

색 상관 관계 기반의 색조 검출 및 핵밀도 추정을 이용한 색 항상성 알고리즘

정준우[†], 김경환^{**}

요 약

디지털 영상은 조명 조건과 취득 카메라의 고유 특성으로 인해 의도하지 않은 색조를 가질 수 있다. 영상에 색조가 존재하면 일관된 색 정보의 인지 및 표현이 어렵기 때문에 별도의 색 보정 작업이 필요하다. 본 논문은 color by correlation을 사용한 학습 영상 선택, 후보 회색축 영역의 추출, 핵밀도 추정, 색조 제거의 4단계로 이루어진 색조 추출 및 제거 방법을 제안한다. 후보 회색축 영역 중 불명확한 회색축 영역을 핵밀도 추정을 이용하여 제거하였다. 후보 회색축 영역의 색 성분의 분포를 조사하여 색조 유무를 판단하고, 색조가 존재할 경우 색조 제거 작업을 통하여 색 항상성을 유지 시켰다. 실험을 통해 제안하는 방법이 gray world 방법, color by correlation 방법 보다 정확한 색조 추정이 가능함을 확인하였다.

Color cast detection based on color by correlation and color constancy algorithm using kernel density estimation

Jun-Woo Jung[†], Gyeonghwan Kim^{**}

ABSTRACT

Digital images have undesired color casts due to various illumination conditions and intrinsic characteristics of cameras. Since the color casts in the images deteriorate performance of color representations, color correction is required for further analysis of images. In this paper, an algorithm for detection and removal of color casts is presented. The proposed algorithm consists of four steps: retrieving similar image using color by correlation, extraction of near neutral color regions, kernel density estimation, and removal of color casts. Ambiguities in near neutral color regions are excluded based on kernel density estimation by the color by correlation algorithm. The method determines whether there are color casts by chromaticity distributions in near neutral color regions, and removes color casts for color constancy. Experimental results suggest that the proposed method outperforms the gray world algorithm and the color by correlation algorithm.

Key words: Color cast(색조), Color constancy(색 항상성), Kernel density estimation(핵밀도 추정), Color by correlation(색 상관 관계)

1. 서 론

디지털 카메라와 휴대폰 카메라의 대중화와 감시 카메라 등과 같은 다양한 디지털 영상기기들의 등장

으로 많은 양의 디지털 영상들이 만들어지고 있다. 이에 따라 취득될 당시의 조명 조건이나 취득된 장비의 내부적인 특성을 모르는 영상에 포함된 색조(color cast) 현상을 처리하여 색의 항상성을 유지시

※ 교신저자(Corresponding Author): 김경환, 주소: 서울특별시 마포구 신수동 1번지(121-742), 전화: 02)718-0208, FAX: 02)718-0208, E-mail: gkim@sogang.ac.kr
접수일: 2009년 11월 12일, 수정일: 2010년 3월 15일

완료일: 2010년 4월 1일
[†] 정회원, 삼성전자 연구원
(E-mail: jjw5526@sogang.ac.kr)
^{**} 정회원, 서강대학교 전자공학과 교수

키기 위한 연구가 활발히 이루어지고 있다[1]. 따라서 본 논문에서는 색 항상성 유지를 위한 색조 제거 방법을 제안한다. 색조란 조명 환경이나 카메라의 고유 특성으로 인해서 영상 전체에 영향을 미치는 의도되지 않은 색을 말하고, 색의 항상성은 조명 조건이나 관찰 조건이 변해도 지각되는 색이 비교적 일정하게 유지되는 것을 말한다. 색조 제거 기술은 색 항상성이 필요한 물체 인식(object recognition)과 관심 물체의 대표적인 특징인 색상 정보를 이용하는 카메라 기반의 감시 시스템에 적용할 수 있다[2,3]. 특히 다중 카메라(multi-camera) 감시 시스템의 경우, 각각의 카메라에서 같은 물체에 대한 일관된 색 정보 추출이 필요하다[4].

디지털 영상 내의 색상 정보에는 화면 내의 물체, 화면 내의 조명 조건, 카메라의 내부적인 특성들이 영향을 미친다. 그 중 형광등이나 백열등과 같은 조명 조건에서는 영상이 전체적으로 푸른색이나 붉은색의 색조를 띄게 되는 경우가 있다. 또한 카메라 센서의 특징과 내부 파라미터 값들에 의해서, 카메라에 찍힌 영상은 카메라마다 각각 다른 색조 현상을 띠 수 있다. 인간의 경우에는 물체 고유의 색을 기억하고 주위 조명에 대한 눈의 적응으로, 다른 조명 환경에서도 동일한 물체의 색상에 대해 유사한 색으로 인지할 수 있다. 하지만 카메라의 경우에는 센서에 입력되는 정보를 그대로 저장하므로 여러 조명 환경에서 색의 항상성을 유지하기 위한 별도의 색상 보정이 필요하다.

본 논문에서는 색조의 유무 판단 및 색조 추정과 제거 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 color by correlation 알고리즘과 회색축 영역 추출 알고리즘을 기반으로 한다[5-7]. 먼저 학습 영상과 입력 영상 색 정보의 통계적 분포 간 상관 관계를 이용해 1차적으로 색조를 판단한다. 그 후 정확한 색조 추정을 위해 판단된 학습 영상내의 회색축 영역의 색 정보를 이용해 핵밀도 추정(kernel density estimation)을 수행하여 후보 회색축 영역이 색조 추정에 미치는 영향을 구한다. 만약 입력 영상에 후보 회색축 영역이 존재하지 않을 경우에는 color by correlation 알고리즘에서 추정된 색조를 최종 색조로 선택한다. 이 방법을 통해 후보 회색축 영역의 색 정보를 이용한 색조 제거 방법의 최대 단점을 보완할 수 있다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 색 항상

성 유지 방법들을 소개하고, 3장에서는 본 논문에서 제안하는 후보 회색축 영역 추출 및 핵밀도 함수 추정에 대해 설명한다. 4장에서는 제안된 방법과 기존의 방법의 결과를 비교하고, 마지막 절에서 결론을 맺는다.

2. 관련연구

2.1 Gray world 알고리즘

Gray world 알고리즘은 전체 영상의 평균값이 회색축에 있다는 가정을 바탕으로 한다[8]. 이 방법은 영상 전체 화소들의 평균값을 이용하기 때문에 간단하게 영상의 조명 추정 및 보정이 가능하다. 입력 영상에 다양한 색상이 존재할 경우에 영상 전체 화소들의 평균값이 회색축에 있을 가능성이 크기 때문에, 이 알고리즘은 효율적으로 동작할 수 있다. 하지만 영상에 특정 색을 가진 넓은 면적의 표면이 있을 경우 영상 전체 화소들의 평균값은 이 단일색 표면의 색 성분과 유사한 값을 가지게 되어 색 보정에 문제가 발생하게 된다.

