工學碩士　學位論文

밝기성분 기반의 광원추정을 이용한 칼라영상 복원

Color Image Recovery using the Illumination Estimation based on the Lightness Components

指導敎授　趙　爽　濟

2001年 2月

韓國海洋大學校　大學院

制 御 計 測 工 學 科

安　康　植

목 차

Color Image Recovery using the Illumination Estimation based on the Lightness Components

Kang-Sik, Ahn

Dept. of Control & Instrumentation Engineering, Graduate School, Korea Maritime University

Abstract

This paper proposes a new color image recovery method based on the color constancy algorithm. This method uses a color constancy model which represents the characteristics of human visual system. The most important process of color constancy model 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 distributions of illuminant and recover an image by scaling it regularly. From the experimental results, the proposed method was effective in recovering the color images.

제 1 장 서 론

물체를 비추는 빛의 종류에 따라 반사되는 빛의 성질은 많이 달라진다. 같은 물건도 햇빛에서 볼 때와 백열등 아래에서 볼 때 서로 다른 색을 띄게 된다. 카메라에서는 이러한 색이 그대로 표현되지만, 인간의 시각시스템에서는 빛의 종류가 서로 다르더라도 빛의 영향을 상쇄시켜 물체 고유색을 인지하는 능력이 있다[1-3]. 그래서, 카메라에서 얻은 영상을 인간의 시각시스템과 유사하게 빛의 영향을 상쇄시켜 물체 고유색으로 표현하고자 하는 연구가 계속되고 있다. 본 논문에서는 서로 다른 광원에서 얻어진 칼라영상을 햇빛 아래에서 얻어진 영상으로 복원하는데 관점을 두고 있다.

영상복원이란 원 영상이 열화되었을 때 열화현상에 대한 사전지식을 이용하여 열화된 영상을 원 영상으로 재구성하는 것을 말한다[1]. 그러므로 대부분의 영상복원기법들은 원 영상을 복원하기 위해 열화현상을 모델링하고 역변환과정을 수행한다.

칼라영상은 광원(illumination), 물체 표면반사함수(surface reflectance function) 및 센서 민감도함수(sensitivity function)의 복잡한 상호작용으로 표현된다[2,3]. 영상의 칼라는 광원의 변화에 따라 서로 다르게 나타날 수 있는데 광원의 변화에 관계없이 물체의 색이 변하지 않는 것을 칼라 항상성(color constancy)이라고 한다[4-6]. 그러므로 영상복원은 칼라 항상성을 기반으로 하여 영상의 광원을 추정한 뒤, 이 광원을 이용하여 이루어진다.

기존의 칼라 항상성 알고리즘은 gamut mapping을 이용한 방법[6], Bayesian 접근방법[7][8] 그리고 선형 및 쌍일차(linear and bilinear)

모델을 이용한 방법[9-16] 등으로 크게 분류할 수 있다[17].

특히, 선형 및 쌍일차 모델을 이용한 방법은 gamut mapping을 이용한 방법이나 Bayesian 접근방법과는 달리 영상에 직접적으로 이용할 수 있어서 많이 사용되는 방법으로 칼라영상을 광원, 물체 표면반사함수 그리고 센서의 민감도 함수의 곱으로 가정하고 칼라 영상의 광원을 추정하는 방법이다. 이 방법으로 광원을 추정하기 위해서는 물체 표면반사함수를 추정해야 하는데 영상 내의 알지 못하는 광원으로부터 물체 표면반사함수를 구하는 것은 쉬운 문제가 아니다. Maloney[9] 등과 D'Zmura[12]는 이차원 모델을 이용하여 영상 내의 모르는 광원으로부터 물체 표면반사함수를 추정하였다. 그러나 이 방법은 모든 상황에 적용할 수 있을 만큼 정확하지 않고 실행시간이 많이 걸리는 단점이 있다. Cheng[13] 등은 광원과 물체 표면반사함수를 기반으로 하여 칼라 항상성을 표현한 최대분광값 방법(maximum spectral value method)을 제안하였다. 그러나 이 방법은 물체 표면반사함수를 추정하기 위하여 영상에 백색점이 없는 경우에도 영상의 백색점에 해당하는 CIE(Commission Internationale de l'Eclairage: 국제조명위원회) 3자극치[18]를 이용하기 때문에 영상을 제대로 복원할 수 없다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 선형 및 쌍일차 모델을 이용하여 칼라 항상성을 구현하고 이를 이용하여 칼라영상을 복원하는 새로운 방법을 제안한다. 제안한 칼라영상 복원방법은 먼저 영상에서 명도값이 가장 큰 화소와 문셀조각의 CIELAB 칼라 좌표계 각 채널값을 이용하여 반사광의 분광분포(spectral distribution of reflected light)를 추정한다. 그리고 이 화소에 대응하는 물체 표면반사함수는 주요성분해석(PCA, principal component analysis)을 통하여 추정하는데 여기서 CIE 3자극치는 칼라영상에서 명도값이 가장 큰 화소의 red, green 및 blue 값 중에서 가장 큰 값을 찾은 후 이 값을 다시 red, green 및 blue 각각의 값으로 대체하고 이를 CIE 3자극치로 변환하여 사용한다. 이렇게 구해진 물체 표면반사함수와 반사광의 분광분포를 이용하여 광원을 추정한다. 추정된 광원을 이용하여 입력영상의 CIE 3자극치를 구한 후 이를 일정하게 스케일하여 영상을 복원한다. 제안한 칼라영상 복원방법은 칼라영상에 백색점이 없는 경우에도 영상을 제대로 복원할 수 있다. 실험을 통하여 본 방법의 우수성을 확인하였다.

본 논문에서는 먼저 2장에서는 기존의 칼라 항상성 알고리즘과 제안한 방법에서 사용한 선형 및 쌍일차 모델을 설명하고 3장에서는 제안한 칼라영상 복원방법을 설명한다. 4장에서는 제안한 칼라영상 복원방법에 의한 실험으로 성능을 확인하고, 마지막으로 5장에서는 앞에서 실험한 결과를 토대로 결론을 맺는다.

제 2 장 칼라영상의 선형 및 쌍일차 모델

2.1 칼라영상과 칼라영상복원

인간은 시각시스템을 통하여 인간이 받아들이는 정보의 반 이상을 수용한다. 그러므로 시각은 인간의 감각기관 중에서 가장 중요한 역할을 한다. 인간은 어떤 물체를 보면서 동시에 칼라를 지각하는데, 이러한 색지각은 우리들의 일상생활에서 느낄 때는 별로 까다로운 문제가 아니지만 그것을 객관적으로 분석해 보면 매우 복잡한 측면을 가지고 있다[19]. 즉, 광원, 물체, 눈 및 뇌의 작용이 있어야만 칼라를 지각할 수 있다. 그림 2-1은 광원에서 방사된 빛을 통해 인간이 물체와 칼라를 인지하는 과정을 보여준다.

