayson and M. S. Drew, "4-Sensor Camera Calibration for Image Representation Invariant to Shading, Shadows, Lighting, and Specularities," Proceedings of the Eighth IEEE International Conference on Computer Vision, Vol.2, pp.473-480, 2001.
 [15] K. Barnard, L. Martin, B. Funt and A. Coath, "A data set for color research," Color Research and Applications, Vol.27, No.3, pp.148-152, 2002.
 [16] M. Ebner, "Color Constancy Based on Local Space Average Color," Machine Vision and Applications, Vol.11, No.5, pp.283-301, July, 2009.



김 달 현

e-mail : wjdxo041@cbnu.ac.kr
 2007년 충북대학교 전전컴퓨터공학전공 졸업(공학사)
 2009년 충북대학교 컴퓨터공학과 졸업 (공학석사)
 2009년~현 재 충북대학교 컴퓨터공학과 박사과정

관심분야: 색 항등성, 컴퓨터비전, 객체인식 등



황 동 국

e-mail : dgh@cbnu.ac.kr
 1998년 충북대학교 컴퓨터공학과 졸업(학사)
 2000년 충북대학교 대학원 컴퓨터공학과 (공학석사)
 2010년 충북대학교 대학원 컴퓨터공학과 (공학박사)

관심분야: 색 항등성, 시각시스템, 객체인식 등



이 우 램

e-mail : ninayosi@nate.com
 2003년 충북대학교 컴퓨터공학과 졸업 (공학사)
 2005년 충북대학교 컴퓨터공학과 졸업 (공학석사)
 2009년~현 재 충북대학교 컴퓨터공학과 박사과정

관심분야: 색 항등성, 얼굴 검출, 컴퓨터 비전 등



전 병 민

e-mail : bmjun@cbnu.ac.kr
 1976년 한국항공대학교 전자공학과 졸업 (공학사)
 1979년 연세대학교 전자공학과 졸업 (공학석사)
 1988년 연세대학교 전자공학과 졸업 (공학박사)

1986년~현 재 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수
 1997년~현 재 컴퓨터정보통신연구소 연구원
 관심분야: 디지털 신호처리, 영상처리, 컴퓨터 비전 등