2.2 Perfect reflector 알고리즘

Perfect reflector 알고리즘은 전체 영상의 가장 밝은 화소에 영상의 조명 조건 정보가 가장 많이 포함된다는 가정을 바탕으로 한다[9]. 광택(glossy)이 나거나 반사(specular)하는 표면의 경우에는 조명의 실제 색 성분을 포함하고 있기 때문에 이러한 화소를 이용하여 영상의 조명을 추정할 수 있다. 하지만 이러한 표면이 없거나, 영상의 표현 허용치를 초과하여 RGB의 최댓값으로 포화된 채널을 가진 영역은 올바른 색 정보를 가지고 있지 않기 때문에 제대로 된 색 보정을 할 수 없다.

2.3 Color by correlation

Color by correlation 알고리즘은 미리 계산된 상관 관계 행렬을 이용하여 입력 영상의 조명을 추정한다. 즉, 각각의 조명 조건에서 나타날 수 있는 색상과 입력 영상에서 나타난 색상 사이의 유사도가 제일 높은 학습 영상의 조명을 입력 영상의 조명이라고 추정한다. 이 방법은 입력 영상과 학습 영상의 색 분포가 유사할 경우 비교적 정확하게 입력 영상의 조명

을 추정할 수 있다. 하지만 색 분포의 차이가 클 경우 조명 추정의 정확도는 감소하고, 모든 조명 조건에서 학습 영상을 만들 수 없다는 단점이 존재한다.

3. 제안하는 알고리즘

제안하는 색 항상성 알고리즘은 영상에 존재하는 물체 중 회색축에 근접한 색상을 가진 영역을 추출하고, 그 영역의 색 정보를 이용하여 색조를 추정한다. 후보 회색축 영역의 정확한 추출은 색 항상성 알고리즘의 성능에 가장 큰 영향을 미치기 때문에, 제안하는 방법에서는 color by correlation 알고리즘을 이용한 기존의 후보 회색축 영역 추출 알고리즘의 성능을 높인다[6,7]. 기존의 후보 회색축 영역 추출 알고리즘은 회색축 부근의 단일색 영역을 찾고 해당 영역의 색 성분을 이용하여 색조를 추출한다. 하지만 이렇게 추출된 영역은 물체 고유의 색(회색축이 아닌)과 색조의 영향으로 회색축 부근의 색을 가지게 된 불명확한 회색축 영역 또한 포함하고 있기 때문에 색조 추출 성능을 감소시킨다.

제안하는 방법은 color by correlation에 의한 학습 영상 선택, 후보 회색축 영역 추출, 선택된 학습 영상의 회색축 영역 데이터를 이용한 핵밀도 추정, 색조 유무 판단 및 제거로 이루어진다. Color by correlation 알고리즘에 의해 입력 영상과 가장 가까운 색조를 가진 학습 영상을 선택하는 것은 핵밀도 추정을 위한 회색축 데이터를 추출하는 단계이다. 학습 영상의 회색축 데이터는 학습 과정에서 사용자에게 의해 지정된 학습 영상 내부의 실제 회색축 영역으로부터 얻을 수 있다. 핵밀도 추정은 color by correlation 과정에서 얻은 해당 색조의 실제 회색축 데이터를 이용하여, 추출된 후보 회색축 영역들 중 불명확한 영역

을 제거하는 단계이다. 이를 통하여 영상 내의 정확한 회색축 영역 추출 및 색조 추정이 가능하다.

후보 회색축 영역 추출과 색 분포 상관 관계를 찾기 위한 과정은 $L^*a^*b^*$ 칼라 스페이스에서 수행된다. $L^*a^*b^*$ 칼라 모델은 인간의 시각 반응과 근접한 체계로서 색상의 차이를 유클리디안 거리(Euclidean distance)로 나타낼 수 있기 때문에 물체 추적과 인식의 여러 이론에 사용되고 있다[10]. CIE $L^*a^*b^*$ 칼라 모델은 칼라 좌표계의 삼차극치 XYZ 값을 밝기(lightness)와 색성분(chroma)의 삼차원 공간으로 정의한다. L^* 은 밝기, a^* 는 녹색과 적색의 정도, b^* 는 청색과 황색의 정도를 나타낸다.

3.1 입력 영상과 학습 영상의 상관 관계

Color by correlation 알고리즘에서 소개된 방법으로 입력 영상과 학습 영상과의 상관 관계를 구한다. 영상 전체의 색 정보를 이용하여 입력 영상의 색조를 학습 영상의 색조 중 하나로 추정하고, 추정된 학습 영상의 회색축 영역의 색성분을 추출한다. 상관 관계를 이용하는 또 다른 이유는 입력 영상에 후보 회색축 영역이 존재 하지 않을 경우에는 입력 영상과 학습 영상과의 색 분포 상관 관계에 의해서만 최종 색조를 추정하기 위해서이다. 본 논문에서는 입력 영상과 학습 영상의 a^*, b^* 값을 이용해 두 영상의 상관 관계를 구하였다. 그림 1은 입력 영상과 두 종류의 학습 영상에 대한 예시이다. 그림 2는 그림 1의 (a),(b),(c) 영상에 대한 색성분 분포이고 붉은색, 초록색, 파란색 영역은 각각 그림 1의 (a),(b),(c)영상의 색성분 분포이다. 그림 2에서 입력 영상과 학습 영상#1 사이의 색성분 분포 형태가 입력영상과 학습 영상#2 사이의 색성분 분포 형태보다 유사하고, 겹치는 영역의 확률

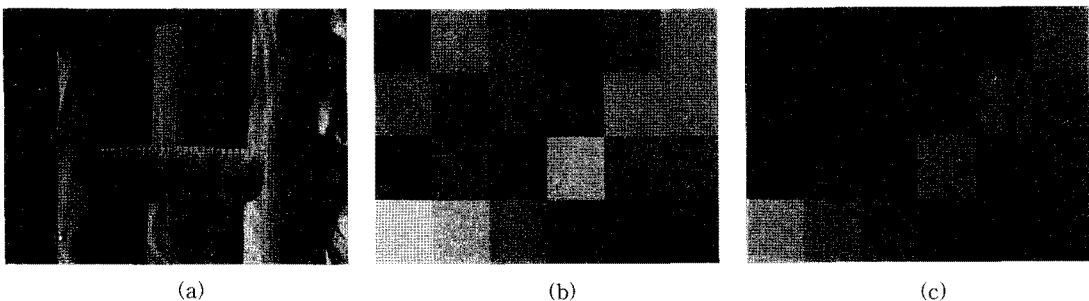


그림 1. 색성분 상관 관계를 구하기 위한 입력 영상과 학습 영상. (a)입력 영상, (b)학습 영상#1, (c)학습 영상#2

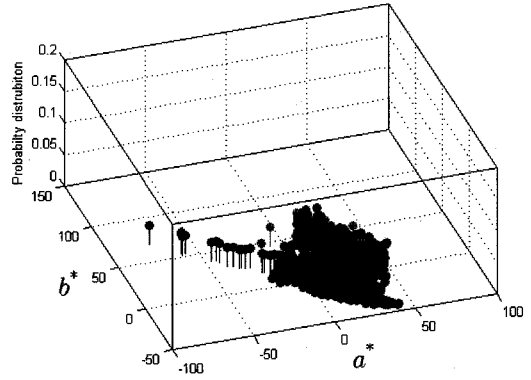
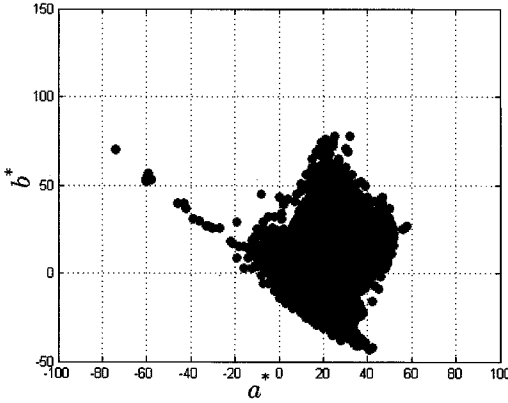


