논문 2013-50-10-16

상관 계수를 이용한 유사 모집단 기반의 분광 반사율 추정

(Spectral Reflectance Estimation based on Similar Training Set using Correlation Coefficient)

유 지 훈*, 하 호 건*, 김 대 철*, 하 영 호**

(Ji-Hoon Yoo[©], Ho-Gun Ha, Dae-Chul Kim, and Yeong-Ho Ha)

요 약

일반적으로 영상의 색은 RGB 카메라 시스템의 red, green, blue 채널들을 사용하여 재현된다. 하지만 세 채널들의 정보만으로 실제 장면의 분광 반사율을 추정하는데 한계가 있다. 이 때문에 RGB 카메라 시스템은 색을 정확하게 재현하지 못한다. 이 한계를 극복하고 정확한 색을 재현하기 위해 다채널 카메라 시스템을 사용하여 분광 반사율을 추정하는 연구들이 활발히 진행되고 있다. 최근 분광 유사도를 사용하여 카메라 응답에 따라 기존 모집단에서 유사 모집단을 적응적으로 구성하는 분광 반사율 추정법이 소개되었다. 하지만 이 방법에는 평균 거리와 최대 거리 기반의 분광 유사도가 적용되었기 때문에 유사 모집단의 정확도가 저하된다. 본 논문에서는 유사 모집단의 정확도를 향상시키기 위해 상관 계수 기반의 분광 유사도가 적용된 분광 반사율 추정법을 제안하였다. 먼저 기존 모집단과 위너(Wiener) 추정법을 통해 획득된 분광 반사율 간의 상관 계수를 계산한다. 다음으로 상관 계수에 따라 기존 모집단에서 유사 모집단을 구성한다. 마지막으로 유사 모집단이 적용된 위너 추정법을 수행하여 분광 반사율을 추정한다. 제안된 방법과 이전의 방법들의 성능을 평가하기 위해 실험 결과를 비교하였다. 그 결과, 제안한 방법이 제일 우수한 성능을 나타내었다.

Abstract

In general, a color of an image is represented by using red, green, and blue channels in a RGB camera system. However, only information of three channels are limited to estimate a spectral reflectance of a real scene. Because of this, the RGB camera system can not accurately represent the color. To overcome this limitation and represent an accurate color, researches to estimate the spectral reflectance by using a multi-channel camera system are being actively proceeded. Recently, a reflectance estimation method adaptively constructing a similar training set from a traditional training set according to a camera response by using a spectral similarity was introduced. However, in this method, an accuracy of the similar training set is reduced because the spectral similarity based on an average and a maximum distances was applied. In this paper, a reflectance estimation method applied a spectral similarity based on a correlation coefficient is proposed to improve the accuracy of the similar training set. Firstly, the correlation coefficient between the similar training set and the spectral reflectance obtained by Wiener estimation method is calculated. Secondly, the similar training set is constructed from the traditional training set according to the correlation coefficient. Finally, Wiener estimation method applied the similar training set is performed to estimate the spectral reflectance. To evaluate a performance of the proposed method with previous methods, experimental results are compared. As a result, the proposed method showed the best performance.

Keywords : Multispectral imaging, Wiener estimation method, Reflectance

* 학생회원, ** 정회원, 경북대학교 전자공학부

(School of Electronics Engineering, Kyungpook National University)

© Corresponding Author(E-mail: jhryoo85@nate.com)

※ 본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2013년도 콘텐츠산업기술지원사원의 연구결과로 수행되었음

※ 이 논문은 2012학년도 경북대학교 학술연구비에 의하여 연구되었음

접수일자: 2013년5월21일, 수정완료일: 2013년10월3일

I. 서 론

일반적으로 RGB(red, green, blue) 카메라 시스템을 통해 획득된 영상은 3차원의 색 정보들로 구성된다. 하지만 실제의 장면의 분광반사율을 RGB 채널만을 이용하여 재현하기에는 색 정보가 부족하여 실제의 장면의 색을 정확히 재현하지 못한다.

RGB 카메라 시스템의 색 재현 한계를 해결하기 위하여 다양한 색 정보를 이용한 색 재현의 방법으로 다채널 카메라 시스템이 제안되었다^[1]. 다채널 카메라 시스템은 현재 사용되고 있는 단채널 혹은 3채널을 확장한 개념으로 단채널 카메라에 다수의 광학 필터들을 추가하여 광학 필터들의 수와 동일한 수의 다채널 영상들을 획득할 수 있는 시스템이다. 따라서 다채널 카메라 시스템은 물체의 본연의 색인 분광 반사율을 많은 정보를 이용하여 보다 정확히 추정할 수 있게 한다.