칼라인지과정에서 광원은 필수적인 요소이지만 Newton 이전의 시대에는 이러한 성질에 대하여 정확한 이해가 되지 못했다[20]. Newton은 칼라가 빛의 스펙트럼 구성에 의해 이루어진다는 사실을 프리즘을 통하여 증명하였고, Palmer와 Young은 인간의 눈이 세 가지 수광체를 가지며 각 수광체 응답에서의 차이에 의하여 칼라가 지각된다는 가설을 발표했다[20]. Grassmann과 Maxwell은 세 개의 독립적인 변수를 이용하여 칼라를 수학적으로 표현할 수 있음을 증명하였고, 특히 Maxwell은 실험을 통하여 red, green 및 blue의 3개의 중첩되는 부분은 백색광이 된다는 사실과 이들 빛의 3원색으로 대부분의 칼라를 표현할 수 있음을 밝혔다[21]. 그림 2-2는 빛의 3원색을 나타낸다[20-23].

임의의 물체색은 장면(scene)에 존재하는 광원과 물체 표면의 특

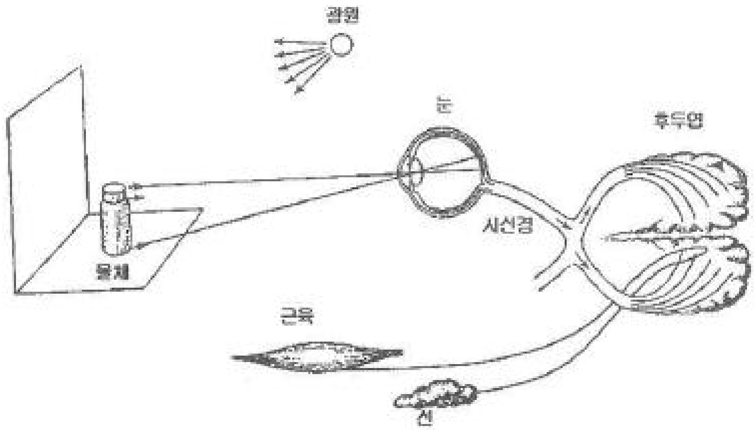

그림 2-1 칼라 지각 과정

Fig. 2-1 Human visual system

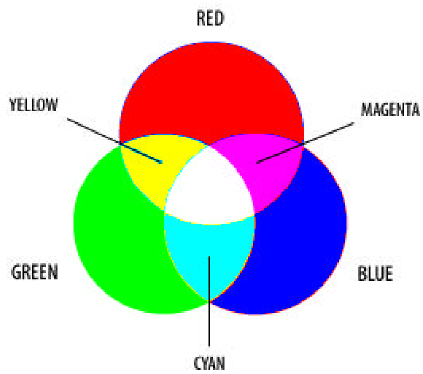

그림 2-2 빛의 3원색

Fig. 2-2 Primary colors of light

성에 의하여 결정된다. 광원색이 변하면 동일한 물체 표면의 색도 다르게 나타난다. 카메라의 경우에는 이러한 색의 변화를 그대로 표현하지만, 인간의 시각시스템에서는 광원색이 변하더라도 광원의 영향을 상쇄시켜 물체 고유색을 태양광 아래에서의 색으로 인지하는 능력을 가지고 있다. 그래서, 본 논문에서는 이러한 칼라 항상성을 기반으로 하여 서로 다른 조명 아래에서 얻은 영상을 태양광 아래에서 얻은 영상으로 복원하고자 한다. 이 과정에서 카메라나 인간의 시각시스템에 의해 얻어지는 입력영상이 주어질 때 장면 내부에 존재하는 광원의 분광특성과 물체 표면반사함수를 추정하는 것이 목표이다.

2.2 칼라 항상성 알고리즘

칼라 항상성을 해석하여 광원을 추정하는 방법으로는 gamut mapping을 이용한 방법, Baysian 접근방법 그리고 선형 및 쌍일차 모델을 이용한 방법 등으로 크게 분류할 수 있다[17].

Gamut mapping을 이용한 방법은 칼라 항상성 해석에 정규 범위를 도입한 것으로 Forsyth에 의해 제안되었다[6]. 이 방법에서 정규광원 아래에서 발생 가능한 모든 표면반사함수는 센서에 의해 기록되는 볼록(convex)집합으로 정의된다. 영상범위로부터 정규범위로의 사상만이 칼라 항상성과 광원추정문제의 가능한 해로 간주된다. Finlayson은 표준백색표면과 물리적으로 제작 가능한 제한된 광원으로부터 계산되는 정규광원에 의한 변환만을 고려하는 형태로 변환집합을 줄여 해석하였다[24]. 그러나, 센서반응의 선형조합은 물리적으로 구현 가능한 반응을 보장하지만, 처리대상이 되는 모든 영상에

서 항상 나타나는 것은 아니므로, 실제 영상 값에 발생 가능한 센서의 선형조합과 동등한 중요도를 할당하는 것이 부자연스러운 단점이 있다.

Baysian 접근방법은 주어진 장면에서 가장 발생 가능성이 높은 광원과 물체 표면반사함수에 대한 사전정보를 이용하는 것으로 기본적으로 Bayes 법칙을 이용한다. 이 방법은 주어진 영상에 대하여 물체 고유색과 광원에 대한 조건확률을 이용한다. Freeman[7] 등은 합성 데이터의 광원과 표면에 대한 사전확률계산을 위하여, 표준광원과 문셀조각을 사용하였다. 이러한 사전확률설계는 gamut mapping을 이용한 방법과 유사한 개념이지만, 가장 큰 차이점은 칼라범위내의 모든 색이 발생빈도에 무관하게 동등한 확률을 가지는 것이 아니라 발생빈도에 비례하는 확률로 처리된다는 것이다. Sapiro는 광원과 표면반사함수 벡터들에 대한 투표과정을 거쳐 광원과 표면반사함수를 구하는 방법을 제안하였다[17]. 이 방법에서는 투표과정을 위하여 Hough 변환을 이용하며, 추정된 광원은 파라미터 공간에서 국부최대값(local maximum)의 위치를 가진다. 그리고, 칼라신호와 표면반사함수에 대한 확률분포를 통하여 무작위로 선택된 표면반사함수의 관계를 해석하여 광원성분을 계산한다. 특히, 영상에 한 개 이상의 광원이 사용되는 경우에도 해석이 가능하도록 하였다. 그러나, 이러한 Baysian 접근방법이나 gamut mapping을 이용한 방법 등은 영상에 직접적으로 적용하기 어려운 문제점이 있다.

