

물체 표면 반사를 이용한 영상의 광원 추정

*장 현 희, *안 강 식, **안 명 석, *조 석 제
*한국해양대학교 제어계측공학과, **컴퓨터공학과,

Image Illumination Estimation Using Surface Reflectance

Hyun-Hee Jang, Kang-Sik Ahn, Myung-Seok An and Seok-Je Cho
Dept. Control & Instrumentation, Korea Maritime University
E-mail : jang0407@ce.kmaritime.ac.kr

Abstract

This paper proposes an improved image illumination estimation method based on the conventional color constancy algorithm. The most important process of color constancy algorithm is the estimation of the spectral distributions of illuminant of an input image. To estimate of the spectral distributions of illuminant of an input image, we use the brightest pixel values and the values of surface reflectance of an input image using a principal component analysis of the given munsell chips. We estimate a CIE tristimulus values of an input image using the estimated spectral distribution of illuminant and recover an image by scaling it regularity. From the experimental results, the proposed method was effective in estimating the image illumination

변하지 않는 것을 칼라 항상성(color constancy)이라고 한다[2]. 칼라 항상성을 위해 인간의 시각 체계를 모방하여 부분적으로 주위의 빛을 상쇄시키고 표면색을 추정하는 것을 칼라 항상성 모델이라고 한다[3,4]. 기존 칼라 항상성 알고리즘은 von Kries 계수 방법, Retinex 이론 그리고 Maximum-Spectral-Value 방법 등이 있다[1,2,6].

본 논문은 Cheng 등에 의해 제안된 광원과 물체 표면 반사(surface reflectance)를 기반으로 한 칼라 항상성 선형 모델을 이용한다. 그리고 선형 모델에서 생기는 문제점을 해결하기 위해서 항상된 칼라 항상성 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘을 통해 기존 선형 모델에서 복원한 칼라 영상과 제안된 알고리즘으로 복원한 칼라 영상을 비교하여 제안된 칼라 영상 복원 방법의 우수함을 확인하였다.

I. 서론

인간의 눈은 광원(illuminant)의 변화가 크게 변하더라도 물체의 칼라를 비슷하게 인지할 수 있다. 그러나 카메라는 인간의 눈이 가지고 있는 적응 메카니즘(adaptation mechanism)이 없기 때문에 광원의 변화에 따라 인지하는 칼라가 달라진다[1]. 여기서 인간의 눈과 같이 광원의 종류에 관계없이 물체의 칼라 현상이

II. 기존 칼라 항상성 알고리즘

칼라 항상성 모델에 대한 기존 칼라 항상성 알고리즘으로는 von Kries 계수 방법, Retinex 이론 그리고 Maximum-Spectral-Value 등이 있다. von Kries 계수 방법은 CIE 3자극치를 추상체 응답(cone responses)으로 변환한 후 각 채널의 칼라 값을 일정하게 스케일링한다. 이 방법은 다른 칼라 항상성 모델의 기초가 된다[2]. E. Land 등에 의하여 제안된 Retinex 이론은 칼라

라 각 채널의 값을 서로 독립적으로 고려한다. 그리고 광원의 효과를 배제한 칼라 각 채널의 값을 칼라 각 채널의 평균으로 나누어 구한다[5]. 하지만 이 방법은 영상에 대한 다른 화소 영향이 크기 때문에 칼라 항상성 알고리즘으로 적합하지 않다[6]. Maximum-Spectral-Value는 광원, 물체 표면 반사 그리고 센서의 민감도 함수를 이용한 선형 모델에 의한 방법이다[1]. 이 모델은 물체 표면 반사를 구하기 위해 영상의 백색점에 해당하는 CIE 3자극치를 이용하고, 구해진 물체 표면 반사를 통해서 광원을 추정한다. 그러나 이 방법은 영상의 백색점에 해당하는 화소의 값을 이용해 물체 표면 반사를 추정하기 때문에 영상에 백색점이 없는 경우에는 광원 추정이 제대로 되지 않는다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 영상에서 가장 밝은 화소로 물체 표면 반사를 추정하고 이를 이용해서 광원을 추정하는 방법을 제안한다.