다채널 카메라 시스템에 관한 연구 중 하나는 다채널 카메라 시스템을 통해 획득된 카메라 응답으로부터 실제 장면의 분광 반사율을 추정하는 방법이 있다^[1~15]. 이 방법은 저차원의 카메라 응답으로부터 고차원의 분광 반사율을 추정한다. 이 과정에서 해가 없는 문제(ill-posed problem)가 발생하게 된다. 이 문제를 해결하기 위한 방법으로는 위너(Wiener) 추정법^[2~3, 9~15], 주성분 분석법^[1, 3~6], 의사역 계산법^[1~3, 7~8] 등이 있다. 이 중에서 위너 추정법이 가장 간단하고 정확한 방법으로 써 널리 사용되고 있다.

분광 반사율을 추정하는 연구에 있어 최근 카메라 응답에 따라 적응적으로 모집단을 구성하여 분광 반사율을 추정하는 방법들이 소개되었다^[13~15]. 먼저 기존 모집단과 위너 추정법을 통해 1차 근사화된 분광 반사율 간의 분광 유사도를 계산한다. 다음으로 분광 유사도에 따라 기존 모집단에서 1차 근사화된 분광 반사율과 유사한 분광 반사율을 선택하여 유사 모집단을 구성한다. 마지막으로 유사 모집단을 위너 추정법에 다시 적용하여 분광 반사율을 추정한다. 이 중에서 Shen은 거리 기반의 분광 유사도를 통해 유사 모집단을 구성하는 방법을 제안하였다^[15]. 이 방법은 분광 유사도에 평균값을 적용하였다. 이 때문에 1차 근사화된 분광 반사율과 유사하지 않은 분광 반사율들이 기존 모집단에서 유사 모집단으로 선택되는 문제점이 발생한다.

본 논문에서는 유사 모집단의 정확도를 향상시키기

위해 분광 유사도에 확률 기반의 상관 계수를 적용하였다. 이를 통해 카메라 응답에 따라 기존 모집단에서 적응적으로 유사 모집단을 정확하게 구성하는 적응적 위너 추정법을 제안하였다.

II. 다채널 카메라 시스템

다채널 카메라 시스템은 그림 1과 같이 나타낸다. 단채널 카메라에 다수의 광학 필터들을 추가하여 광학 필터들의 수와 동일한 수의 다채널 영상들을 획득할 수 있는 시스템이다^[1]. i 번째($1 \leq i \leq k$) 광학 필터에 대한 영상의 카메라 응답 V_i 는 다음 식과 같이 정의된다.

$$V_i = \int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} f_i(\lambda) E(\lambda) S(\lambda) O(\lambda) d\lambda \quad (1)$$

여기서 $f_i(\lambda)$ 는 i 번째 광학 필터의 분광 투과율, $E(\lambda)$ 는 광원의 분광 분포, $S(\lambda)$ 는 카메라 센서의 분광 감도, $O(\lambda)$ 는 물체의 분광 반사율을 나타낸다. $\lambda_{\max}$ 와 $\lambda_{\min}$ 는 각각 파장 대역의 최대값과 최소값을 나타낸다. 식 (1)을 가시 파장 대역에 대해서 s 개의 동일한 간격으로 샘플링하여 벡터와 행렬식으로 표현하면 다음 식과 같이 재정의된다.

$$\mathbf{V} = \mathbf{F}\mathbf{O} \quad (2)$$

여기서 $\mathbf{V}$ 는 카메라 응답의 $k \times 1$ 벡터를 나타내고 $\mathbf{O}$ 는 물체의 분광 반사율에 대한 $s \times 1$ 벡터를 나타낸다. $\mathbf{F}$ 는 시스템 센서의 $k \times s$ 행렬을 나타내며 다음 식과 같이 정의된다.

그림 1. 다채널 카메라 시스템

Fig. 1. Multi-channel camera system.

$$\mathbf{F} = \mathbf{fES} \quad (3)$$

여기서 $\mathbf{f}$ 는 광학 필터의 투과율에 대한 $k \times s$ 행렬, $\mathbf{E}$ 는 광원의 분광 분포에 대한 $s \times s$ 대각선 행렬, $\mathbf{S}$ 는 카메라 센서의 분광 감도에 대한 $s \times s$ 대각선 행렬을 나타낸다. 본 연구에서는 400nm에서 700nm까지의 파장 대역을 사용하였다. 그리고 이 대역을 10nm 간격으로 샘플링하였다.