Cheng 등은 광원과 물체 표면반사함수의 선형 및 쌍일차 모델을 이용하여 칼라 항상성을 표현한 최대분광값 방법을 제안하였다. 이 방법은 영상내의 광원을 추정하기 위하여 반사광의 분광분포와 물체 표면반사함수를 추정한다. 먼저, 반사광의 분광분포는 영상내의

가장 밝은 화소에서 추정한다. 그리고 이에 대응하는 물체 표면반사함수는 영상의 백색점에 해당하는 가상의 화소에서 추정하는데 영상에 백색점이 없는 경우에는 물체 표면반사함수를 제대로 추정할 수 없는 문제점이 있다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 영상 내에 존재하는 가장 밝은 화소를 이용하여 물체 표면반사함수를 추정하고 이를 이용하여 광원을 추정하는 새로운 방법을 제안하였다. 이 방법은 기본적으로 선형 및 쌍일차 모델을 이용하였다.

2.3 선형 및 쌍일차 모델

칼라영상은 광원, 물체 표면반사함수 및 센서 민감도 함수에 의한 각 수광체(photoreceptor) 응답의 상호작용으로 표현된다[25-27]. 여기서 광원과 물체 표면반사함수는 세 개의 기저함수(basis function)와 가중치(weight)로 표현할 수 있는데, 이렇게 표현된 광원과 물체 표면반사함수를 이용하여 칼라영상을 표현한 모델을 선형 및 쌍일차 모델이라고 한다.

2.3.1 광원

광원의 분광분포인 $E(\lambda)$는 식 (2-1)과 같이 m개의 기저함수와 이에 대응하는 가중치로 나타낼 수 있다[28-31].

$$E(\lambda) = \sum_{i=1}^{m} e_i E_i(\lambda) \qquad (2\text{-}1)$$

여기서,

λ : 파장(wavelength)

$E_i(\lambda)$: 광원의 기저함수

e_i : 각 기저함수에 대응하는 가중치

Judd 등은 세 개의 기저함수로 대부분의 광원을 추정할 수 있음을 보였다[25]. 세 개의 기저함수는 CIE표준광원의 기저함수이고 622개의 광원샘플로부터 주요성분해석을 이용하여 얻었다.

2.3.2 물체 표면반사함수

물체 표면반사함수 $R(\lambda)$는 식 (2-2)와 같이 n개의 기저함수와 이에 대응하는 가중치로 나타낸다[28-31].

$$R(\lambda) = \sum_{j=1}^{n} r_j R_j(\lambda) \tag{2-2}$$

여기서,

$R_j(\lambda)$: 물체 표면반사함수의 기저함수

r_j : 각 기저함수에 대응하는 가중치

Cohen은 세 개의 기저함수로 433개의 문셀조각의 표면반사함수를 추정할 수 있음을 보였고 Vrhel 등은 일곱 개의 기저함수로 자연에 존재하는 대부분의 물체 표면반사함수를 추정할 수 있음을 보였다[29,30]. Parkkinen 등은 1257개 문셀조각의 표면반사함수를 주요성분 해석을 통하여 얻은 기저함수를 이용하면 3개의 기저함수로 각 문셀조각의 표면반사함수의 대부분을 표현할 수 있으며 여덟 개의 기

저함수로는 거의 정확하게 표현할 수 있음을 보였다[32,33].

2.3.3 반사광의 분광분포

반사광의 분광분포(spectral distribution of reflected light) $L(\lambda)$ 는 식 (2-3)과 같이 광원과 물체 표면반사함수의 곱이다.

$$
\begin{aligned}
L(\lambda) &= E(\lambda)R(\lambda) \\
&= \sum_{i=0}^{m}\sum_{j=0}^{n} e_i r_j E_i(\lambda) R_j(\lambda)
\end{aligned}
\tag{2-3}
$$

2.3.4 수광체의 응답

시각시스템에 k개의 수광체가 있다고 가정하면, 각 수광체 응답 q_k는 식 (2-4)처럼 표현된다.

$$
\begin{aligned}
q_k &= \int Q_k(\lambda) L(\lambda) d\lambda \\
&= \int Q_k(\lambda) [\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} e_i r_j E_i(\lambda) R_j(\lambda)] d\lambda
\end{aligned}
\tag{2-4}
$$

여기서,

k : 시각시스템에 존재하는 수광체 개수

$Q_k(\lambda)$: 1931 CIE표준관측자(standard observer)의 칼라 매칭함수(color matching function)

만약 시각시스템에 존재하는 수광체가 세 개라면 선형 및 쌍일차 모델을 풀기 위한 m과 n은 3이 되고, 식 (2-4)는 식 (2-5)로 표현된다[9,13].

$$q_k = \int Q_k(\lambda)[\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=1}^{3} e_i r_j E_i(\lambda) R_j(\lambda)] d\lambda \qquad (2\text{-}5)$$

여기서, q_k는 CIE 3자극치로 표현된다. 만약, 광원의 분광분포를 알고 있다고 가정하면 식 (2-5)은 식 (2-6)으로 표현된다.

$$\begin{aligned} q_k &= \int Q_k(\lambda)[\sum_{j=1}^{3} r_j E(\lambda) R_j(\lambda)] d\lambda \\ &= \sum_{j=1}^{3}[r_j \int Q_k(\lambda) E(\lambda) R_j(\lambda)] d\lambda \end{aligned} \qquad (2\text{-}6)$$

식 (2-6)을 행렬 또는 벡터 형태로 표현하면 식 (2-7)과 같다.

$$\begin{vmatrix} X \\ Y \\ Z \end{vmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \end{bmatrix}, \qquad (2\text{-}7)$$

$$\mathbf{q} = \mathbf{B}\mathbf{r}$$

여기서,

$b_{kj} = \int Q_k(\lambda) E(\lambda) R_j(\lambda)\, d\lambda$, 변환행렬 **B**의 요소

만약, 영상 내의 모르는 광원에서 얻은 변환 행렬을 $\mathbf{B}_{ill}$, CIE 3자극치 또는 센서 응답을 $\mathbf{q}_{ill}$로 나타내면 CIE표준광원 D_{65}에서의 영상의 CIE 3자극치 혹은 센서 응답 $\mathbf{q}_{D65}$는 식 (2-8)과 같다.