III. 제안된 칼라 항상성 알고리즘

제안된 칼라 항상성 알고리즘은 기존의 선형 모델을 사용하며, 반사광의 분광 분포는 영상에서 가장 밝은 화소의 CIELAB 값과 가장 유사한 값을 1250개의 문셀 조각에서 추정한다. 그리고 물체 표면 반사를 추정하기 위해서 영상의 백색점에 해당하는 화소의 CIE 3자극치를 이용하지 않고 영상에서 가장 밝은 화소의 RGB 각 채널 값 중에서 가장 큰 값을 RGB 각 채널 값으로 대체한다. 이를 CIE 3자극치로 변환하여 이용하고, 반사광의 분광 분포와 물체 표면 반사를 이용하여 광원을 추정한다.

3.1 선형 모델

칼라 영상은 반사광의 분광 분포와 센서의 민감도 함수를 이용한 선형 모델로 표현할 수 있다. 먼저 반사광의 분광 분포 $L(\lambda)$ 는 식 (1)과 같이 광원 분광 분포 $E(\lambda)$ 와 물체 표면 반사 $R(\lambda)$ 의 곱으로 나타난다.

$$L(\lambda) = E(\lambda)R(\lambda) \quad (1)$$

$E(\lambda)$ 와 $R(\lambda)$ 를 기저 함수 $E_i(\lambda)$, $R_j(\lambda)$ 와 가중치 e_i , r_j 로 표현하면 식 (1)은 식 (2)와 같이 표현한다[7].

$$L(\lambda) = \left[\sum_{i=1}^m e_i E_i(\lambda) \right] \left[\sum_{j=1}^n r_j R_j(\lambda) \right] \quad (2)$$

여기서, m 과 n 은 기저 함수의 개수이다. 만약, 시각 시스템에 k 개의 수광체가 있다면, 각 수광체의 응답 q_k 는 식 (3)과 같다.

$$q_k = \int Q_k(\lambda) L(\lambda) d\lambda \quad (3)$$

$$= \int Q_k(\lambda) \left[\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n e_i r_j E_i(\lambda) R_j(\lambda) \right] d\lambda$$

여기서 k 는 수광체의 개수이고, $Q_k(\lambda)$ 는 1931 CIE 표준 관측자의 칼라 매칭함수이다. $E(\lambda)$ 를 알고 있다면 q_k 는 식 (4)와 같다.

$$q_k = \int Q_k(\lambda) E(\lambda) \left[\sum_{j=1}^n r_j R_j(\lambda) \right] d\lambda \quad (4)$$

수광체의 개수가 세 개라면, k 는 3이 되고, 이 선형 모델을 풀기 위해서 m 과 n 도 3이 된다[6]. 식 (4)를 행렬로 나타내면 식 (5)와 같다.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서, 식 (5)는 $q = Br$ 로 나타낼 수 있다. 행렬 B 는 임의의 광원에서 얻어진 변환행렬이며 요소 b_{kj} 는 $\int Q_k(\lambda) E(\lambda) R_j(\lambda) d\lambda$ 이다. 만약, 원래 광원에서 얻은 변환행렬을 B_{ill} , q_k 를 q_{ill} 로 나타내면, CIE 표준광원 D_{65} 에서의 영상의 $q_{D_{65}}$ 는 식 (6)을 이용하여 구할 수 있다.

$$q_{D_{65}} = B_{D_{65}} r = (B_{D_{65}} B_{ill}^{-1}) q_{ill} \quad (6)$$

여기서, $B_{D_{65}}$ 는 D_{65} 광원에서 얻은 변환행렬이다. 결국 선형 모델에서 가장 중요한 것은 영상의 광원 $E(\lambda)$ 를 추정하는 것이다. 광원은 영상에서 반사광의 분광 분포와 물체 표면 반사를 추정된 후 반사광의 분광 분포를 물체 표면 반사로 나누어 추정한다.

3.2 반사광의 분광 분포 $\hat{L}_{max}(\lambda)$ 추정

반사광의 분광 분포 $\hat{L}_{max}(\lambda)$ 는 영상에서 가장 밝은 화소의 CIELAB 칼라 값과 가장 유사한 1250개의 문셀 조각의 CIELAB 칼라 값이다. 반사광의 분광 분포는 식 (7)를 통하여 구할 수 있다.

$$\hat{L}_{max}(\lambda) = \min(d_{si}, d_{sj}) \quad (7)$$

$$1 \leq i, j \leq 1250, i \neq j$$

여기서 d_{sm} 은 영상에서 가장 밝은 화소의 CIELAB 각 채널의 칼라 값과 1250개의 문셀 조각의 CIELAB 각 채널의 칼라 값의 거리이다.

