

# 칼라 클러스터 모델에 근거한 균일 칼라 영상 변환

이 정 환<sup>†</sup> · 박 세 현<sup>†</sup> · 김 중 수<sup>†</sup>

## 요 약

본 논문에서는 균일 칼라 영상 신호의 모델링에 대하여 설명하였으며 이 모델의 성질에 근거하여 균일 칼라 영상을 변환하는 방법을 제안하였다. 먼저 칼라 영상 신호의 모델링을 위하여 칼라 변동 원인을 각 칼라 성분에 동등하게 작용하는 “동등요인(identical or multiplicative factor)”과 각 칼라 성분에 독립적으로 작용하는 “독립요인(independent or additive factor)”으로 분류하였으며 각각을 정규 분포로 모델링하였다. 또한 클러스터의 분포 모양은 (R, G, B) 3차원 특징 공간에서 길쭉한 타원체를 형성하며 타원체의 최장축 방향은 클러스터의 평균 벡터 방향과 일치하게 됨을 알 수 있었다. 그리고 영상 처리 장치로 부터 입력된 균일 칼라 영상을 모델에 적합하도록 변환하는 방법을 연구하였다. 3차원 좌표 변환 방법을 기술하였고 클러스터의 평균 벡터가 한 좌표축이 되도록 하는 변환 행렬을 구하였다. 제안된 방법을 인공 및 자연 칼라 영상을 사용하여 컴퓨터 시뮬레이션으로 실험하였으며 그 결과 변환된 칼라 영상은 클러스터의 최장축 방향과 평균 벡터가 거의 일치하였다.

## Uniform Color Image Transformation based on Color Cluster Model

Jeong Hwan Lee<sup>†</sup> · Se Heun Park<sup>†</sup> · Jung Su Kim<sup>†</sup>

## ABSTRACT

This paper presents a color transformation method based on a uniform color image model. Firstly, color variation factors are grouped into identical (multiplicative) factor and independent(additive) one for the color model, and they are modelled by the Gaussian function. The shape of a color cluster in (R, G, B) feature space is an ellipsoid whose elongated major axis correspond to the direction of mean vector. Secondly, the transformation of a color cluster using the model is studied. A transformation method for three dimensional coordinates is described, and a transformation matrix consisting of the mean vector of a color cluster and its orthogonal vectors is obtained. The proposed method is applied to artificial and natural color images. By the result of experiments, the elongated major axis of each cluster making up the transformed color image agrees with the direction of its mean vector.

### 1. 서 론

영상인식 및 처리 과정에서 중요하게 사용될 수 있는 특징들로서는 밝기, 칼라, 텍스처, 깊이 정보 그리

고 이동속도등이 있으나 그 중에서 칼라는 매우 중요한 정보이다[1, 2, 11, 22]. 그리고 효과적인 칼라 영상 처리를 위해서는 칼라 카메라, 스캐너등과 같은 영상 신호원으로 부터 입력(image acquisition)된 칼라 영상 신호에 대한 모델링이 필요하다[4, 9]. 또한 칼라 영상으로 부터 균일 영역을 분할하거나 영역의 경계를 찾을 때 그리고 색 재현성을 높이기 위하여 여러가지

<sup>†</sup> 정 회 원:안동대학교 전자정보산업학부  
논문접수:1996년 5월 11일, 심사완료:1996년 7월 12일

칼라 영상 변환이 필요하다[8, 21, 23].