$$\mathbf{q}_{D65} = \mathbf{B}_{D65}\ \mathbf{r} = (\mathbf{B}_{D65}\ \mathbf{B}_{ill}^{-1})\ \mathbf{q}_{ill} \qquad (2\text{-}8)$$

여기서,

$\mathbf{B}_{D65}$: CIE표준광원 D_{65}에서 얻은 변환행렬

위와 같이 서로 다른 광원에서 얻은 영상을 CIE표준광원 D_{65} 아래에서의 영상으로 복원하는 일련의 과정들은 영상 내의 광원 $E(\lambda)$가 추정되었다는 가정 하에서 이루어진다. 결국 칼라의 선형 및 쌍일차 모델에서 CIE표준광원 D_{65} 아래에서의 영상으로 복원하기 위해서는 모르는 광원에서 얻은 영상의 광원을 추정하는 것이 가장 큰 문제가 된다.

제 3 장 제안한 칼라영상 복원방법

본 논문에서는 선형 및 쌍일차 모델을 기반으로 한 칼라 항상성 알고리즘을 이용하여 칼라영상을 복원하는 새로운 방법을 제안한다. 제안한 칼라영상 복원방법은 그림 3-1과 같이 반사광의 분광분포추정, 밝기성분을 이용한 물체 표면반사함수추정 그리고 이 두 성분을 이용한 광원추정과 영상복원의 과정으로 이루어진다.

먼저 반사광의 분광분포 추정방법은 모르는 광원에서 얻어진 영상에서 명도값이 가장 큰 화소와 문셀조각의 CIELAB 칼라좌표계 각 채널값 중 가장 유사한 칼라값을 이용한다. 여기서 가장 칼라차이(color difference)가 작은 문셀조각의 분광분포를 반사광의 분광분포로 대치한다.

이 화소에 대응하는 물체 표면반사함수는 주요성분해석을 통하여 추정하는데 여기서 CIE 3자극치는 칼라영상에서 명도값이 가장 큰 화소의 RGB 칼라좌표계 각 채널값 중에서 가장 큰 값을 각 채널값으로 대체하고 이를 CIE 3자극치로 변환하여 사용한다.

이렇게 구해진 물체 표면반사함수와 반사광의 분광분포를 이용하여 광원을 추정한다. 추정된 광원을 이용하여 입력영상의 각 화소의 CIE 3자극치를 구한 후 이를 일정하게 스케일하여 영상을 복원한다.

3.1 반사광의 분광분포추정

칼라 입력영상에서 명도값이 가장 큰 화소의 반사광의 분광분포는 이 화소의 CIELAB 칼라좌표계 각 채널값과 가장 유사한 값을

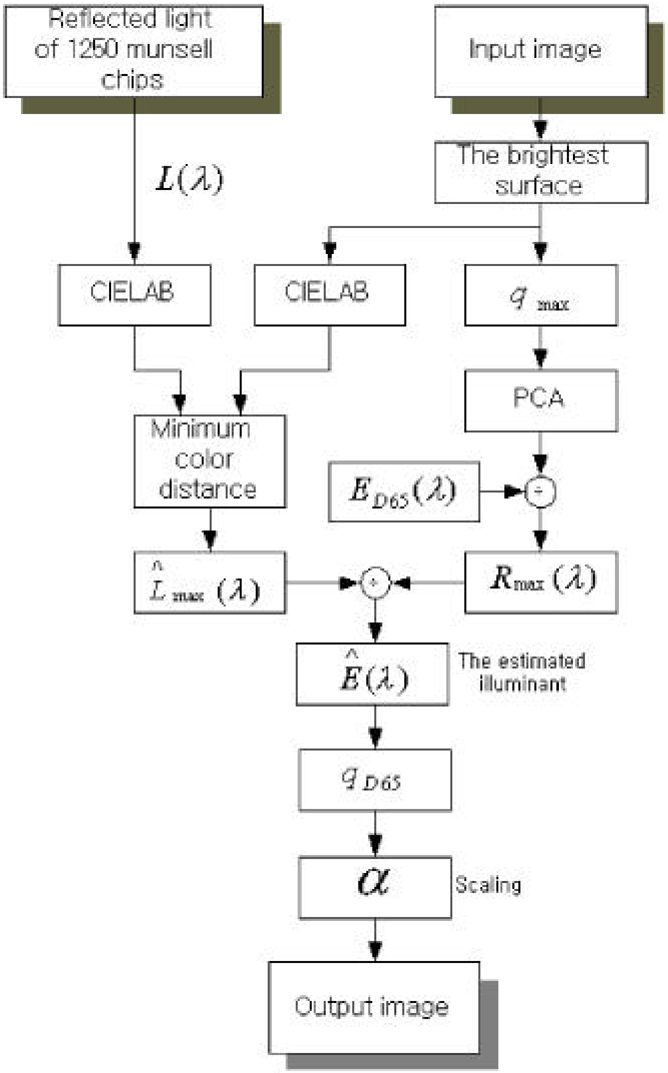

그림 3-1 제안한 칼라영상 복원방법의 순서도

Fig. 3-1 Flowchart of the proposed method

문셀조각에서 찾는다. 입력영상은 RGB 칼라좌표계로 구성되어 있고 문셀조각은 반사광의 분광분포로 이루어져 있다. 그러므로 가장 유사한 칼라는 서로 다른 칼라좌표계를 같은 칼라좌표계로 변환한 후 찾을 수 있다. RGB 칼라좌표계에서 CIELAB 칼라좌표계로의 변환은 먼저 RGB 칼라좌표계를 CIE 3자극치로 변환한 다음 이를 CIELAB 칼라좌표계로 변환한다. RGB 칼라좌표계를 CIE 3자극치로 변환하는 과정은 식 (3-1)과 같다[1,5,18].