그림 2. 그림 1의 입력 영상, 학습 영상#1,2의 색성분 분포 (붉은색은 그림1의 (a)영상의 색성분 분포, 초록색은 그림1의 (b)영상의 색성분 분포, 파란색은 그림1의 (c)영상의 색성분 분포)

분포 합 또한 크다는 것을 확인할 수 있다. 이러한 방법으로 1차적으로 입력 영상의 색조를 판단한다. 선택된 학습 영상의 회색축 영역 정보는 핵밀도 추정 을 위한 데이터가 된다.

3.2 후보 회색축 영역 추출(6, 7)

본 연구에서는 색조가 영상 전체에 일정한 영향을 미친다는 가정을 하고 있다. 그러므로 만약 입력 영상에 색조가 존재한다면 회색축 영역 또한 색조의 영향을 받아 특정 색성분을 가지게 된다. 이 때 입력 영상의 회색축 영역은 색조의 색성분에 해당하는 a^* , b^* 값만큼 L^* 축을 중심으로 평행 이동한 형태를 보일 것이다. 이러한 근거를 바탕으로 후보 회색축 영역을 찾을 수 있다. 후보 회색축 영역이 될 수 있는 조건은 그림 3과 식(1)과 같이 표현할 수 있다.

$$O_N = \left\{ o_N(i, j) \mid \sqrt{(a_{o_N(i,j)}^*)^2 + (b_{o_N(i,j)}^*)^2} \leq O_{Th}, (i, j) \in I_n \right\} \quad (1)$$

식(1)에서 O_N 은 a^* , b^* 값의 크기가 임계값 O_{Th} 이하의 화소들의 집합을 의미한다. $a_{o_N(i,j)}^*$ 과 $b_{o_N(i,j)}^*$ 은 각각 $o_N(i, j)$ 화소의 a^* 값과 b^* 값이고, (i, j) 는 입력 영상 I_n 의 화소를 의미한다. O_{Th} 는 색조의 영향을 받아 회색축 영역이 이동할 수 있는 a^* , b^* 거리를 고려하여 실험에서는 35를 사용하였다.

추출된 O_N 영역에서 후보 회색축 영역을 추출하기 위해, 영상 내의 잡음이나 에지 부분을 제거하고 일정 넓이 이상을 차지하는 단일 색 영역을 찾는다.

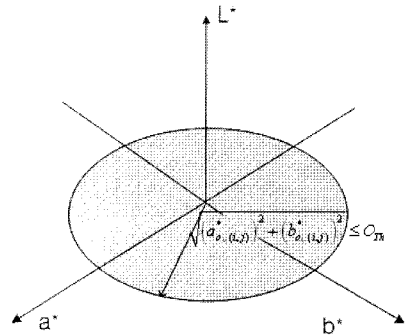


그림 3. O_N 영역으로 추출 가능한 영역의 조건 및 도시

특히 에지 부분은 입력 디바이스에 의해 잡음이 포함될 확률이 높으므로 전처리 과정에서 반드시 제거해야 할 부분이다. 위에서 설명한 작업은 화소 제거와 연결요소 분석(connected component analysis)의 두 단계로 이루어진다. 먼저 화소 제거의 경우에는 2x2 이웃화소에 대해 적어도 3개 화소의 a^* , b^* 값의 차이가 임계값 C_{Th} 내에 포함되지 않으면 해당 화소를 제거한다. 이러한 과정을 통해, 입력 영상 내의 작은 물체와 경계선 부분을 제거한다. 그 후 이웃화소간의 a^* , b^* 값 차이가 C_{Th} 범위 안에 포함되는 경우에 8이웃화소에 대한 연결요소 분석을 통해 단일 색 영역을 찾는다. 그 후 일정 넓이 이상의 영역만을 찾기 위해, 각 영역 중에서 임계값 N_{Th} 이상의 넓이를 가진 영역만 최종 연결요소 분석 과정의 결과로 추출한다. 위의 과정을 거쳐 추출된 영역을 후보 회색축 영역 O_{RF} 라고 하겠다.

3.3 핵밀도 추정(kernel density estimation)

O_{RF} 영역 중 회색축이 아닌 영역이 색조 제거에 미치는 영향을 줄이기 위해서, 회색축 데이터를 이용한 핵밀도 추정을 수행한다[11]. 회색축 데이터는 입력 영상과 학습 영상의 색 성분 분포들 중 가장 높은 상관 관계를 가진 학습 영상에서 얻으므로 학습 영상을 취득할 때, 실제 회색축 영역에 대한 촬영이 이루어져야 한다. 학습 영상 내의 실제 회색축 영역은 사용자에 의해 지정된다. 핵밀도 추정 과정을 통해 후보 회색축 영역의 각 화소들이 색조 추정에 기여하는 가중치를 구할 수 있다. 밀도 추정(density estimation)은 주어진 n 개의 샘플 x_1, \dots, x_n 으로부터 새로운 샘플 x 의 밀도 함수(density function) $p(x)$ 를 추정하는 것이다. 아주 작은 영역 A 에 x 가 있을 확률 $P=p(x)V$ 이고, 이때 V 는 영역 A 의 체적이다. 반대로 n 개의 샘플 x_1, \dots, x_n 이 확률 밀도 함수 $p(x)$ 에 의해서 독립적이고 균일하게 존재한다면, n 개의 샘플 중 k 개가 영역 A 에 있을 확률 $P_k = {}_n C_k P^k (1-P)^{n-k}$ 이다. 여기에서 k 에 대한 이항 분포로부터 확률 $P=k/n$ 를 추정할 수 있고 다음의 식(2)을 얻을 수 있다.

$$p(x) = \frac{k/n}{V} \quad (2)$$

제안하는 방법에서 사용한 핵밀도 추정은 영역 A_n 을 d 차원의 입방체(hypercube)라고 가정한다. 만약 h_n 을 입방체 각 변의 길이라고 한다면, 주어진 영역의 체적 $V_n = h_n^d$ 이다. 입방체 V_n 안에 존재하는 데이터의 수를 구하기 위해 윈도우 함수(window function)를 식(3)과 같이 정의한다.

$$\phi(u) = \begin{cases} 1 & |u_j| \leq 1/2; \quad j=1, \dots, d \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