지금까지 칼라 영상 신호 모델에 관한 많은 연구가 발표되었다[4, 12, 14]. Cook과 Torrance[4]는 컴퓨터 그래픽을 위한 물체의 반사 모델에 관한 연구를 하였으며, Klinker[12]등은 물체로부터 반사되는 모든 칼라를 확산반사(diffuse or body reflection)에 의한 칼라 성분과 표면반사(specular or interface reflection)에 의한 칼라성분의 선형 결합으로 표시하는 이색(dichromatic) 반사 모델을 제안하여 표면반사에 의한 아주 밝은 부분(highlight)을 추출하는 방법을 연구하였다. 칼라 영상에서 균일한 칼라를 갖는 영역은 3차원 칼라 특징 공간에서는 하나의 점으로 나타나게 된다. 그러나 칼라 영상 입력 과정에서 광원의 밝기 및 위치, 물체 표면의 성질, 영상 신호원 및 전기 회로에서 발생하는 여러 가지 잡음등에 의하여 실제 컴퓨터에 입력되는 균일 칼라 영역은 특징 공간에서는 하나의 클러스터를 형성하게 된다[2, 15].

칼라 특징을 이용하여 영상을 분할하는 문제는 결국 칼라 특징 공간에 분포된 각각의 클러스터의 경계를 찾는 것이 되는데 기본적인 (R, G, B) 칼라 특징은 서로 상관성이 크기 때문에 이를 변환하여 사용한다. 즉 (R, G, B) 칼라 특징을 응용 목적에 따라 (X, Y, Z), (Y, I, Q), L, a, b), (U\*, V\*, W\*), (u, r, g) 및 (I, S, H) 등으로 변환하여 사용하고 있다[15, 16, 18, 20].

본 논문에서는 균일 칼라 영상 신호를 모델링하는 한 방법을 기술하였으며 이 모델의 성질에 근거하여 균일 칼라 영상을 변환하는 방법을 제안하였다. 먼저 칼라 영상 신호의 모델링을 위하여 칼라 변동 원인을 기술하였으며 이 변동 원인들을 각 칼라 성분에 동등하게 작용하는 동등요인과 각 칼라 성분에 독립적으로 작용하는 독립요인으로 분류하고 각각을 정규분포로 모델링하였다. 그 결과 클러스터의 분포 모양은

(R, G, B) 3차원 특징공간에서 길쭉한 타원체를 형성하며 타원체의 최장축 방향은 클러스터의 평균 벡터 방향과 일치하게 됨을 알 수 있었다.

그리고 영상 처리 장치로부터 입력된 균일 칼라 영상을 모델에 적합하도록 변환하는 방법을 연구하였다. 즉 균일 칼라 영역을 3차원 특징 공간에 투영하였을 때 형성되는 클러스터의 분포 모양이 타원체가 되게 하고 클러스터의 최장축 방향과 평균 벡터 방향이 일치하도록 영상을 변환하기 위한 변환 행렬(transform matrix)을 구하는 방법을 제안하였다.

## 2. 균일 칼라 영상 신호의 모델링

### 1. 균일 칼라 영상 신호의 변동

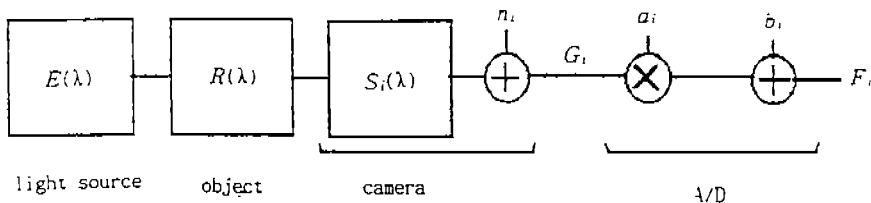
칼라 영상 입력 장치는 (그림 1)과 같이 광원, 목표물, 칼라 카메라, A/D 변환기등으로 구성된다. 물체에 입사되는 광원의 스펙트럼을  $E(\lambda)$ , 물체의 반사 스펙트럼을  $R(\lambda)$ , 칼라 카메라의 감도(sensitivity) 스펙트럼을  $S_i(\lambda)$ 라고 하면 칼라 영상 신호의 한 성분  $G_i$ 는

$$G_i = \int_0^{\infty} E(\lambda) R(\lambda) S_i(\lambda) d\lambda + n_i \quad (1)$$