III. 기존의 분광 반사율 추정법

1. 위너 추정법 기반의 분광 반사율 추정법

위너 추정법은 저차원의 정보들로부터 고차원의 정보들을 추정하는 학습기반 방법이다^[2,3,9-15]. 위너 추정법 기반의 분광 반사율 추정법은 시스템 센서의 행렬, 분광 반사율의 공분산 행렬로 구성된 추정 행렬을 계산하는 것이 핵심이다.

카메라 응답 $\mathbf{V}$ 로부터 측정된 분광 반사율 $\mathbf{O}$ 를 구하기 위해 $\mathbf{O}$ 는 식 (2)로부터 다음 식과 같이 정의된다.

$$\mathbf{O} = \mathbf{F}^{-1}\mathbf{V} \quad (4)$$

하지만 일반적으로 $\mathbf{O}$ 의 s 차원이 $\mathbf{V}$ 의 k 차원보다 높기 때문에 추정 행렬 $\mathbf{G}$ 가 필요하다. 따라서 위너 추정법을 통해 추정된 분광 반사율 $\hat{\mathbf{O}}_w$ 는 다음 식과 같이 정의된다.

$$\hat{\mathbf{O}}_w = \mathbf{G}\mathbf{V} \quad (5)$$

여기서 $\mathbf{G}$ 는 $\mathbf{O}$ 와 $\hat{\mathbf{O}}_w$ 간의 MSE(mean square error)를 최소화하는 행렬로 다음의 식과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \text{MSE} &= E[(\mathbf{O} - \hat{\mathbf{O}}_w)(\mathbf{O} - \hat{\mathbf{O}}_w)^t] \\ &= E[(\mathbf{O} - \mathbf{G}\mathbf{V})(\mathbf{O} - \mathbf{G}\mathbf{V})^t] \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 $E[\mathbf{x}]$ 는 $\mathbf{x}$ 의 평균을 나타낸다. MSE를 계산한 결과, $\mathbf{G}$ 는 다음의 식과 같이 정의된다.

$$\mathbf{G} = \mathbf{C}_{OV}\mathbf{C}_V^{-1} \quad (7)$$

여기서 $\mathbf{C}_X$ 과 $\mathbf{C}_{XY}$ 는 각각 $\mathbf{X}$ 의 공분산 행렬과 $\mathbf{X}$ 과 $\mathbf{Y}$ 간의 상호 공분산 행렬로 다음 식과 같이 정의된다.

$$\mathbf{C}_X = E[\mathbf{X}\mathbf{X}^t] \quad (8)$$

$$\mathbf{C}_{XY} = E[\mathbf{X}\mathbf{Y}^t] \quad (9)$$

카메라 시스템에서 잡음 $\mathbf{N}$ 을 고려할 경우, $\mathbf{V}$ 는 다음 식과 같이 재정의된다.

$$\mathbf{V} = \mathbf{F}\mathbf{O} + \mathbf{N} \quad (10)$$

만약 카메라 시스템의 구성 요소들에 대한 분광 정보들을 사전에 알고 있다면 $\mathbf{C}_{OV}$ 와 $\mathbf{C}_V$ 는 다음 식과 같이 정의된다.

$$\mathbf{C}_{OV} = \mathbf{C}_O\mathbf{F}^t + \mathbf{C}_{ON} \quad (11)$$

$$\mathbf{C}_V = \mathbf{F}\mathbf{C}_O\mathbf{F}^t + \mathbf{F}\mathbf{C}_{ON} + \mathbf{C}_{ON}\mathbf{F}^t + \mathbf{C}_N \quad (12)$$

$\mathbf{G}$ 는 식 (11)과 식 (12)를 식 (7)에 대입함으로써 다음 식과 같이 재정의된다.

$$\mathbf{G} = \mathbf{C}_O\mathbf{F}^t(\mathbf{F}\mathbf{C}_O\mathbf{F}^t + \mathbf{C}_N)^{-1} \quad (13)$$

여기서 $\mathbf{C}_N$ 은 평균이 0인 정규 분포를 가진 잡음을 나타내며 다음 식과 같이 각각의 채널에 대해 독립적이다.

$$\mathbf{C}_N = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & & 0 \\ & \ddots & \\ & & \sigma_i^2 & \\ & & & \ddots & \\ 0 & & & & \sigma_k^2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

본 연구에서는 계산의 간소화를 위해 카메라 잡음을 고려하지 않는다. 따라서 $\hat{\mathbf{O}}_w$ 는 식 (13)을 식 (5)에 대입한 결과, 다음 식과 같이 정의되고 이는 1차 근사화된 분광 반사율을 나타낸다.