식(3)에서 윈도우 함수 $\phi(u)$ 는 단위 길이인 변을 가지고 중심은 원점에 존재하는 입방체이다. 만약 중심이 M 이고 용적 V_n 인 입방체 내부에 M_k 가 균일하게 존재한다면 $\phi(u)$ 는 $\phi(\frac{M-M_k}{h_n^d})$ 로 정의할 수 있다. 이러한 입방체에 존재하는 샘플의 수 k_n 은 식(4)와 같다.

$$k_n = \sum_{i=1}^n \phi\left(\frac{M-M_i}{h_n^d}\right) \quad (4)$$

그러므로 우리는 식(2)와 식(4)에 의해서 다음과 같은 핵밀도 추정 식(5)을 얻을 수 있다.

$$p(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{V_n} \phi\left(\frac{x-x_i}{h_n^d}\right) \quad (5)$$

실험에서는 윈도우 함수를 2차원 가우시안 함수로 정의하였고, 실험에서 사용한 핵밀도 함수는 다음 식(6)으로 표현할 수 있다.

$$p(o_{RF}(t,j)) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{h_n^2} \frac{1}{\sqrt{2\pi} c_k} \exp\left(-\frac{((o_{RF}^*(t,j) - a_i^*)/c_k)^2 + ((b_{o_{RF}}^*(t,j) - b_i^*)/c_k)^2}{2h_n^2}\right) \quad , \quad o_{RF}(t,j) \in O_{RF} \quad (6)$$

식(6)에서 $a_{o_{RF}^*(t,j)}^*$, $b_{o_{RF}^*(t,j)}^*$ 는 O_{RF} 영역 내 화소의 a^* , b^* 값이고, a_i^* , b_i^* 는 추정된 학습 영상에서 얻은 회색축 영역 데이터 n 개 중 t 번째 데이터의 a^* , b^* 값이다. $h_n = h_1/\sqrt{n}$ 으로 정하였고, h_1 은 입력 데이터 파라미터로 입력 데이터 사이의 핵밀도 추정이 입력 데이터에 과도하게 치우치지 않고 가우시안 분포를 따르도록 하기 위해 1로 정하였다. c_k 는 가우시안 함수의 표준편차이고 입력 데이터의 a^* , b^* 값 부근($\pm c_k h_n$)에 높은 핵밀도 추정이 나타날 수 있도록 하기 위해 20을 사용하였다. 그림 4는 입력 데이터와 그에 따른 2차원(a^* , b^*) 위치에서의 핵밀도 추정 결과이다.

앞의 핵밀도 추정을 이용하여, O_{RF} 영역 안의 각 화소가 색조에 미치는 영향을 구할 수 있다. 그림 5의 (a)와 (b)는 각각 입력 영상과 입력 영상의 O_{RF} 영역이고, 그림 5의 (c)는 입력 영상과 상관 관계가 제일 큰 학습 영상이다. 그림 5의 (d)는 선택된 학습 영상에서 취득한 회색축 데이터를 이용해서 구한, O_{RF} 의 핵밀도 추정을 도시한 것이다. 밝을수록 큰 핵밀도 추정 값을 나타낸다. 그림 5의 (b)에 원으로 표시한 영역은 노란색을 띄고 있다. 이러한 영역까지 포함한 O_{RF} 영역의 색 성분 평균값을 이용해 색조를 추정하면 제대로 된 색조 제거를 수행할 수 없다. 그림 5의 (d)에서 원으로 표시한 영역의 핵밀도 추정 값은 O_{RF} 의 다른 영역에 비해 작고, 이로 인해 이 영역이 색조 추정에 미치는 영향이 감소하여 정확한 색조 추정이 가능하다.

3.4 색조의 유무 판단 및 제거

$$\mu_{O_{RF}} = \sqrt{\mu_a^{*2} + \mu_b^{*2}} \quad \begin{cases} \mu_a^* : \text{mean of } a_{O_{RF}}^* \\ \mu_b^* : \text{mean of } b_{O_{RF}}^* \end{cases} \quad (7)$$

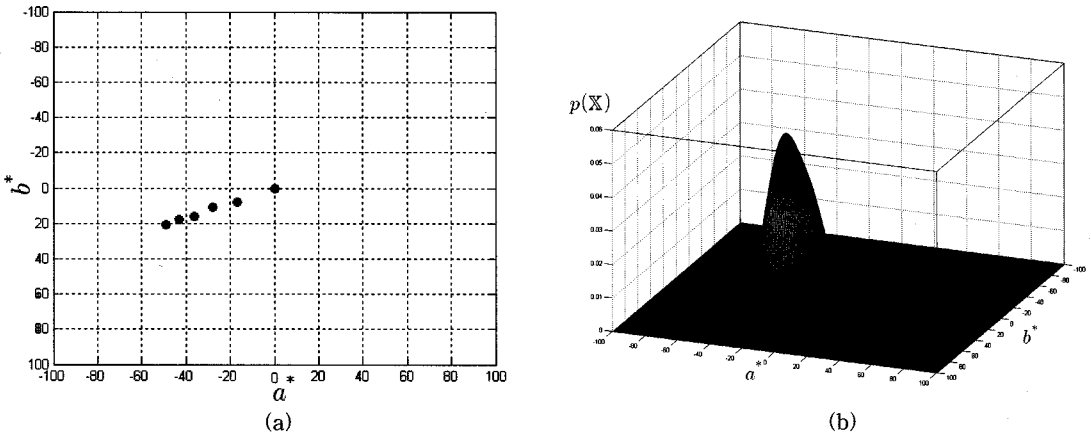


그림 4. 입력 데이터와 핵밀도 추정 예. (a)입력 데이터($n=6$), (b) 입력 데이터에 의한 핵밀도 추정($h_1=1, c_k=20$)

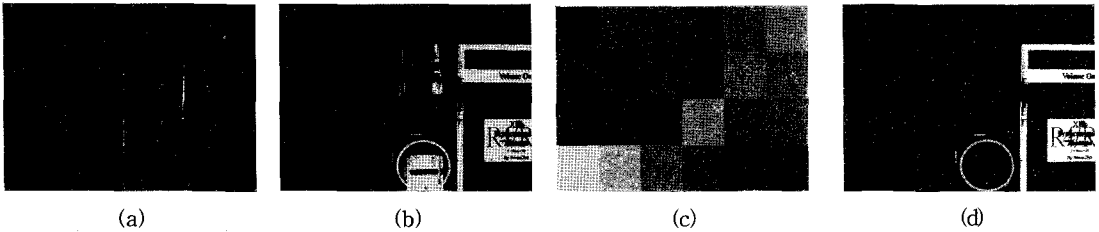


그림 5. 입력 영상과 핵밀도 추정 결과 영상. (a)입력 영상, (b) O_{RF} 추출 결과, (c)상관 관계를 이용해 추정한 조명, (d) O_{RF} 의 핵밀도 추정 결과 영상