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.588 & 0.179 & 0.183 \\ 0.290 & 0.606 & 0.105 \\ 0 & 0.068 & 1.021 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \qquad (3\text{-}1)$$

여기서,

X, Y, Z : CIE 3자극치

R, G, B : RGB 칼라좌표계 각 채널값

이렇게 구해진 CIE 3자극치를 CIELAB 칼라좌표계로 변환한다. 이 과정은 식 (3-2)와 같다.

$$\begin{aligned} L^* &= 116[f(\frac{Y}{Y_n}) - \frac{16}{116}] \\ a^* &= 500[f(\frac{X}{X_n})^{\frac{1}{3}} - (\frac{Y}{Y_n})^{\frac{1}{3}}] \\ b^* &= 200[f(\frac{Y}{Y_n})^{\frac{1}{3}} - (\frac{Z}{Z_n})^{\frac{1}{3}}] \end{aligned} \qquad (3\text{-}2)$$

여기서,

L^*, a^*, b^* : CIELAB 칼라좌표계의 각 채널값

$$f(A) = \begin{cases} (A)^{\frac{1}{3}}, & \text{if} \quad A \geq 0.888856 \\ 7.787 \times (A) + \frac{16}{116}, & \text{elsewhere} \end{cases}$$

X_n, Y_n, Z_n : reference white에서의 3자극치

여기서, 입력영상에서 명도값이 가장 큰 화소의 CIELAB 칼라좌표계 각 채널값을 이용하여 가장 유사한 칼라값을 가지는 문셀조각을 찾는다. 이 과정은 식 (3-3)과 같다.

$$\widehat{L}_{\max}(\lambda) = \min(d_{si}, d_{sj}),$$
$$\text{단}, \quad 1 \leq i,j \leq N, \quad i \neq j \qquad (3\text{-}3)$$

여기서,

$d_{sm} = \sqrt{(L_s^* - L_m^*)^2 + (a_s^* - a_m^*)^2 + (b_s^* - b_m^*)^2}$, 칼라차이

L_s^*, a_s^*, b_s^* 및 L_m^*, a_m^*, b_m^* : 명도값이 가장 큰 화소와 문셀조각의 CIELAB 칼라좌표계 각 채널값

N : 문셀조각의 개수

이렇게 칼라차이가 가장 작은 문셀조각의 분광분포를 칼라 입력영상의 명도값이 가장 큰 화소의 분광분포로 대치하게 된다.

3.2 밝기성분을 이용한 물체 표면반사함수추정

입력영상에서 명도값이 가장 큰 화소의 물체 표면반사함수는 식 (3-4)를 이용하여 추정할 수 있다.

$$R_{max}(\lambda) = \frac{L_{max}(\lambda)}{E_{used}(\lambda)} \quad (3\text{-}4)$$

여기서,

$R_{max}(\lambda)$: 영상에서 명도값이 가장 큰 화소의 물체 표면 반사함수

$L_{max}(\lambda)$: 문셀조각을 주요성분해석을 이용하여 추정한 기저함수와 가중치로 나타낸 반사광의 분광분포

$E_{used}(\lambda)$: 문셀조각의 분광분포측정 시 사용한 광원

반사광의 분광분포 $L_{max}(\lambda)$는 식 (3-5)처럼 m개의 기저함수와 각 기저함수에 대응하는 가중치로 나타낼 수 있다[13].

$$L(\lambda) = \sum_{k=0}^{m} l_k L_k(\lambda) \quad (3\text{-}5)$$

여기서,

$L_k(\lambda)$: 반사광의 기저함수

l_k : 각 기저함수에 대응하는 가중치

식 (3-5)를 이용하여 영상에서 가장 밝은 점에서의 반사광의 분광분포는 식 (3-6)처럼 표현할 수 있다.

$$L_{max}(\lambda) = \sum_{k=0}^{m} l_{max} L_k(\lambda) \quad (3\text{-}6)$$

여기서,

$L_k(\lambda)$: 반사광의 기저함수

$l_{\max}$: 각 기저함수에 대응하는 가중치

반사광의 기저함수 $L_k(\lambda)$는 문셀조각의 분광분포를 이용하여 고유값과 고유함수를 구한 뒤, 값이 가장 큰 처음 세 개의 고유값에 해당하는 고유함수를 기저함수로 사용한다. 고유성분해석을 통하여 기저함수를 구하는 과정은 식 (3-7)과 같다.

$$MM^T \ \mathbf{I_h} = \lambda_h \ \mathbf{I_h}, \ \ \mathbf{I_h} = \begin{bmatrix} L_h(\lambda_1) \\ L_h(\lambda_2) \\ \vdots \\ L_h(\lambda_t) \end{bmatrix} \tag{3-7}$$

여기서,

MM^T : 공분산행렬

λ_h : 공분산행렬의 고유값

$\mathbf{I_h}$: 고유벡터

$M = \begin{bmatrix} L_1(\lambda_1) & L_2(\lambda_1) & \cdots & L_N(\lambda_1) \\ L_1(\lambda_2) & L_2(\lambda_2) & \cdots & L_N(\lambda_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ L_1(\lambda_t) & L_2(\lambda_t) & \cdots & L_N(\lambda_t) \end{bmatrix}$, 각 문셀조각의 파장을 행렬로 나타낸 값

N : 문셀조각 개수

t : 양자화된 파장 개수

각 기저함수의 가중치 l_{max}는 다음의 과정으로 구할 수 있다. 먼저, CIE 3자극치로 표현되는 각 수광체 응답은 식 (2-5)와 같다. 이를 변형하면 식 (3-8)과 같다.

$$
\begin{aligned}
q_k &= \int Q_k(\lambda)\left[\sum_{h=1}^{3} l_h L_h(\lambda)\right] d\lambda \\
&= \sum_{h=1}^{3}\left[l_h \int Q_k(\lambda) L_{h(\lambda)}\right] d\lambda
\end{aligned}
\qquad (3\text{-}8)
$$

식 (3-8)을 행렬 또는 벡터 형태로 표현하면 식 (3-9)와 같다.

$$
\begin{vmatrix} X \\ Y \\ Z \end{vmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_1 \\ l_2 \\ l_3 \end{bmatrix},
\qquad (3\text{-}9)
$$

$$\mathbf{q} = \mathbf{C}\,\boldsymbol{l}$$

여기서,

$c_{kh} = \int Q_k(\lambda) L_h(\lambda)\, d\lambda$, 변환행렬 **C**의 요소

영상의 가장 밝은 점에 해당하는 화소의 CIE 3자극치를 $\mathbf{q}_{max}$로 표현하고 여기에 해당하는 반사광의 기저함수의 가중치를 $\boldsymbol{l}_{max}$로 표현하면 반사광의 기저함수의 가중치는 식 (3-10)으로 구할 수 있다.

$$\boldsymbol{l}_{max} = \mathbf{C}^{-1}\,\mathbf{q}_{max} \qquad (3\text{-}10)$$

