

영상의 광원 추정을 이용한 칼라 영상 복원

안 강 식 · 안 명 석 · 조 석 재

한국해양대학교 제어계측공학과

Color Image Recovery using Image Illumination Estimation

Kang-Sik Ahn · Myung-Seok An · Seok-Je Cho

Dept. Control & Instrumentation in Korea Maritime University

E-mail : morssola@ce.kmaritime.ac.kr

요약

본 논문에서는 기존의 칼라 항상성(color constancy) 알고리즘을 기반으로 한 새로운 영상 복원 방법을 제안한다. 이 방법은 인간의 시각 특성을 선형 모델로 표현한 칼라 항상성 모델을 이용한다.

칼라 항상성 모델에서 가장 중요한 과정은 영상의 광원을 추정하는 것이다. 이를 위하여 영상에서 명도 값이 가장 큰 화소의 값을 이용하여, 이 값을 각 수광체(photoreceptor)의 응답으로 대체한다. 추정된 광원을 이용하여 만들어진 영상을 일정한 비율로 스케일링하여 영상을 복원한다. 실험을 통하여 제안한 방법으로 영상 복원이 잘 됨을 알 수 있었다.

I. 서론

칼라 항상성이란 광원의 종류에 관계없이 물체의 칼라 현상이 변하지 않는 것을 말한다^[1]. 인간의 시각 특성을 이용하여 부분적으로 주위의 빛을 상쇄시켜 물체 고유색을 추정하는 것을 칼라 항상성 모델이라 한다^[1].

von Kries는 각 수광체의 응답을 선형으로 스케일링하는 선형 모델을 제안했다^[1]. Land 등은 이 모델을 향상시켜 retinex 이론을 제안했다^[2]. 이는 각 수광체의 평균값을 영상에 적용하여 물체 고유색을 추정하는 방법이다. 그러나 이 방법은 영상의 다른 화소의 영향이 크기 때문에 칼라 항상성을 표현한 선형 모델에 적합하지 않다^[3].

최근의 연구에서 광원 분포 함수와 물체 표면 반사 함수를 기반으로 하여 칼라 항상성을 표현한 선형 모델이 이용되었다^[4-6]. Cheng은 이 모델을 이용하여 각 수광체의 응답을 CIE 3자극 치의 최대값으로 하는 칼라 항상성 알고리즘을 제안하였다^[7]. 그러나 이 알고리즘은 영상에 백색 점이 포함되지 않을 경우에 물체 고유색을 잘못 찾는 문제점이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 영상에서 가장 밝은 화소로 광원을 추정하고 영상을 복원하는 새로운 방법을 제안한다. 제안한 방법은 영상에서 명도 값이 가장 큰 화소의 값을 이용하여, 이 값을 각 수광체의 응답으로 대체하고 광원을 추정한다. 추정된 광원을 이용하여 만들어진 영상을 일정한 비율로 스케일링하여 영상을 복원한다. 실험을 통해 영상에 백색 점이 없을 경우에도 영상 복원이 가능함을 확인할 수 있었다.

II. 칼라 항상성을 표현한 선형 모델

칼라 영상은 반사광의 분광 분포와 센서 또는 표준 관측자의 복잡한 상호 작용의 결과이다. 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 $E_i(\lambda)$, $R_i(\lambda)$ 와 가중치 e_i , r_i 로 표현하면 식 (1)은 식 (2)와 같이 표현된다^[4].

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

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

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

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

여기서 k 는 수광체의 개수를 나타내고, $Q_k(\lambda)$ 는 1931 CIE 표준 관측자의 칼라 매칭 함수이다. $E(\lambda)$ 를 알고 있다면 a_k 는 식 (4)와 같다.