$$\hat{\mathbf{O}}_w = \mathbf{C}_O\mathbf{F}^t(\mathbf{F}\mathbf{C}_O\mathbf{F}^t)^{-1}\mathbf{V} \quad (15)$$

2. 적응적 위너 추정법 기반의 분광 반사율 추정법

분광 반사율 추정법의 성능은 모집단이 적용된 분광 반사율의 공분산 행렬에 의해 결정된다. 이는 모집단의 구성에 따라 추정 성능이 결정되는 것을 의미한다. 이를 바탕으로 적응적 위너 추정법 기반의 분광 반사율 추정법은 실제 장면에 대한 분광 반사율의 형태와 유사한 분광 반사율들을 모집단으로 구성하여 보다 더 정확한 분광 반사율을 추정하는 방법이다.^[13-15].

그림 2. 적응적 위너 추정법 기반의 분광 반사율 추정법에 대한 흐름도

Fig. 2. Flowchart of reflectance estimation method based on adaptive Wiener estimation.

적응적 위너 추정법 기반의 분광 반사율 추정의 전체 흐름은 그림 2에 나타내었다. 먼저 카메라 응답에 따라 기존 모집단의 분광 반사율 O_i 와 위너 추정법을 통해 1차 근사화된 분광 반사율 $\hat{O}_W$ 간의 분광 유사도를 각각 계산하여 유사한 순으로 정렬한다. 다음으로 이에 해당하는 분광 반사율들을 기존 모집단에서 적응적으로 선택하여 유사 모집단을 구성한다. 마지막으로 유사 모집단이 적용된 위너 추정법을 다시 수행한다. 이 때문에 위너 추정법 기반의 분광 반사율 추정법보다 더 많은 계산을 요구한다. 하지만 보다 더 정확한 분광 반사율의 추정이 가능하다.

최근에 Shen이 제안한 방법은 유사 모집단을 구성하기 위해 거리 기반의 분광 유사도를 적용하여 기존 모집단을 개선하였다^[15]. 이 방법의 유사 모집단 구성은 다음과 같다. 먼저 기존 모집단의 분광 반사율 O_i 와 1차 근사화된 분광 반사율 $\hat{O}_W$ 의 형태를 정확하게 비교하기 위해 O_i 와 $\hat{O}_W$ 에 Frobenius norm을 적용하여 다음 식과 같이 정규화를 수행한다.

$$(O_{i,Dn}, \hat{O}_{W,Dn}) = \left(\frac{O_i}{\|O_i\|}, \frac{\hat{O}_W}{\|\hat{O}_W\|} \right) \quad (16)$$

여기서 $O_{i,Dn}$ 은 O_i 의 정규화를 나타내고 $\hat{O}_{W,Dn}$ 는

$\hat{O}_W$ 의 정규화를 나타낸다. $\|x\|$ 는 x 의 Frobenius norm을 나타낸다.

거리 기반의 분광 유사도 $d_{i,DW}$ 는 전체 샘플링 포인트에 대해서 $O_{i,Dn}$ 과 $\hat{O}_{W,Dn}$ 간의 거리들의 평균값과 최대값의 합으로 다음 식과 같이 정의된다.

$$d_{i,DW} = 0.5 \text{mean} [|O_{i,Dn} - \hat{O}_{W,Dn}|] + 0.5 \text{max} [|O_{i,Dn} - \hat{O}_{W,Dn}|] \quad (17)$$

여기서 $|x|$ 는 x 의 절대값을 나타낸다.

$d_{i,DW}$ 를 유사 모집단에 속한 분광 반사율들의 개수 L 까지 오름차순으로 정렬한 뒤, 기존 모집단으로부터 $d_{i,DW}$ 에 해당하는 O_i 를 선택함으로써 유사 모집단 $T_{S,DW}$ 가 다음 식과 같이 정의된다.

$$T_{S,DW} = \{O_1, \dots, O_i, \dots, O_L\} \quad (18)$$

만약 $T_{S,DW}$ 의 O_i 에 $\hat{O}_W$ 와 유사한 순으로 가중치를 크게 부여한다면 유사 모집단의 정확도가 향상된다고 가정한다. 이 가정을 기반으로 가중치 $w_{i,DW}$ 는 다음 식과 같이 정의되며 $T_{S,DW}$ 에 적용된다.

$$w_{i,DW} = \text{round}[d_{L,DW}/d_{i,DW}] \quad (19)$$

여기서 $\text{round}[x]$ 는 x 의 반올림을 나타낸다.