반사광의 기저함수를 구하기 위해서는 영상에서 명도값이 가장 큰 화소의 CIE 3자극치 $\mathbf{q}_{max}$ 를 이용해야 한다. 영상에서 명도값이 가장 큰 화소의 CIE 3자극치를 구하는 과정은 다음과 같다. 먼저 입력영상에서 명도값이 가장 큰 화소에서 RGB 칼라좌표계 각 채널의 값을 구한다. 여기서 구한 값 중에서 가장 큰 값을 RGB 칼라좌표계 각 채널값으로 대체한 후 이를 이용하여 CIE 3자극치를 구한다. 이를 표현하면 식 (3-11)과 같다.

$$\mathbf{q}_{max} = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \frac{1}{255} \times \begin{bmatrix} 0.588 & 0.179 & 0.183 \\ 0.290 & 0.606 & 0.105 \\ 0.000 & 0.068 & 1.021 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} rgb_{max} \\ rgb_{max} \\ rgb_{max} \end{bmatrix} \tag{3-11}$$

여기서,

$rgb_{max} = \max\{red, green, blue\}$

$red,\ green,\ blue$: 명도값이 가장 큰 화소의 RGB 칼라좌표계 각 채널값

이렇게 구해진 기저함수와 가중치로 영상에서 명도값이 가장 큰 화소에서의 반사광의 분광분포를 구할 수 있으며, 이를 이용하여 물체 표면반사함수를 구할 수 있다.

3.3 영상복원

위에서 추정한, 영상의 명도값이 가장 큰 화소의 반사광의 분광분

포 $\hat{L}_{max}(\lambda)$와 물체 표면반사함수 $R_{max}(\lambda)$를 이용하여 광원의 분광분포를 식 (3-12)를 이용하여 추정한다.

$$\hat{E}(\lambda) = \frac{\hat{L}_{max}(\lambda)}{R_{max}(\lambda)} \tag{3-12}$$

추정한 광원의 분광분포를 식 (2-8)에 적용하여 CIE표준광원 D_{65} 아래에서의 각 수광체 응답을 구한다. 여기서 CIE 3자극치를 RGB 칼라좌표계 각 채널값으로 변환할 때 식 (3-13)을 이용하여 일정하게 스케일한다.

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \alpha \times \begin{bmatrix} 1.971 & -0.549 & -0.297 \\ -0.954 & 1.936 & -0.027 \\ 0.064 & -0.129 & 0.982 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \tag{3-13}$$

여기서,

α : 스케일 인자(scale factor), $\frac{1}{rgb_{max}}$

이렇게 구한 RGB 칼라좌표계 각 채널값을 이용하여 칼라영상을 표현하면 이 칼라영상이 복원한 영상이 된다. 열화영상의 명도값이 가장 큰 화소에 대한 광원의 분광분포를 백색점에서의 광원의 분광분포로 사상하기 위해서 사용한 값이 α이다. 이 값에는 영상 내에 백색점이 포함되어 있을 경우에는 1의 값이 주어지며, 그렇지 않을 경우에는 가장 밝은 화소의 명도값에 따라 일정한 값을 주게 된다.

제 4 장 실험 및 고찰

제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 본 논문에서는 1250개 문셀조각과 CIE표준광원(A, C, Green 그리고 Yellow 광원)에서 얻은 영상을 이용하여 실험하였다. 제안한 방법을 이용하여 각 광원에서 얻은 칼라영상을 CIE표준광원 D_{65} 아래에서의 칼라영상으로 변환하고, 선형 및 쌍일차 모델을 이용한 가장 최근에 연구된 Cheng의 최대분광값 방법[13]과 비교하였다. 각 문셀조각은 400[nm]에서 700 [nm]까지 5[nm]의 간격으로 양자화 되어 있다.

그림 4-1은 1250개 문셀조각의 주요성분 중에서 처음 세 개의 값을 나타낸다. 세 개의 주요성분 중에서 첫 번째 주요성분은 대체로 일정하게 분포하지만, 이 그래프에서는 첫 번째 주요성분의 값이 일정하지 않고 높은 파장에서 더 큰 값을 가진다. 이는 붉은 색 계통의 문셀조각을 더 많이 사용하였기 때문으로 사료된다.

그림 4-2는 실험에 사용한 A, C, Green, Yellow 및 D_{65} 광원의 값을 그래프로 나타낸 것이다. 그림 4-3은 실험에 사용한 정경, 그림 4-4부터 그림 4-7까지는 각 광원에서 얻은 칼라영상이다.

그림 4-8부터 그림 4-11까지는 각 광원에서 얻은 칼라영상을 최대분광값 방법과 제안한 방법으로 복원한 칼라영상이다. 각 그림의 (a)는 최대분광값 방법으로 복원한 영상을 나타내고, (b)는 제안한 방법으로 복원한 영상을 나타낸다. 그림에서 알 수 있듯이 최대분광값 방법은 각 광원에서 얻은 영상의 칼라를 원 정경의 칼라로 제대로 복원하지 못하는데 이는 영상에 백색점이 없는 경우에도 백색점에 해당하는 가상의 화소를 만들어 물체 표면반사함수를 추정하기

때문이다. 이렇게 추정된 물체 표면반사함수로 인하여 잘못된 광원 추정이 이루어지고 영상의 칼라를 제대로 복원하지 못하는 문제점이 발생한다. 그러나, 제안한 방법에 의한 칼라영상 복원방법은 영상에 백색점이 없는 경우에도 명도값이 가장 큰 화소를 이용하기 때문에 적합한 물체 표면반사함수를 구할 수 있다. 그리고 입력영상의 명도값이 가장 큰 화소에서 백색점까지의 오차를 보상해주는 스케일 인자를 사용하기 때문에 영상을 자연스럽게 복원한다.

표 4-1은 원 정경과 복원영상의 칼라차이를 나타낸다. 칼라차이는 CIELAB 칼라좌표계를 사용하였다. 칼라차이는 식 (4-1)과 같다.

$$D = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2} \qquad (4\text{-}1)$$

여기서,

$\Delta L^* = L_s^*(i,j) - L_r^*(i,j)$

$\Delta a^* = a_s^*(i,j) - a_r^*(i,j)$

$\Delta b^* = b_s^*(i,j) - b_r^*(i,j)$

L_s^*, a_s^*, b_s^* :정경의 CIELAB 칼라좌표계 각 채널값

L_r^*, a_r^*, b_r^* :복원영상의 CIELAB 칼라좌표계 각 채널값

M, N : 정경과 복원영상의 가로와 세로 화소 수

제안한 방법으로 복원한 칼라영상의 칼라차이가 최대분광값 방법보다 더 작게 나오는데 이는 제안한 방법으로 영상을 복원할 경우, 정경과의 차이가 더 작음을 의미한다.