와 같이 되며  $n_i$ 는 카메라의 전기적 회로에서 발생하는 잡음이다. 여기서  $\{i=R, G, B\}$  이다. 또 A/D변환기에서는 신호의 크기  $a_i$  및 offset  $b_i$ 를 조정한다. 그러면 칼라 영상의 한 성분  $\{F_i(x, y), i=R, G, B\}$ 는

$$F_i(x, y) = a_i G_i(x, y) + b_i \quad (2)$$

와 같다. 그러므로 식 (1), (2)에 의해 균일 칼라 영역은 그 영역의 평균 벡터에 잡음이 더해진것 처럼 생각할 수 있다. 실제 칼라 영상 입력 장치로 영상을 검



(그림 1) 칼라 영상 입력 시스템 구성도  
(Fig. 1) Block diagram of color image acquisition system

퓨터에 입력할 때 칼라 클러스터의 분포 모양에 영향을 주는 변동 요인은 광원의 색, 이차반사와 그늘, 물체 표면의 경사도, 카메라 렌즈의 구조 및 전기적 회로에 의한 잡음등이 있다.

광원에서 물체에 투사된 광선중 일부 파장의 광선은 물체에 흡수되고 나머지는 반사되므로 칼라 영상은 광원 및 물체의 색상에 직접적인 영향을 받는다. 그리고 물체의 모양이 복잡하거나 여러개의 물체가 있으면 이차반사 및 그늘이 발생하게 된다. 또 물체 표면이 평면이 아닐 때 즉 물체 표면의 경사도가 물체 영역내의 화소 위치에 따라 다르면 광선의 입사각과 카메라의 시각(viewing angle)이 다르게 되어 반사광의 크기가 화소에 따라 변한다. 또한 물체에 입사한 광선이 정반사하는 위치에 카메라가 있을 때 나타나는 표면반사도 칼라 영상에 영향을 미친다. 카메라 렌즈에 형성되는 상의 밝기는 렌즈 중심축에서 벗어날 수록 감소하게 되며 렌즈 초점의 불일치로 blurring이 발생할 수도 있다. 또한 카메라의 전기적 회로에 의해 발생하는 shot 잡음, 양자 잡음, 열 잡음 및 증폭기 잡음등이 칼라 영상의 변동 요인이 된다.

2. 균일 칼라 영상 신호의 모델링

본 장에서는 균일한 칼라를 갖는 물체로부터 얻어진 칼라 영상에서 그 물체에 대응하는 클러스터의 분포 모양에 적합한 분포 모델에 대하여 설명한다. 잡음이 없는 균일한 칼라 영역내의 화소에 대한 칼라 특징은 (R, G, B)의 3가지 성분을 가진 벡터로 표시할 수 있으며 칼라 클러스터는 3차원 특징 공간에서 한점으로 표현될 것이다. 그러나 카메라와 같은 영상 신호원을 이용하여 영상을 컴퓨터에 입력하면 균일 칼라 영역에는 잡음이 포함되어서 칼라 특징이 변하게 되어 클러스터 분포 모양은 특징 공간에서 한점이 아니라 균일 칼라 영역을 대표하는 평균 벡터(mean vector)를 중심으로 퍼지게 된다.

여기서 클러스터의 분포 모양에 영향을 주는 칼라 변동 요인은 모든 칼라 성분에 동등하게 작용하는 “동등요인(identical or multiplicative factor)”과 서로 독립적으로 작용하는 “독립요인(independent or additive factor)”으로 나누어 생각할 수 있다.

(1) 동등요인

대부분의 칼라 변동의 원인은 카메라 입사광의 밝기 변동으로 귀결된다. 카메라 입사광은 물체 표면에서 반사된 빛이며 표면반사와 확산반사의 선형 결합으로 표현된다[6, 7, 12]. 표면반사광은 광원의 칼라 성분을 그대로 가지며 확산반사광은 물체 표면에서 흡수되고 남은 칼라 성분으로 되어 있다. 물체 표면의 색은 주로 확산반사광에 의해 이루어진다. 광원과 카메라를 잘 배치하면 표면반사를 상당히 감소시킬 수 있기 때문에 무시할 수 있다. 따라서 균일한 색을 갖는 물체에 대하여 카메라 입사광의 밝기 변화는 모든 칼라 성분에 동등하게 작용하며 칼라 특징의 변동의 정도는 카메라 입사광의 세기에 비례하므로 영상 신호의 크기에 동등하게 작용한다. 이런 칼라 변동 요인을 “동등요인(identical or multiplicative factor)”이라고 하고  $n_M$ 으로 표현한다.