영상에 색조 현상이 발생하면 O_{RF} 영역의 a^*, b^* 값 분포는 입력 영상에 존재하는 색조의 a^*, b^* 값을 중심으로 일정 범위 내에 존재할 것이다. 이는 O_{RF} 영역 추출 시 해당 영역이 회색축 영역일 것이라는 가정을 하고 있고, 이 가정이 성립한다면 O_{RF} 영역은 색조의 a^*, b^* 와 같은 색성분을 가지게 될 것이기 때문이다. 하지만 O_{RF} 영역에 다양한 색상이 존재 한다면 O_{RF} 영역의 a^*, b^* 값의 분포는 여러 영역으로 퍼진 형태를 가지게 되고, 이 경우 색조가 어떤 색성분을 가지고 있는지 판단하기 어렵다. O_{RF} 영역의 색 분포를 이용해 색조의 유무를 판단하기 위해서 $\mu_{O_{RF}}$ 와 $\sigma_{O_{RF}}$ 를 각각 식(7)과 식(8)로 정의하였고, $D = \mu_{O_{RF}} / \sigma_{O_{RF}}$ 값이 0.5 보다 클 경우 색조가 있다고 판단하며 이하일 경우 없다고 판단한다[12]. D 는 O_{RF} 영역의 색 분포가 어떤 형태인지를 수치적으로 나타낸다.

$$\sigma_{O_{RF}} = \sqrt{\sigma_a^2 + \sigma_b^2} \begin{cases} \sigma_a^2: \text{variance of } a_{O_{RF}}^* \\ \sigma_b^2: \text{variance of } b_{O_{RF}}^* \end{cases} \quad (8)$$

$\mu_{O_{RF}}$ 는 O_{RF} 영역의 a^*, b^* 값의 평균의 크기로 구하

고, $\sigma_{O_{RF}}$ 는 O_{RF} 영역의 a^*, b^* 값의 분산으로 구한다. $\mu_{O_{RF}}$ 값이 클수록 O_{RF} 영역의 색이 L^* 축에서 멀리 떨어져 있고 강한 색조가 영상에 존재하고, $\sigma_{O_{RF}}$ 값이 작을수록 좁은 영역에 O_{RF} 영역의 색 분포가 존재한다. 결국 D 가 크다는 것은 O_{RF} 영역의 색 분포가 L^* 축에서 멀고 하나의 군집을 이룰 확률이 높다는 것을 의미하고, 작다는 것은 L^* 축에 가깝고 넓게 퍼진 형태를 이룰 확률이 높다는 것을 의미한다.

색조가 존재할 경우, 색조의 값 L_c^*, a_c^*, b_c^* 는 식(9)와 같이 O_{RF} 영역의 L^*, a^*, b^* 의 가중 평균으로 구한다. 출력 영상의 각 화소의 $a_{L_{out}(i,j)}^*, b_{L_{out}(i,j)}^*$ 의 값은 식(10)과 같고 $a_{L_{in}(i,j)}^*, b_{L_{in}(i,j)}^*$ 는 입력 영상의 각 화소의 a^*, b^* 값을 의미한다. 이때 출력 영상의 각 화소 $L_{L_{out}(i,j)}^*$ 값은 입력의 $L_{L_{in}(i,j)}^*$ 이다. 색조가 없다고 판단할 경우 출력 영상은 입력 영상과 동일하다.

$$L_c^* = \frac{\sum(p(o_{RF}(i,j)) \times L_{o_{RF}(i,j)}^*)}{\sum p(o_{RF}(i,j))}$$

$$a_c^* = \frac{\sum p(o_{RF}(i,j)) \times a_{om}^*(i,j)}{\sum p(o_{RF}(i,j))}$$

$$b_c^* = \frac{\sum p(o_{RF}(i,j)) \times b_{om}^*(i,j)}{\sum p(o_{RF}(i,j))} \quad o_{RF}(i,j) \in O_{RF}$$

$$(9)$$

$$a_{led}^*(i,j) = a_{om}^*(i,j) - a_c^*$$

$$b_{led}^*(i,j) = b_{om}^*(i,j) - b_c^* \quad (10)$$

그림 6은 색조 유무 판단의 예이다. 그림 6의 (a), (b)는 각각 입력 영상과 입력 영상에서 추출된 O_{RF} 영역이다. 이때 O_{RF} 영역의 색조 판단식 D 의 값은 0.42이다. 그러므로 입력 영상에는 색조가 존재하지 않는다는 판단을 하게 되고, 출력 영상은 입력 영상과 같게 된다. 그림 6의 (b)를 보면 O_{RF} 에 포함된 색상의 다양성을 확인할 수 있다. 이 경우에 O_{RF} 영역의 $\mu_{O_{RF}}$ 값은 작아지고, $\sigma_{O_{RF}}$ 값은 커지게 되어 D 의 값은 0.5보다 작아지게 된다.

4. 실험 결과

제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 기존 연구 결과와의 비교를 수행하였다[13]. 실험 데이터는 30가지의 장면을 11가지의 조명에서 찍은 영상 330개 중 사용 가능한 321개의 영상과 26가지 조명에서 Macbeth color checker를 찍은 26개의 학습 영상이다[14]. 오차 측정의 방법으로 벡터 (r, g) 의 거리차를 사용하였다. 색 성분 벡터 (r, g) 는 RGB칼라스페

이스에서 식(11)로 구할 수 있다.

$$r = \frac{R}{R+G+B} \quad (11)$$

$$g = \frac{G}{R+G+B}$$

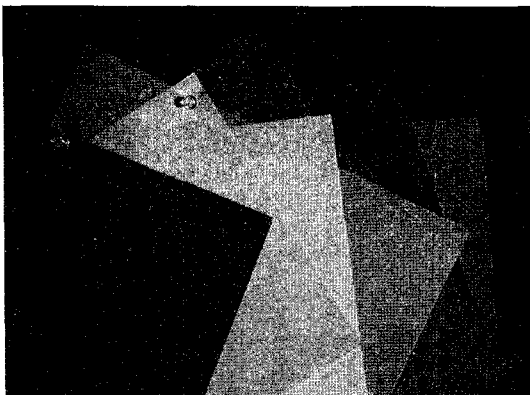
여기에서 입력 영상의 실제 색조의 색 성분 벡터를 (r_T, g_T) , 추정된 색조의 색 성분 벡터를 (r_E, g_E) 라고 하면 두 벡터의 차이 $E(r, g)$ 와 실험 데이터($N=321$)에 대한 평균 색 성분 벡터 차이 $M(r, g)$ 는 각각 식(12), 식(13)과 같다.

$$E(r, g) = \sqrt{(r_E - r_T)^2 + (g_E - g_T)^2} \quad (12)$$

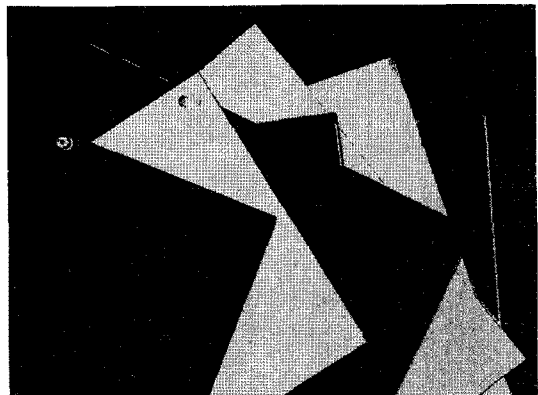
$$M(r, g) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E_n(r, g) \quad (13)$$

실험은 C_{Tn} (10, 5, 3)의 3가지 값과 N_{Tn} (30화소, 15화소, 10화소)의 3가지 값으로 조합 가능한 경우의 수를 이용하여 총 9번을 수행하였고, 한 번의 수행마다 입력 영상 321개에 대한 $M(r, g)$ 를 측정하였다. 제안하는 알고리즘, O_{RF} 영역의 색 정보 평균을 이용한 방법, gray world 알고리즘, color by correlation 알고리즘에 대한 실험 결과는 표 1과 같다.