3.3 물체 표면 반사 $R(\lambda)$ 추정

영상에서 가장 밝은 화소의 물체 표면 반사는 식 (8)과 같다.

$$R_{max}(\lambda) = \frac{L_{max}(\lambda)}{E_{used}(\lambda)} \quad (8)$$

여기서, $L_{max}(\lambda)$ 는 PCA(Principal Component Analysis)를 이용하여 추정된 기저 함수와 가중치로 나타나는 반사광의 분광 분포이며, $R_{max}(\lambda)$ 는 여기에 대응하는 물체 표면 반사, 그리고 $E_{used}(\lambda)$ 는 문셀 조각의 분광 측정시 사용한 광원이다. $L_{max}(\lambda)$ 를 추정하는 과정은 다음과 같다. 먼저 반사광의 분광 분포 $L(\lambda)$ 는 식 (9)와 같이 표현할 수 있다.

$$L(\lambda) = \sum_{h=1}^m l_h L_h(\lambda) \quad (9)$$

여기서, l_h 는 기저 함수 $L_h(\lambda)$ 의 가중치이며, m 는 기저 함수의 개수이다. 1250개의 문셀 조각에서, 고유값과 기저 함수는 PCA를 이용하여 구할 수 있다. 그리고, 고유값이 큰 처음 세 개의 기저 함수만으로도 일정한 가중치를 곱해 주면 대부분의 $L(\lambda)$ 를 추정할 수 있다. 기저 함수와 고유값을 구하는 과정은 식 (10)과 같다.

$$MM^T I_h = \lambda_h I_h, \quad h=1, 2, \dots, 61 \quad (10)$$

여기서, M 은 1250개의 문셀 조각의 파장을 61개로 양자화한 행렬이며 λ_h 는 고유값이다. I_h 는 기저 함수로 식 (11)과 같다.

$$I_h = [L_h(\lambda_1) \ L_h(\lambda_2) \ \dots \ L_h(\lambda_{61})]^T \quad (11)$$

식 (9)과 (10)를 이용하여 구한 기저 함수를 이용하면 수광체의 응답 q_k 는 식 (12)와 같이 표현할 수 있다.

$$q_k = \sum_{h=1}^3 [l_h \int Q_k(\lambda) L_h(\lambda) d\lambda] \quad (12)$$

여기서, 식 (12)을 식 (5)처럼 표현하게 되면 $q = CI$, $I = C^{-1}q$ 이다. I 은 $[l_1 \ l_2 \ l_3]$ 이고, 변환 행렬 C 의 요소 c_{kh} 는 $\int Q_k(\lambda) L_h(\lambda) d\lambda$ 이다. $Q_k(\lambda)$ 와 $L_h(\lambda)$ 는 알고 있는 값이므로 가중치 l 을 추정하기 위해서는 CIE 3자극치인 q 의 값을 알아야 한다. 본 논문에서는 영상의 가장 밝은 화소의 값을 이용하여 q 를 추정한다. 먼저 영상에서 가장 밝은 화소에서의 RGB 각 채널의 값 중에서 가장 큰 값 rgb_{max} 을 식 (13)을 이용하여 구한다.

$$rgb_{max} = \max\{R_n(x, y), G_n(x, y), B_n(x, y)\} \quad (13)$$

여기서, $R_n(x, y)$, $G_n(x, y)$ 그리고 $B_n(x, y)$ 는 가장 밝은 화소의 좌표 (x, y) 에서 정규화된 RGB 각 채널의 값이다. 구해진 rgb_{max} 값을 CIE 3자극치로 변환하면 q 는 식 (14)와 같이 표현된다.

$$q = [0.95 \times rgb_{max} \quad 1.001 \times rgb_{max} \quad 1.089 \times rgb_{max}]^T \quad (14)$$

이를 이용하여 반사광의 분광 분포 $L_{max}(\lambda)$ 의 가중치 l_h 를 구하고, 기저 함수 $L_h(\lambda)$ 와 가중치 l_h 로부터 반사광의 분광 분포 $L_{max}(\lambda)$ 를 추정한다. 전체 흐름도는 그림 1과 같다.