최종적으로 $w_{i,DW}$ 가 적용된 유사 모집단 $T_{WS,DW}$ 는 다음의 식과 같이 정의된다.

$$T_{WS,DW} = \left\{ \underbrace{O_1, \dots, O_1}_{w_{1,DW} \text{ times}}, \dots, \underbrace{O_i, \dots, O_i}_{w_{i,DW} \text{ times}}, \dots, \underbrace{O_L}_{1 \text{ time}} \right\} \quad (20)$$

Shen의 방법은 분광 유사도에 평균값을 적용하기 때문에 그림 4의 (c)에서와 같이 전체 샘플링 포인트들에 대해서 기존 모집단의 분광 반사율과 1차 근사화된 분광 반사율 간의 거리들이 유사한 경우와 유사하지 않은 경우의 평균값이 같을 때, 동일한 분광 유사도로 계산되어 유사 모집단에 적용된다. 그 결과, 분광 유사도는 크지만 이에 해당하는 분광 반사율은 1차 근사화된 분광 반사율과 유사하지 않은 문제점이 발생한다. 따라서 본 논문에서는 분광 유사도의 상관 계수를 모집단에 적용하여 유사 모집단을 구성함으로써 분광 반사율 추정의 정확도를 향상시키는 방법을 제안한다.

IV. 제안된 적응적 위너 추정법 기반의 분광 반사율 추정법

제안된 방법은 분광 유사도에 상관 계수를 적용하여 기존 모집단의 분광 반사율들과 1차 근사화된 분광 반사율 간의 상관도를 각각 파악하였다. 이를 통해 기존 모집단으로부터 유사 모집단을 정확하게 구성하였다.

제안된 방법의 유사 모집단 구성은 다음과 같다. 기존 모집단의 분광 반사율 O_i 와 1차 근사화된 분광 반사율 $\hat{O}_W$ 의 형태를 정확하게 비교하기 위해 최대값과 최소값을 적용하여 정규화를 수행한다. 이는 분광 정보들 간의 일관성과 중복을 방지시키기 위해 O_i 와 $\hat{O}_W$ 의 분광 정보들을 0과 1사이의 동일한 범위 안에 분포시키는 것으로 다음 식과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} & (O_{i,Cn}, \hat{O}_{W,Cn}) \\ &= \left(\frac{O_i - \min(O_i)}{\max(O_i) - \min(O_i)}, \frac{\hat{O}_W - \min(\hat{O}_W)}{\max(\hat{O}_W) - \min(\hat{O}_W)} \right) \end{aligned} \quad (21)$$

여기서 $O_{i,Cn}$ 은 O_i 의 정규화를 나타내고 $\hat{O}_{W,Cn}$ 은 $\hat{O}_W$ 의 정규화를 나타낸다.

유사 모집단의 정확도를 향상시키기 위해 전체 샘플링 포인트들에 대해서 유사 모집단의 분광 반사율들을 1차 근사화된 분광 반사율과의 크기보다는 형태를 최대한 고려하여 기존 모집단으로부터 선택해야 한다. 이를 위해 분광 유사도 $c_{i,CW}$ 에 $O_{i,Cn}$ 과 $\hat{O}_{W,Cn}$ 간의 상관도를 파악할 수 있는 상관 계수를 적용하였으며 $c_{i,CW}$ 는 다음 식과 같이 정의된다.

$$c_{i,CW} = \frac{\text{cov}(O_{i,Cn}, \hat{O}_{W,Cn})}{\sqrt{\text{var}(O_{i,Cn})\text{var}(\hat{O}_{W,Cn})}} \quad (22)$$

여기서 $\text{cov}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 는 $\mathbf{X}$ 과 $\mathbf{Y}$ 간의 상호 공분산 행렬을 나타내고 $\text{var}(\mathbf{X})$ 는 $\mathbf{X}$ 의 분산을 나타낸다.

$c_{i,CW}$ 를 유사 모집단에 속한 분광 반사율들의 개수 L 까지 내림차순으로 정렬한 뒤, 기존 모집단으로부터 $c_{i,CW}$ 에 해당하는 O_i 를 선택함으로써 유사 모집단 $T_{S,CW}$ 가 다음 식과 같이 정의된다.