표 1의 결과를 보면 제안하는 방법의 경우 가장 작은 $M(r, g)$ 값을 나타낸다. 제안하는 방법은 학습 영상 중에서 입력 영상의 색조를 추정하고, 입력 영상에 회색축 영역이 존재할 경우 이 영역의 색 정보를 이용하여 최종 조명을 추정하기 때문에 color by correlation 알고리즘 보다 작은 $M(r, g)$ 결과를 보인다. 또 추정된 학습 영상의 회색축 영역 색 정보를



(a)



(b)

그림 6. 색조 유무 판단의 예. (a) 입력 영상, (b) O_{RF} 추출 결과

표 1. 여러 방법의 수행 결과

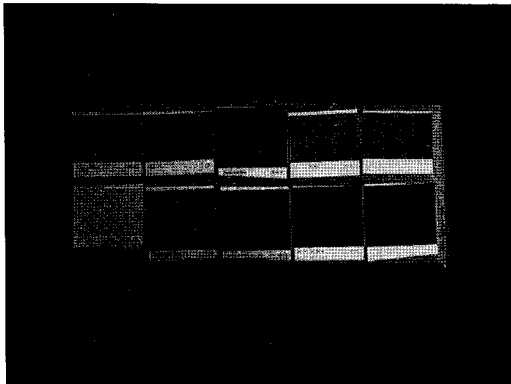
알고리즘	최소 $M(r, g)$	평균 $M(r, g)$	최대 $M(r, g)$
제안하는 방법	0.053	0.057	0.061
후보 회색축 영역	0.080	0.083	0.084
Gray world	0.072	0.103	0.137
Color by correlation	0.072	0.078	0.088

이용해서 구한 핵밀도 추정 결과를 사용하고, 입력 영상에 회색축 영역이 존재하지 않을 경우에는 추정된 학습 영상의 색조를 최종 색조로 선택하기 때문에 O_{RF} 영역의 색상 정보만을 사용하는 방법보다 더 정확한 색조 추정을 수행한다.

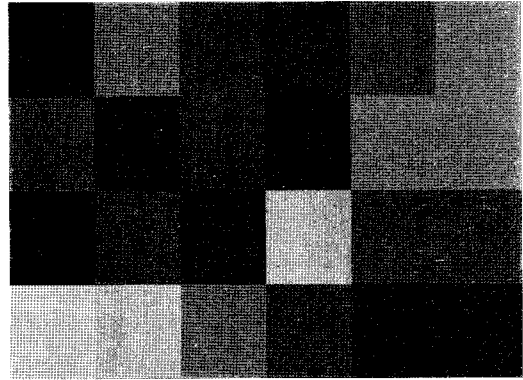
그림 7에서 color by correlation 알고리즘의 결과와 제안하는 알고리즘의 결과를 비교하였다. 그림 7의 (a)는 입력영상이고 (b)는 색 분포 상관 관계에 의해 추출된 조명 조건에서 찍은 Macbeth color checker

의 영상이다. 그림 7의 (c)를 보면 color by correlation 알고리즘의 결과는 아직 붉은 색조가 영상 전체에 남아 있는 것을 볼 수 있다. 이는 color by correlation 알고리즘이 붉은색 계열의 조명을 추정하긴 했지만, 물체 고유의 색상이 색 상관 관계에 영향을 주어 정확한 조명 추정을 하지 못한 결과이다. 그러나 제안하는 알고리즘의 경우에는 O_{RF} 영역의 색 정보와 color by correlation의 방법으로 얻은 1차 색조의 학습영상 정보로부터 구한 핵밀도 추정을 이용해서 color by correlation 알고리즘 보다 정확한 색조 제거를 수행하였다.

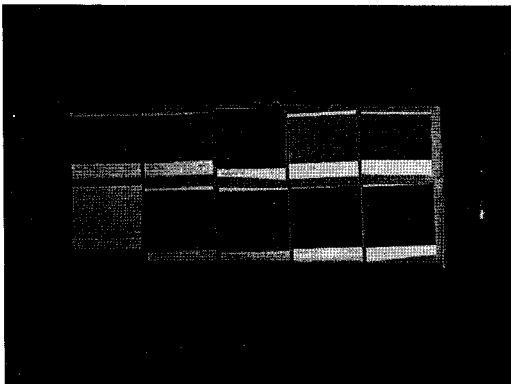
그림 8의 결과를 보면 단순히 O_{RF} 영역의 색 정보 평균을 이용하는 결과와 제안하는 알고리즘의 가중 평균 효과를 비교할 수 있다. 그림 8의 (a)는 입력 영상이고 (b)는 색 분포 상관 관계에 의해 추출된 조명 조건에서 찍은 Macbeth color checker의 영상이다. 추출된 조명은 파란 색을 띄고 있는 것을 확인



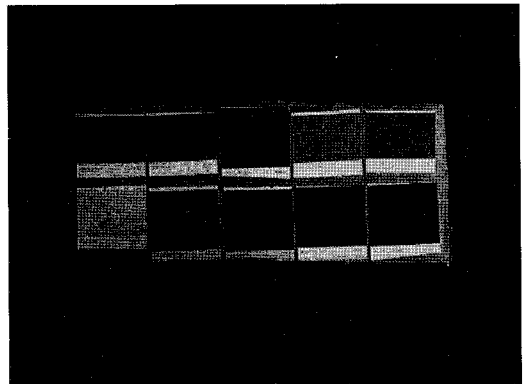
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 7. Color by correlation 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 비교. (a)입력 영상, (b)상관 관계를 이용해 추정한 조명, (c)Color by correlation의 결과 ($E(r, g)=0.068$), (d)제안하는 알고리즘의 결과 ($E(r, g)=0.057$)