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

수광체의 개수가 세 개라면, k 는 3이 되고, 이 선형 모델을 풀기 위해서 m 과 n 도 3이 된다^[4]. 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 $\mathbf{a} = \mathbf{Br}$ 로 나타낼 수 있다. \mathbf{B} 는 임의의 광원에서 얻은 변환행렬이며 요소 b_{kj} 는 $\int Q_k(\lambda) E(\lambda) R_j(\lambda) d\lambda$ 이다. 만약, 원래 광원에서 얻은 변환행렬을 \mathbf{B}_{III} , a_k 를 a_{III} 로 나타내면, CIE 표준광원 D_{65} 에서의 영상의 a_{D65} 는 식 (6)을 이용하여 구할 수 있다.

$$a_{D65} = \mathbf{B}_{D65} \mathbf{r} = (\mathbf{B}_{D65} \mathbf{B}_{III}^{-1}) \mathbf{a}_{III} \quad (6)$$

여기서, \mathbf{B}_{D65} 는 D_{65} 광원에서 얻은 변환행렬이다. 결국 선형 모델에서 가장 중요한 것은 영상에서 원래의 $E(\lambda)$ 를 추정하는 것이다.

III. 제안한 영상 복원 방법

영상에서의 $E(\lambda)$ 는 명도 값이 가장 큰 화소에 대응하는 $L(\lambda)$ 를 추정한 후 $R(\lambda)$ 로 나누어 추정한다. 이 때, a_k 는 이 화소의 정규화된 RGB 값 중 가장 큰 값으로 하였다. 이를 이용하여 만들어진 영상을 일정하게 스케일링하여 영상을 복원하였다.

1. 반사광의 기저 함수 $L_k(\lambda)$ 추정

반사광의 분광 분포 $L(\lambda)$ 는 식 (7)과 같다.

$$L(\lambda) = \sum_{k=1}^m l_k L_k(\lambda) \quad (7)$$

여기서, l_k 는 기저 함수 $L_k(\lambda)$ 의 가중치이며, m 은 기저 함수의 개수이다. 모든 문센 조각에서, 고유값과 기저 함수는 PCA(principal component analysis)를 이용하여 구할 수 있고, 고유값이 큰 순서대로 기저 함수를 나타낼 수 있다. 그리고 처음 세 개의 기저 함수만으로도 대부분의 $L(\lambda)$ 를 추정할 수 있다^[8]. 기저 함수와 고유치를 구하는 과정은 식 (8)과 같다.

$$\mathbf{MM}^T \mathbf{I}_h = \lambda_h \mathbf{I}_h, \quad h = 1, 2, \dots, 61 \quad (8)$$

여기서, M 은 1250개의 문센 조각의 파장을 61개로 양자화한 행렬이며 λ_h 는 고유값이다. \mathbf{I}_h 는 기저 함수로 식 (9)와 같다.

$$\mathbf{I}_h = [L_h(\lambda_1) \ L_h(\lambda_2) \ \dots \ L_h(\lambda_{61})]^T \quad (9)$$

2. 물체 표면 반사 $R(\lambda)$ 추정

식 (7)과 (8)을 이용하여 구한 기저 함수를 이용하면 a_k 는 식 (10)과 같이 나타난다.

$$a_k = \sum_{h=1}^3 [l_h \int Q_k(\lambda) L_h(\lambda) d\lambda] \quad (10)$$

여기서, 식 (10)을 식 (5)와 유사하게 표현하면 $\mathbf{a} = \mathbf{Cl}$, $\mathbf{l} = \mathbf{C}^{-1}\mathbf{a}$ 이다. \mathbf{l} 은 $[l_1 \ l_2 \ l_3]^T$ 이고, 변환 행렬 \mathbf{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 \mathbf{l} 을 추정하기 위해서는 \mathbf{a} 의 값을 알아야 한다. 본 논문에서는 영상의 가장 밝은 점을 이용하여 \mathbf{a} 를 추정한다. 먼저, 영상의 명도 값이 가장 큰 화소에서의 정규화된 RGB 값 중 최대값 rgb_{max} 을 식 (11)을 이용하여 구한다.