$$T_{S,CW} = \{O_1, \dots, O_i, \dots, O_L\} \quad (23)$$

$T_{S,CW}$ 을 개선시키기 위해 거리 기반의 가중치 $w_{i,CW}$ 를 $T_{S,CW}$ 에 부여하였다. 이는 $c_{i,CW}$ 에 확률 기반의 상관 계수에 의해 큰 상관 계수를 가지지만 $O_{i,Cn}$ 과 $\hat{O}_{W,Cn}$ 간의 상관도는 낮을 수가 있고, 이와 반대로 작은 상관 계수를 가지지만 $O_{i,Cn}$ 과 $\hat{O}_{W,Cn}$ 간의 상관도는 높을 수도 있다. 이로 인해 분광 반사율들 간의 형태를 비교함에 있어서 오차를 다소 포함하고 있다. 따라서 $O_{i,Cn}$ 과 $\hat{O}_{W,Cn}$ 간의 거리 기반의 $w_{i,CW}$ 를 $T_{S,CW}$ 에 부여하여 상관 계수로 인한 오차를 보완하였다. 먼저 전체 샘플링 포인트들에 대해서 O_i 와 $\hat{O}_W$ 사이의 거리의 평균값과 최대값의 합이 적용된 $d_{i,CW}$ 는 다음 식과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} d_{i,CW} &= 0.5 \text{mean}\{|O_{i,Cn} - \hat{O}_{W,Cn}|\} \\ &+ 0.5 \max\{|O_{i,Cn} - \hat{O}_{W,Cn}|\} \end{aligned} \quad (24)$$

다음으로 $w_{i,CW}$ 는 최대 $d_{i,CW}$ 와 각각의 $d_{i,CW}$ 의 비율로 다음 식과 같이 정의되며 $T_{S,CW}$ 에 적용된다.

$$w_{i,CW} = \text{round} [d_{\max,CW}/d_{i,CW}] \quad (25)$$

여기서 $\text{round}[x]$ 는 x 의 반올림을 나타낸다. 최종적으로 $w_{i,CW}$ 가 적용된 유사 모집단 $T_{WS,CW}$ 는 다음 식과 같이 정의된다.

$$T_{WS,CW} = \left\{ \underbrace{O_1, \dots, O_1}_{w_{1,CW} \text{ times}}, \dots, \underbrace{O_i, \dots, O_i}_{w_{i,CW} \text{ times}}, \dots, \underbrace{O_L, \dots, O_L}_{w_{L,CW} \text{ times}} \right\} \quad (26)$$

V. 실험 및 결과

본 실험에서는 6개의 광학 필터들과 단채널 카메라로 구성된 다채널 카메라 시스템과 D65 광원을 사용하였다. 광학 필터로는 Lambda사의 10-2 Optical Filter Changer를 사용하였고 단채널 카메라로는 Photometrics사의 CoolSNAPES CCD Monochrome Camera를 사용하였다. 위너 추정법의 모집단으로는 1,485개의 Munsell 색 패치들에 대한 분광 반사율들을 사용하였고 테스트 색 패치로는 Macbeth ColorChecker(MCC)의 색 패치들을 사용하였다^[16].

제안된 방법의 추정 성능을 평가하기 위해 실험을 통

그림 3. 유사 모집단에 속한 분광 반사율의 개수에 따른 제안된 방법의 평균 RMSE

Fig. 3. Mean RMSE of proposed method according to the number of spectral reflectances in similar training set.

해 위너 추정법과 Shen의 방법을 비교 분석하였다. 이를 위해 측정된 분광 반사율과 추정된 분광 반사율 간의 RMSE(root mean square error)를 적용하였으며 다음 식과 같이 정의된다.

$$RMSE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \left\{ \sqrt{(O_i - \hat{O})^2} \right\} \quad (27)$$

각각의 방법에 대한 추정 성능을 평가하기에 앞서, 제안된 방법의 유사 모집단에 속한 분광 반사율의 개수를 다르게 구성하여 최적의 개수를 알아보는 실험을 하였다. 그림 3은 제안된 방법에 분광 반사율의 개수를 다르게 구성한 유사 모집단들을 적용하여 MCC의 색 패치에 대한 평균 RMSE를 나타내었다. 그림 3에서 알 수 있듯이 평균 RMSE는 유사 모집단에 속한 분광 반사율의 개수에 따라서 가변적이며 개수가 너무 작을 경우, 추정 성능이 떨어지는 것을 알 수 있다. 따라서 75 개로 구성하였을 때, 분광 반사율을 추정함에 있어서 최적의 개수임을 확인하였다.