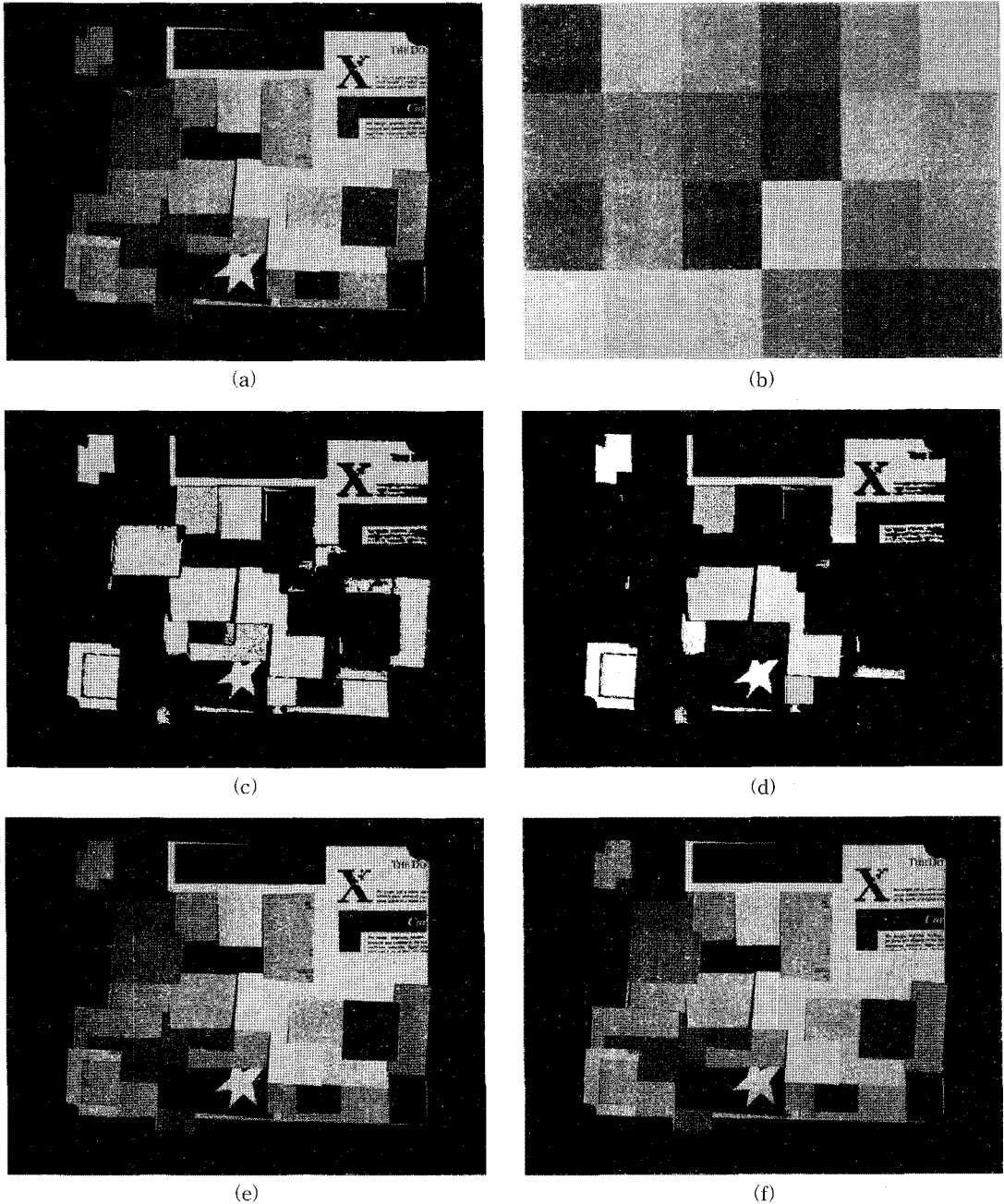


그림 8. 후보 회색축 영역만 사용하는 방법과 제안하는 알고리즘의 비교. (a)입력 영상, (b)상관 관계를 이용해 추정된 조명, (c) O_{RF} 추출 결과, (d) O_{RF} 의 핵밀도 추정 결과 영상, (e) O_{RF} 만 사용한 결과 ($E(r, g)=0.076$), (f)제안하는 알고리즘 ($E(r, g)=0.006$)

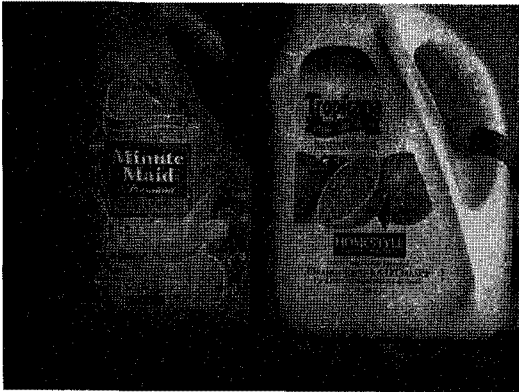
할 수 있다. 그림 8의 (c)는 추출된 O_{RF} 영역의 결과 영상이고 (d)는 O_{RF} 영역의 핵밀도 추정 값을 도시한 것이다. 입력 영상 중 회색축 상에 있을 확률이 큰 영역이 밝게 표시되었다. 그림 8의 (e)는 O_{RF} 의 색

정보의 평균값을 이용한 색조 제거 결과이다. O_{RF} 영역에 회색축 영역이 아닌 부분이 많이 포함되어 있기 때문에 입력 영상의 파란 색조가 완전히 제거되지 못하였다. 그림 8의 (f)는 핵밀도 추정을 이용해

O_{RF} 영역 색 정보의 가중 평균값을 구하고 이를 이용하여 색조를 제거한 결과이다. 핵밀도 추정을 이용하여 대부분의 파란 색조가 제거 된 결과를 볼 수 있다.

그림 9는 각각의 방법에 따른 결과를 나타낸 것이

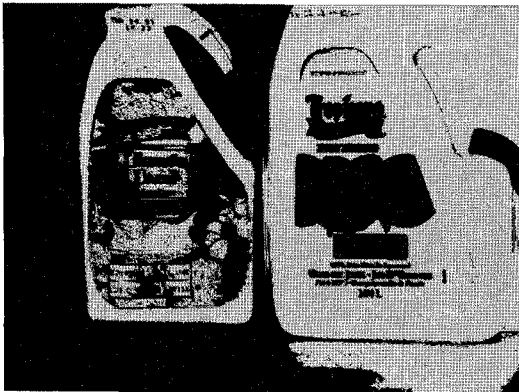
다. 그림 9의 (b)는 color by correlation의 출력 결과이다. 학습 영상 중에서 붉은 색 계열의 조명을 추정했지만; 학습된 조명 수의 제한과 물체 고유의 색상 분포가 색 상관 관계에 영향을 미치어 정확한 조명



(a)



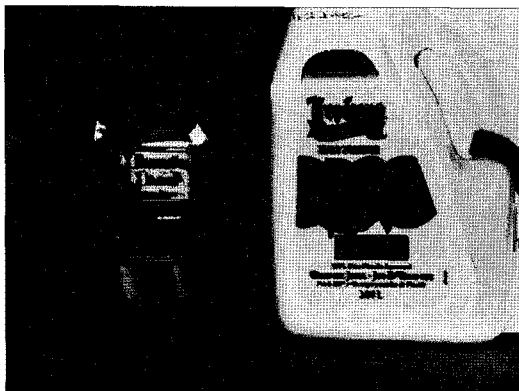
(b)