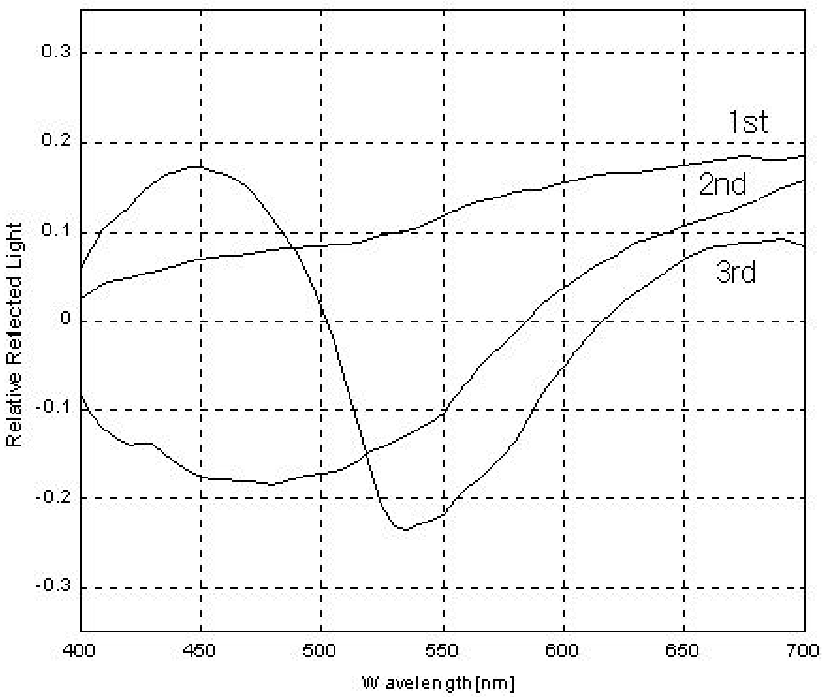

그림 4-1 문셀조각의 주요성분

Fig. 4-1 Principal components of munsell chips

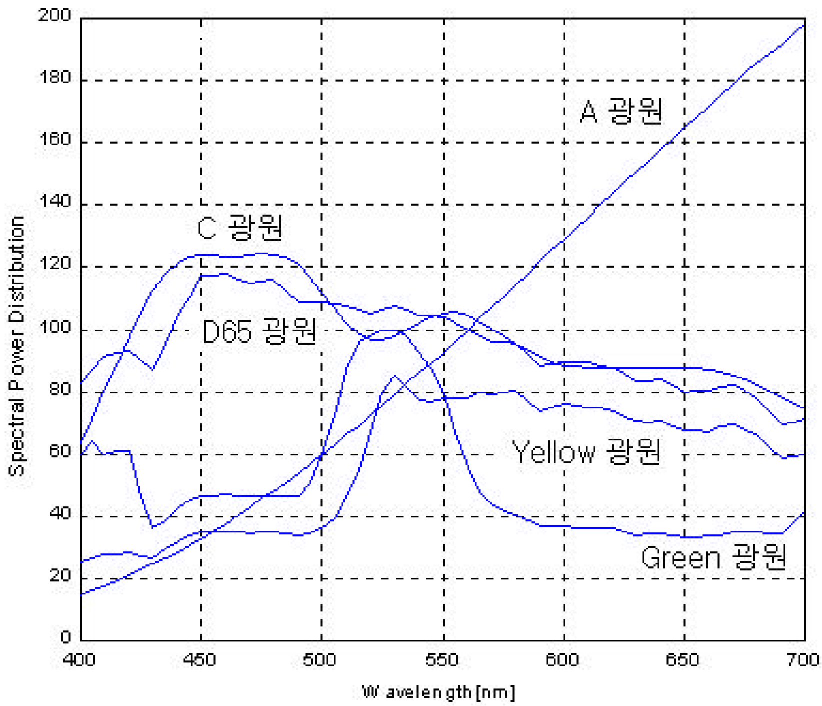

그림 4-2 실험에 사용한 광원

Fig. 4-2 Illuminant using experiments

그림 4-3 정경

Fig. 4-3 Scene

그림 4-4 A **광원에서 얻은 영상**

Fig. 4-4 Image obtained by the A illuminant

그림 4-5 C **광원에서 얻은 영상**

Fig. 4-5 Image obtained by the C illuminant

그림 4-6 Green **광원에서 얻은 영상**

Fig. 4-6 Image obtained by the Green illuminant

그림 4-7 Yellow **광원에서 얻은 영상**

Fig. 4-7 Image obtained by the Yellow illuminant

(a) 최대분광값 방법

(b) 제안한 방법

그림 4-8 A 광원에서 얻은 영상을 복원한 영상

Fig. 4-8 The recovered images obtained under the A illuminant

(a) **최대분광값 방법**

(b) **제안한 방법**

그림 4-9 C **광원에서 얻은 영상을 복원한 영상**

Fig. 4-9 The recovered images obtained under the C illuminant

(a) 최대분광값 방법

(b) 제안한 방법

그림 4-10 Green 광원에서 얻은 영상을 복원한 영상

Fig. 4-10 The recovered images obtained under the Green illuminant

(a) 최대분광값 방법

(b) 제안한 방법

그림 4-11 Yellow 광원에서 얻은 영상을 복원한 영상

Fig. 4-11 The recovered images obtained under the Yellow illuminant

표 4-1 정경과 복원영상의 칼라차이

Table. 4-1 Color differences between scene and recovery images

	A 광원	C 광원	Green 광원	Yellow 광원
최대분광값 방법	0.0892	0.0538	0.0699	0.0525
제안한 방법	0.0562	0.0228	0.0357	0.0226

제 5 장 결 론

본 논문에서는 반사광의 분광분포와 밝기성분을 이용한 물체 표면반사함수의 선형 및 쌍일차 모델을 이용하여 칼라 항상성 알고리즘을 구현하고 이를 이용하여 칼라영상을 복원하는 새로운 방법을 제안하였다. 제안한 칼라영상 복원방법은 먼저 영상에서 명도값이 가장 큰 화소의 CIELAB 칼라좌표계 각 채널값과 문셀조각을 이용하여 반사광의 분광분포를 추정하였다. 그리고 이 화소에 대응하는 물체 표면반사함수는 주요성분해석을 통하여 추정하는데 여기서 CIE 3자극치는 칼라영상에서 명도값이 가장 큰 화소의 red, green 및 blue 값 중에서 가장 큰 값을 찾은 후 이 값을 다시 red, green 및 blue 각각의 값으로 대체하고 이를 CIE 3자극치로 변환하여 사용하였다. 이렇게 구해진 물체 표면반사함수와 반사광의 분광분포를 이용하여 입력영상에서 각 화소에서의 CIE 3자극치를 구한 후 이를 일정하게 스케일하여 영상을 복원하였다.