$$rgb_{max} \quad (11)$$

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

여기서, $R_n(x, y)$, $G_n(x, y)$ 그리고 $B_n(x, y)$ 는 명도 값이 가장 큰 화소의 좌표 (x, y) 에서의 정규화된 RGB 값이다. 구해진 rgb_{max} 값을 XYZ 값으로 변환하면 \mathbf{a} 는 식 (12)와 같이 표현된다.

$$\mathbf{a} \quad (12)$$

$$= [0.95 \times rgb_{max} \ 1.001 \times rgb_{max} \ 1.089 \times rgb_{max}]^T$$

이를 이용하여 가중치를 구하고, 기저 함수와 가중치로부터 $L(\lambda)$ 를 추정한다. 그러므로 여기에 대응하는 $R(\lambda)$ 는 식 (13)과 같다.

$$R_{\max}(\lambda) = \frac{L_{\max}(\lambda)}{E_{\text{used}}(\lambda)} \quad (13)$$

여기서, $L_{\max}(\lambda)$ 는 영상에서 가장 밝은 부분의 $L(\lambda)$, $R_{\max}(\lambda)$ 는 여기에 대응하는 $R(\lambda)$ 이다. 그리고 $E_{\text{used}}(\lambda)$ 는 여기에 사용된 광원이다.

3. 영상의 광원 분광 분포 $E(\lambda)$ 추정

영상에서 추정된 광원 분광 분포 $\hat{E}(\lambda)$ 는 식 (14)와 같이 표현된다.

$$\hat{E}(\lambda) = \frac{\hat{L}_{\max}(\lambda)}{R_{\max}(\lambda)} \quad (14)$$

여기서, $\hat{L}_{\max}(\lambda)$ 는 이 화소와 가장 유사한 문셀 조각의 $L(\lambda)$ 이고 $R_{\max}(\lambda)$ 는 식 (13)에서 구한 $R(\lambda)$ 이다. $\hat{E}(\lambda)$ 를 이용하여 영상 I 를 만들고, 식 (15)로 스케일링하여 영상을 복원한다.

$$\hat{I} = a \times \{I\} \quad (15)$$

여기서, \hat{I} 은 복원된 영상이고 a 는 스케일링된 값으로 $255 \times \frac{1}{rgb_{\max}}$ 이다.

IV. 실험 및 고찰

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 본 논문에서는 1250개 문셀 조각의 $L(\lambda)$ 와 각 광원(A, C, Green 그리고 Yellow 광원)에서 얻은 영상을 이용하여 실험하였다^[9]. 제안한 방법을 이용하여 각 광원에서 얻은 영상을 D_{ss} 광원에서의 영상으로 변환하고 Cheng 등의 알고리즘의 결과 영상과 비교하였다. 1250개 문셀 조각의 $L(\lambda)$ 는 400nm에서 700nm까지 5nm의 간격으로 양자화되어 있다.

그림 1은 1250개 문셀 조각의 주요성분(principal components) 중에서 처음 세 개의 값을 나타낸다. 그림 2과 3은 원 영상과 각각의 광원에서 얻어진 영상이다.

그림 4는 Cheng 등의 알고리즘으로 복원된 영상이다. 복원된 영상들은 대체로 밝게 나타나는 경향이 있으며, 특히 A 광원과 Green 광원에서 원 영상과 다르게 붉어지는 경향이 있다. 이는 영상에 백색점이 존재하지 않아 고유의 물체 색과 광원을 제대로 찾지 못했기 때문이다.