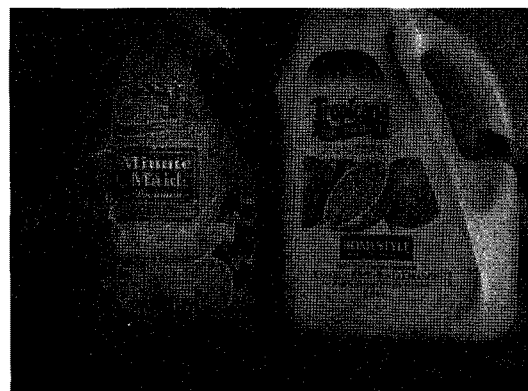
(c)



(d)



(e)



(f)

그림 9. 여러 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 비교. (a)입력 영상, (b)Color by correlation의 결과($E(r, g)=0.068$), (c) O_{RF} 추출 결과, (d) O_{RF} 만 사용한 결과 ($E(r, g)=0.039$), (e) O_{RF} 의 핵밀도 추정 결과 영상, (f)제안하는 알고리즘 ($E(r, g)=0.031$)

추정을 하지 못하였다. 이로 인해 붉은 색조가 출력 영상에 남아 있는 것을 확인할 수 있다. 그림 9의 (d)의 경우에는 그림 9의 (c)에서 볼 수 있는 O_{RF} 영역의 색 성분의 평균값을 이용하여 색조를 제거한 결과이다. 이 때 그림 9의 (c) 영상 좌측에 존재하는 붉은색 계열의 물체로 인해 입력 영상에서 과도한 색조 제거를 수행하게 된다. 결과적으로 그림 9의 (d) 영상 우측 물체에는 푸른 계열의 색이 존재한다. 그림 9의 (f)는 제안하는 알고리즘의 결과이다. 그림 9의 (e) 영상의 핵밀도 추정을 이용하여 입력 영상의 우측 물체의 색 정보에 더 큰 가중치를 두고, O_{RF} 의 색 정보의 가중 평균을 구하게 된다. 이를 이용해서 색조를 제거하였기 때문에 가장 정확한 결과를 얻을 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 영상에 존재하는 색조를 제거하여 색의 항상성을 유지하기 위한 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 입력 영상과 학습 영상의 색 분포 유사도를 이용하여 입력 영상이 가진 색조의 큰 방향을 추정한다. 색 분포 유사도를 측정하는 방법은 입력 영상에 회색축 영역이 존재하지 않아도 학습 영상을 이용하여 색조 추정이 가능하지만 모든 조명에 대한 학습 영상 취득의 어려움이 있고, 입력 영상과 학습 영상의 색 정보 분포에 큰 차이가 있을 경우 문제점이 발생한다. 그러므로 추가적으로 후보 회색축 영역을 추출하고 해당 영역의 색성분을 사용하여 조명 추정을 수행하였다. 또 후보 회색축 영역 중, 입력 영상의 색조와 다른 색성분의 영역이 색조 추정에 미치는 영향을 작게 하기 위해서 학습 영상의 회색축 색성분으로 후보 회색축 영역의 가중치를 구하였다. 이를 통해 입력 영상에 색조 현상이 발생할 경우, 정확한 색조 제거 작업이 가능하였다. 또 추출된 후보 회색축 영역의 색성분이 넓게 분포 될 경우, 색조의 정확한 판단이 어렵기 때문에 입력 영상에 색조가 없다고 판단하였다. 실험을 통해 제안하는 방법인 color by correlation 알고리즘, gray world 알고리즘, 후보 회색축 영역만 사용하는 방법 보다 정확한 색조 추정이 가능함을 확인하였다. 제안하는 방법은 색 항상성의 유지가 필요한 다른 응용 분야에 이용될 수 있다. 특히 색 정보를 이용하는 물체 추적 시스템과 다

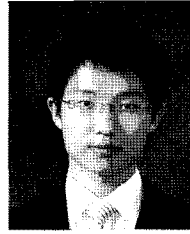
른 조명 조건에 놓여있는 다중 카메라 시스템 등에 적용 가능하다.

참 고 문 헌

- [1] K. Barnard, V. Cardei, and B. Funt, "A comparison of computational color constancy algorithms-part I: Methodology and experiments with syntetized data," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.11, No.9, pp. 972-984, 2002.
- [2] T. Yanghai, R.T. Collins, V. Ramesh, and T. Kanade, "Bayesian color constancy for outdoor object recognition," Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.1, pp. I-1132-I-1139, 2001.
- [3] A. Nayak and S. Chaudhuri, "Automatic illumination correction for scene enhancement and object tracking," *Image and Vision Computing*, Vol.24, No.9, 2006.
- [4] J.P. Renno, D. Makris, T. Ellis, and G.A. Jones, "Application and evaluation of colour constancy in visual surveillance," Proceedings of International Conference on Computer Communications and Networks, pp. 301-308, 2005.
- [5] G.D. Finlayson, S.D. Hordley, and P.M. Hubel, "Color by correlation: A simple, unifying framework for color constancy," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.23, No.11, pp. 1209-1221, 2001.
- [6] T.J. Cooper, I. Tastl, and B. Tao, "Novel approach to color cast detection and removal in digital images," Proceedings of SPIE, Vol. 3963, pp. 167-177, 1999.
- [7] F. Gasparini and R. Schettini, "Color correction for digital photographs," Proceedings of International Conference on Image Analysis and Processing, pp. 646-651, 2003.
- [8] G. Buchsbaum, "A spatial processor model for object colour perception," *Journal of the*

Franklin Institute, Vol.310, No.1, pp.1-26, 1980.

- [9] K. Barnard, "Practical color constancy," PhD thesis, School of Computing, Simon Fraser University, 1999.
- [10] K.N. Plataniotis and A.N. Venetsanopoulos, *Color image processing and applications*, Springer, New York, 2000.
- [11] R.O. Duda, P.E. Hart, and D.G. Stork, *Pattern classification*, 2nd ed, Wiley, New York, 2001.
- [12] F. Gasparini and R. Schettini, "Color balancing of digital photos using simple image statistics," *Pattern Recognition* Vol.37, No.6, pp. 1201-1217, 2004.
- [13] K. Barnard, V. Cardei, and B. Funt, "A comparison of computational color constancy algorithms-part II: Experiments with image data," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.11, No.9, pp. 985-996, 2002.
- [14] K. Barnard, L. Martin, B. Funt, and A. Coath, "A data set for color research," *Color Research and Application*, Vol.27, No.3, pp.147-151, 2002.



정 준 우

2002년 3월~2008년 2월 서강대학교 전자공학과 학사
 2008년 3월~2010년 2월 서강대학교 전자공학과 석사
 2010년 3월~현재 삼성전자
 관심분야: 영상처리, computer vision



김 경 환

1984년 서강대학교 전자공학과 학사
 1986년 서강대학교 전자공학과 석사
 1996년 Dept. of Electrical and Computer Engineering, State University of New York at Buffalo 박사
 1986~1993년 금성(LG) 정밀 연구소(선임연구원)
 1993~1997년 美 CEDAR/SUNY at Buffalo, Research scientist
 1997~현재 서강대학교 전자공학과 교수
 관심분야: 영상신호해석, 패턴인식, computer vision, embedded system design