실험을 통하여 선형 및 쌍일차 모델을 이용하여 Cheng이 최근에 제안한 최대분광값 방법에서 영상에 백색점이 없는 경우에 광원추정을 잘못하여 영상을 제대로 복원할 수 없는 문제점을 해결하였다.

참고 문헌

[1] R. C. Gonzales, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.

[2] 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.

[3] Jeong Hoon Lee, Cheol Hee Lee, Ho Young Lee, and Young Ho Ha, "Effective Illumination Estimation and Color Recovery," *Proceeding of the 1999 Korean Signal Processing Conference*, Pohang, Korea, pp. 675-678, Oct. 1999.

[4] E. H. Land and J. J. McCann, "Lightness and retinex theory," *J. Optical Soc. Am.*, Vol. 61, pp. 1-11, Jan. 1971.

[5] M. D. Fairchild, *Color Appearance Models*, Addison-Wesley, 1997.

[6] D. A. Forsyth, "A Novel Algorithm for Color Constancy," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 5, No. 1, pp. 5-36, 1990.

[7] W. T. Freeman and D. Brainard, "Bayesian Decision Theory, the Maximum Local Mass, and Color Constancy," *Proc. Int'l Conf. Computer Vision*, pp. 210-217, 1995.

[8] D. Brainard and W. T. Freeman, "Bayesian Color Constancy," *J. Optical Soc. Am. A*, Vol. 14, No. 7, pp. 1393-1411, July 1997.

[9] L. T. Maloney and B. A. Wandell, "Color Constancy : A method for recovering surface spectral reflectance," *J. Optical Soc. Am. A*, Vol. 3, No. 1, pp. 29-33, Jan. 1986.

[10] D. H. Brainard and B. A. Wandell, "Analysis of the retinex theory of color vision," *J. Optical Soc. Am. A*, Vol. 3, No. 10, pp. 1651-1661, Oct. 1986.

[11] M. D'Zmura and P. Lennie, "Mechanisms of Color Constancy," *J. Optical Soc. Am. A*, Vol. 3, No. 10, pp. 1662-1672, Oct. 1986.

[12] M. D'Zmura, "Color constancy : surface color from changing illumination," *J. Optical Soc. Am. A*, Vol. 9, No. 3, pp. 490-493, Mar. 1992.

[13] 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.

[14] J. Ho, B. V. Funt, and M. S. Drew, "Separating a Color Signal into Illumination and Surface Reflectance Components: Theory and Applications," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, No. 10, Oct. 1990.

[15] M. D'Zmura and G. Iverson, "Color constancy. Ⅰ. Basic Theory of Two-Stage Linear Recovery of Spectral

Descriptions for Lights and Surfaces," *J. Optical Soc. Am. A*, Vol. 10, No. 10, pp. 2148-2165, Oct. 1964.

[16] B. A. Wandell, "The Synthesis and Analysis of Color Images," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-9, No. 1. Jan. 1987.

[17] G. Sapiro, "Color and Illuminant Voting," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21, No. 11, Nov. 1999.

[18] F. W. Billmeyer, *Principles of Color Technology*, John Wiley & Sons, 1981.

[19] J. Parkkinen and T. Jaaskelainen, "Color Representation Using Statistical Pattern Recognition," *APPLIED OPTICS*, Vol. 26, No. 19, pp. 4240-4245, Oct. 1987.

[20] **朴度洋**, ***實用色彩學***, **半島出版社**, 1997.

[21] M. W. Matlin, *Sensation and Perception*, 2nd edition, Allyn and Bacon Inc., 1988.

[22] R. W. G. Hunt, *The Reproduction of Colour in Photography, Printing and Television*, Fountain Press, 1987.

[23] L. D. Grandis, *Theory and Use of Color*, Blandford Press, 1986.

[24] G. D. Finlayson, M. S. Drew, and B. F. Funt, "Spectral Sharpening: Sensor Transformations for Improved Color Constancy, " *J. Optical Soc. Am. A*, Vol. 11, pp. 1553-1563, 1994.

[25] D. B. Judd, D. L. MacAdam, and G. Wyszecki, "Spectral

Distribution of Typical Daylight as a Function of Correlated Color Temperature," *J. Optical Soc. Am. A*, Vol. 54, pp. 1031-1040, 1964.

[26] P. Colland and A. M. Bruckstein, "Why R.G.B.? Or How to Design Color Displays for Martians," *Graphical Models and Image Processing*, Vol. 58, No. 5, pp. 405-412, Sep. 1996.

[27] H. Levkowitz and G. T. Herman, "GLHS: A Generalized Lightness, Hue, and Saturation Color Model," *CVGIP*, Vol. 55, No. 4, pp. 271-285, July 1993.

[28] L. T. Maloney, "Evaluation of Linear Models of Surface Spectral Reflectance with Small Number of Parameters," *J. Optical Soc. Am. A*, Vol. 3, pp. 1673-1683, 1986.

[29] J. Cohen, "Dependency of the Spectral Reflectance Curves of the Munsell Color Chips," *Psychoneurological Science*, Vol. 1, pp. 369-370, 1964.

[30] M. J. Vrhel, R. Gershon, and L. S. Iwan, "Measurement and Analysis of Object Reflectance Spectra," *Color Research and Application*, Vol. 19, pp. 4-9, 1994.

[31] L. T. Maloney, "Evaluation of Linear Models of Surface Spectral Reflectance with Small Numbers of Parameters," *J. Optical Soc. Am. A*, Vol. 3, No. 10, pp. 1031-1040, Oct. 1964.

[32] J. Parkkinen, J. Hallikainen, and T. Jaaskelainen, "Characteristic Spectra of Munsell Colors," *J. Optical Soc. Am. A*, Vol. 6, No. 2 pp. 318-322, Feb. 1989.

[33] T. Jaaskelainen, J. Parkkinen, and S. Toyooka, "Vector-Subspace Model for Color Representation," *J. Optical Soc. Am. A*, Vol. 7, No. 4, pp. 725-730, Apr. 1990.