그림 5는 제안된 알고리즘으로 복원된 영상이다. 그림 4와 비교해 볼 때 영상이 자연스럽게 복원되며 영상이 붉어지는 효과도 없어진다. 이

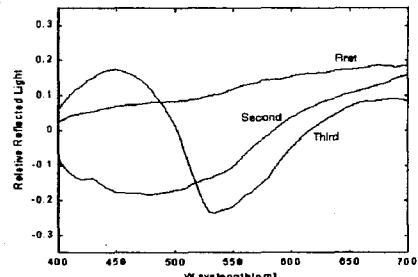


그림 1. 문셀 조각의 주요 성분
(Fig. 1) Principal components of Munsell chips

표 1. 원 영상과 결과 영상의 칼라 차이
(Table 1.) Color difference between original image and result image

| | Cheng의 방법 | 제안한 방법 |
|-----------|-----------|---------|
| A 광원 | 22.0259 | 13.1303 |
| C 광원 | 12.8876 | 3.13205 |
| Yellow 광원 | 12.3360 | 2.99913 |
| Green 광원 | 17.1794 | 7.7705 |

는 영상에 존재하는 가장 밝은 화소에서 $E(\lambda)$ 를 추정하고 일정하게 스케일링하여 영상을 복원하기 때문이다.

표 1은 $L^*a^*b^*$ 좌표계에서 원 영상과 결과 영상의 칼라 차이를 나타낸다^[9]. 제안한 방법으로 복원한 영상의 칼라 차이가 더 작다.

V. 결론

본 논문에서는 영상에 백색점이 포함되어 있지 않을 경우 광원을 잘못 찾아 영상이 제대로 복원되지 않는 문제점을 해결하였다. 이 방법은 먼저 각 수광체의 응답을 영상의 가장 밝은 부분에서 얻었다. 이를 선형 모델에 적용하고 여기서 만들어진 영상을 일정한 비율로 스케일링하여 영상을 복원하였다. 실험을 통하여 제안한 방법으로 영상에 백색점이 포함되지 않은 경우에도 영상 복원이 제대로 이루어짐을 알 수 있었다.

참고 문헌

- [1] M. D. Fairchild, *Color Appearance Models*, Addison-Wesley, 1997.
- [2] E. H. Land and J. J. McCann, "Lightness

- and retinex theory," *JOSA*, Vol. 61, pp. 1-11, Jan., 1971.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] M. D'Zmura and P. Lennie, "Mechanisms of Color Constancy," *JOSA A*, Vol. 3, No. 10, pp. 1662-1672, Oct., 1986.
- [6] M. D'Zmura, "Color constancy : surface color from changing illumination," *JOSA A*, Vol. 9, No. 3, pp. 490-493, Mar., 1992.
- [7] 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.
- [8] J. P. S. Parkkinen, J. Hallikainen, and T. Jaaskelainen, "Characteristic spectra of Munsell colors," *JOSA A*, Vol. 6, No. 2, pp. 318-322, Feb., 1989.
- [9] F. W. Billmeyer, *Principles of Color Technology*, John Wiley & Sons, 1981.

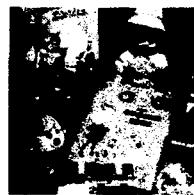


그림 2. 원 영상
(Fig. 2) Original Image



(a) A 광원



(b) C 광원

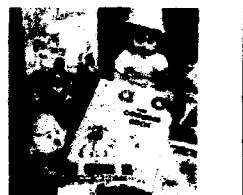


(c) Yellow 광원

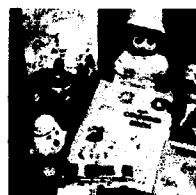


(d) Green 광원

그림 3. 각각의 광원에서 얻어진 영상
(Fig. 3) Images obtained each illuminant



(a) A 광원



(b) C 광원



(c) Yellow 광원



(d) Green 광원

그림 4. Cheng의 방법으로 복원된 영상
(Fig. 4) The images recovered by Cheng's method



(a) A 광원



(b) C 광원



(c) Yellow 광원



(d) Green 광원

그림 5. 제안한 방법으로 복원된 영상
(Fig. 5) The images recovered by proposed method