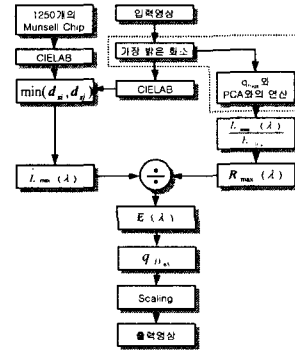


그림 1. 전체 흐름도

IV. 실험 및 고찰

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 본 논문에서는 1250개 문셀 조각의 반사광의 분광 분포 $L(\lambda)$ 와 각 광원에서 얻은 영상을 이용하여 실험하였다[8]. 1250개 문셀 조각의 $L(\lambda)$ 는 400nm에서 700nm까지 5nm의 간격으로 양자화되어 있다. 그림 2는 1250개 문셀 조각의 주요성분(Principal components) 중에서 처음 세 개의 값을 나타낸다. 그림 3과 4는 원 영상과 각각의 광원에서 얻어진 영상이다. 그림 5는 Cheng 등의 칼라 항상성 알고리즘으로 복원된 영상으로 대체로 밝게 나타나는 경향이 있다. 특히 영상에 백색점이 존재하지 않아 고유의 물체색과 광원을 제대로 찾지 못한 A 광원과 Green 광원에서 원 영상과 다르게 붙어지는 경향이 있다. 그림 6은 제안된 알고리즘으로 복원된 영상으로 그림 5와 비교해 볼 때 영상이 향상되어 복원되며 영상이 붙어지는 현상도 없어진다. 이는 영상에 존재하는 가장 밝은 화소에서 $E(\lambda)$ 를 추정하였기 때문이다. 표 1은 CIELAB 좌표계에서 원 영상과 결과 영상의 칼라 차이를 나타낸다. 제안한 방법으로 복원한 영상이 칼라 차이가 더 작다는 걸 알 수 있다.

표 1. 원 영상과 결과 영상의 칼라 차이

	Cheng 방법	제안한 방법
A 광원	22.0259	13.1303
Green 광원	17.1794	7.7705

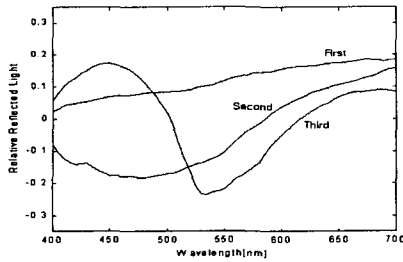


그림 2. 문셀 조각의 주요 성분



그림 3. 원 영상



(a) A 광원



(b) Green 광원

그림 4. 각각의 광원에서 얻어진 영상



(c) A 광원



(d) Green 광원

그림 5. Cheng의 방법으로 복원한 영상



(e) A 광원



(f) Green 광원

그림 6. 제안한 방법으로 복원한 영상

V. 결론

본 논문에서는 기존의 칼라 항상성 알고리즘을 보다

정확히 항상시킨 방법을 제안하였다. 이 방법은 영상에서 가장 밝은 화소의 RGB 각 채널의 칼라 값을 이용하여 물체 표면 반사를 구한다. 그리고 반사광의 분광 분포를 추정하고 이를 이용하여 영상에서의 광원을 추정한다. 이렇게 추정된 광원을 통해 영상을 복원한 결과 영상에 백색점이 포함되지 않은 경우에도 영상 복원이 제대로 이루어짐을 알 수 있다.

참고 문헌

- [1] F. H. Cheng, "Recovering colors in an image with chromatic illuminant," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 7, No. 11, pp.1524-1533, Nov. 1998.
- [2] M. D. Fairchild, *Color Appearance Models*, Addison-Wesley, 1997.
- [3] Jeong Hoon Lee, Cheol Hee Lee, and Young Ho Ha, "Estimation of Spectral Distribution of Illumination Using Maximum Achromatic Region," *International Symposium on Multispectral Imaging and Color Reproduction for Digital Archives*, pp. 92-97, Chiba, Japan, Oct. 1999.
- [4] Jeong Hoon Lee, Cheol Hee Lee, Ho Young Lee, and Young Ho Ha, "Effective Illumination Estimation and Color Recovery," *Proc. of the 1999 Korean Signal Processing Conf. Pohang, Korea*, pp. 675-678, Oct. 1999.
- [5] E. H. Land and J. J. McCann, "Lightness and retinex theory," *JOSA*, Vol. 61, pp. 1-11, Jan. 1971.
- [6] D. H. Brainard and B. A. Wandell, "Analysis of the retinex theory of color vision," *JOSA. A*, Vol. 3, No. 10, pp. 1651-1661, Oct. 1986.
- [7] L. T. Maloney and B. A. Wandell, "Color Constancy : A method for recovering surface spectral reflectance," *JOSA, A*, Vol. 3, No. 1, pp. 29-33, Jan. 1986.
- [8] F. W. Billmeyer, *Principles of Color Technology*, John Wiley & Sons, 1981.