유사 모집단의 정확도를 평가하기 위해 1차 근사화된 분광 반사율을 기준으로 Shen의 방법과 제안된 방법의 유사 모집단을 비교하는 실험을 하였다. 그림 3은 각각의 방법에 대한 유사 모집단을 나타낸다. 유사 모집단의 분광 반사율들과 1차 근사화된 분광 반사율 간의 형태를 정확하게 비교하기 위해 다음 식과 같이 정규화를 수행하였다.

$$\text{Normalization} = \frac{O - \min(O)}{\max(O) - \min(O)} \quad (28)$$

그림 4에서 알 수 있듯이 기존 모집단으로부터 유사 모집단을 구성할 때, 제안된 방법은 Shen의 방법에 적용된 거리 기반의 분광 유사도와는 다르게 상관 계수

(a)

(b)

(c)

(d)

그림 4. 유사 모집단의 정규화; (a) MCC의 1번, 2번, 3번 색 패치 (b) 색 패치에 따른 1차 근사화된 분광 반사율에 대한 정규화 (c) Shen의 방법 (d) 제안된 방법

Fig. 4. Normalization of similar training set; (a) color patch no. 1, no. 2, and no. 3 in MCC, (b) normalization for first approximated spectral reflectance according to color patch, (c) Shen's method, and (d) proposed method.

그림 5. MCC의 색 패치에 따른 RMSE

Fig. 5. RMSE according to color patch of MCC.

기반의 분광 유사도를 적용함으로써 1차 근사화된 분광 반사율과 유사하지 않은 분광 반사율들을 유사 모집단에서 최대한 배제시켰다. 그 결과, 유사 모집단의 정확도에 대해서 제안된 방법이 Shen의 방법보다 더 향상

표 1. MCC의 색 패치에 따른 평균 RMSE
Table 1. Mean RMSE according to color patch of MCC.

	Wiener estimation	Shen's method	Proposed method
No. 1	0.006657	0.005935	0.005206
No. 2	0.022467	0.026671	0.015954
No. 3	0.012424	0.019617	0.016663
No. 4	0.012589	0.011474	0.010771
No. 5	0.018288	0.009743	0.010746
No. 6	0.014196	0.006719	0.007272
No. 7	0.014156	0.008844	0.009622
No. 8	0.014004	0.007062	0.006578
No. 9	0.013179	0.009104	0.015211
No. 10	0.054280	0.040282	0.040692
No. 11	0.007996	0.006139	0.004958
No. 12	0.037748	0.014391	0.013705
No. 13	0.040386	0.025060	0.021955
No. 14	0.008236	0.004996	0.005237
No. 15	0.058158	0.047235	0.045954
No. 16	0.019933	0.005076	0.004617
No. 17	0.082326	0.027530	0.017611
No. 18	0.013395	0.004977	0.004630
No. 19	0.009412	0.017781	0.020534
No. 20	0.008304	0.024544	0.024434
No. 21	0.008708	0.018658	0.018408
No. 22	0.005896	0.011410	0.011731
No. 23	0.003023	0.005617	0.005540
No. 24	0.000707	0.001525	0.001556
Mean	0.020269	0.015016	0.014149

되었음을 확인하였다.

MCC에 속한 24개의 색 패치들에 대해서 위너 추정법, Shen의 방법, 제안한 방법의 추정 성능을 비교하는 실험을 하였다. 그림 5과 표 1은 각각의 방법에 대해서 24개의 RMSE들과 이에 대한 평균들을 각각 나타내었다. 무채색 계열에 대해서 Shen의 방법과 제안된 방법이 위너 추정법보다 추정 성능이 떨어지지만 전체적인 추정 성능을 고려하였을 때, 제안된 방법이 가장 우수한 추정 성능을 보였다. 특히, 제안된 방법에서 가장 큰 RMSE로 계산된 15번 색 패치에 대해서 위너 추정법과 Shen의 방법보다 RMSE가 낮은 결과를 볼 수 있었다.

이처럼 제안된 방법은 유사 모집단을 사용함으로써 위너 추정법보다 추정 성능이 향상되었다. 또한 분광 유사도에 상관 계수를 적용함으로써 Shen의 방법보다 추정 성능이 향상되었음을 확인하였다.

VI. 결 론

본 논문에서는 상관 계수를 통해 카메라 응답에 따라 적응적으로 기존 모집단에서 유사 모집단을 구성하여 분광 반사율을 추정하는 방법을 제안하였다. 먼저 기존 모집단에 속한 분광 반사율들과 1차적으로 근사화된 분광 반사율 간의 형태를 정확하게 비교하기 위해 최대값과 최소값을 적용한 정규화를 수행한다. 다음으로 기존 모집단의 분광 반사율들과 1차적으로 근사화된 분광 반사율 간의 상관 계수들을 계산하여 상관도가 큰 순서대로 정렬한 뒤, 정렬된 상관 계수들에 해당하는 분광 반사율들을 기존 모집단으로부터 선택하여 유사 모집단을 구성하였다. 마지막으로 기존 모집단과 1차 근사화된 분광 반사율 간의 거리를 기반으로 한 가중치들을 계산하여 유사 모집단에 적용시킴으로써 유사 모집단을 개선했다.

제안된 방법은 실험을 통해 기존의 방법들보다 우수한 추정 성능을 보여주고 있음을 확인하였다.

REFERENCES

- [1] J. Y. Hardeberg, "Acquisition and reproduction of color images: colorimetric and multispectral approaches," *Ph. D. dissertation*, 2001.
- [2] N. Shimano, K. Terai, and M. Hironaga, "Recovery of spectral reflectances of objects being imaged by multispectral cameras," *Journal of Optical Society America A*, Vol. 24, no. 10, pp. 3211-3219, 2007.
- [3] H. L. Shen, J. H. Xin, and S. J. Shao, "Improved reflectance reconstruction for multispectral imaging by combining different techniques," *Optics Express*, Vol. 15, no. 9, pp. 5531-5536, 2007.
- [4] O. S. Kwon, C. H. Lee, K. H. Park, and Y. H. Ha, "Surface reflectance estimation using the principal components of similar colors," *Journal of Imaging Science and Technology*, Vol. 51, no. 2, pp. 166-174, 2007.
- [5] F. Agahian, S. A. Amirshahi, and S. H. Amirshahi, "Reconstruction of reflectance spectra using weighted principal component analysis," *Color Research and Application*, Vol. 33, no. 5, pp. 360-371, 2008.
- [6] X. Zhang and H. Xu, "Reconstruction spectral

reflectance by dividing spectral space and extending the principal components in principal component analysis," *Journal of Optical Society America A*, Vol. 25, no. 2, pp. 371-378, 2008.

- [7] J. M. DiCarlo and B. A. Wandell, "Spectral estimation theory: beyond linear but before Bayesian," *Journal of Optical Society America A*, Vol. 20, no. 7, pp. 1261-1270, 2003.
- [8] J. L. Nieves, E. M. Valero, S. M. C. Nascimento, J. H. Andrés, and J. Romero, "Multispectral synthesis of daylight using a commercial digital CCD camera," *Applied Optics*, Vol. 44, no. 27, pp. 5696 - 5703, 2005.
- [9] H. Haneishi, T. Hasegawa, A. Hosoi, Y. Yokoyama, N. Tsumura, and Y. Miyake, "System design for accurately estimating the spectral reflectance of art painting," *Applied Optics*, Vol. 39, no. 35, pp. 6621-6632, 2000.
- [10] Y. Murakami, T. Obi, M. Yamaguchi, N. Ohyama, and Y. Komiya, "Spectral reflectance estimation from multi-band image using color chart," *Optics Communications*, Vol. 188, no. 1-4, pp. 47-54, 2001.
- [11] N. Shimano, "Recovery of spectral reflectances of objects being imaged without prior knowledge," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 15, no. 7, pp. 1848 - 1856, 2006.
- [12] P. Stigell, K. Miyata, and M. Hauta-Kasari, "Wiener estimation method in estimating of spectral reflectance from RGB images," *Pattern Recognition and Image Analysis*, Vol. 17, no. 2, pp. 233-242, 2007.
- [13] H. L. Shen and J. H. Xin, "Spectral characterization of color scanner by adaptive estimation," *Journal of Optical Society America A*, Vol. 21, no. 7, pp. 1125-1130, 2004.
- [14] H. L. Shen and J. H. Xin, "Spectral characterization of a color scanner based on optimized adaptive estimation," *Journal of Optical Society America A*, Vol. 23, no. 7, pp. 1566-1569, 2006.
- [15] H. L. Shen, P. Q. Cai, S. J. Shao, and J. H. Xin, "Reflectance reconstruction for multispectral imaging by adaptive Wiener estimation," *Optics Express*, Vol. 15, no. 23, pp. 15545-15554, 2007.
- [16] J. Cohen, "Dependency of the spectral reflectance curves of the Munsell color chips," *Psychonomic Science*, Vol. 1, no. 12, pp. 369-370, 1964.

— 저 자 소 개 —

유 지 훈(학생회원)
2011년 대구가톨릭대학교
전자공학과 학사 졸업.
2013년 경북대학교 대학원
전자공학부 석사 졸업.
<주관심분야 : Multispectral
imaging, Image enhancement,
Image quality>

하 호 건(학생회원)
대한전자공학회 논문지
제 47권 SP편 제 1호 참조

김 대 철(학생회원)
대한전자공학회 논문지
제 48권 SP편 제 1호 참조

하 영 호(평생회원)
대한전자공학회 논문지
제 38권 SP편 제 3호 참조