(2) 독립요인

카메라 촬상관과 전기회로는 각 칼라 성분에 대하여 독립적으로 만들어져 있기 때문에 여기서 발생하는 잡음도 각각의 칼라 성분에 대하여 서로 독립적이며 칼라 영상 신호에 독립적으로 작용하는데 이런 칼라 변동 요인을 “독립요인(independent or additive factor)”이라고 하고  $n_A$ 로 표현한다.

이상의 두가지 변동 요인중 실제 칼라 영상에서의 큰 영향을 미치는 칼라 변동 요인은 대부분 동등(identical) 요인이다. 즉 물체 표면의 곡률 변화로 인한 반사를 변화와 조명장치, 카메라등의 기하학적 불완전성에 의한 밝기 변화가 가장 심하게 나타난다. 그리고 위의 두가지 칼라 변동 요인을 각각 랜덤 변수  $n_M$ 과  $n_A$ 로 나타내면 균일 칼라 영상  $F$ 는

$$F = n_M e + n_A \tag{3}$$

로 표현할 수 있다. 여기서  $e = (e_1, e_2, e_3)$ 는 균일 칼라 영역의 대표 특징 벡터이다. 랜덤 변수  $n_M$ 은 칼라 성분에 동등하게 작용하므로 상수이며  $n_A$ 는 각 칼라 성분에 독립적으로 작용하므로 랜덤 벡터이다. 두 변수가 정규분포를 갖는다고 가정하면

$$(i) E[n_M] = 1, E[n_M - 1] = 0 \tag{4}$$

$$(ii) E[(n_M - 1)^2] = \sigma_M^2 E[n_M^2] = \sigma_M^2 + 1 \quad (5)$$

$$(iii) E[n_A] = 0 \quad (6)$$

$$(iv) E[n_A n_A^t] = V_A = \begin{bmatrix} \sigma_{A1}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{A2}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{A3}^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

가 성립한다. 여기서  $E(\cdot)$ 는 평균을 의미하며 칼라 영상  $F$ 의 평균  $m$ 과 공분산 행렬(covariance matrix)  $V$ 는

$$m = E[F] = e \quad (8)$$

$$V = E[FF^t] - E[F]E[F]^t$$

$$= \sigma_M^2 \begin{bmatrix} e_1^2 & e_1 e_2 & e_1 e_3 \\ e_1 e_2 & e_2^2 & e_2 e_3 \\ e_1 e_3 & e_2 e_3 & e_3^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sigma_{A1}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{A2}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{A3}^2 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \sigma_M^2 e_1^2 + \sigma_{A1}^2 & \sigma_M^2 e_1 e_2 & \sigma_M^2 e_1 e_3 \\ \sigma_M^2 e_1 e_2 & \sigma_M^2 e_2^2 + \sigma_{A2}^2 & \sigma_M^2 e_2 e_3 \\ \sigma_M^2 e_1 e_3 & \sigma_M^2 e_2 e_3 & \sigma_M^2 e_3^2 + \sigma_{A3}^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

와 같다. 여기서  $n_A$ 의 각 성분은 서로 독립적이지만 실제 칼라 카메라의 기하학적 구조 및 전기회로에 의한 영향은 서로 동일하게 작용한다고 생각할 수 있다. 그러므로  $\sigma_{A1} = \sigma_{A2} = \sigma_{A3} = \sigma_A$ 라고 할 수 있으며 식(3)으로 모델링한 클러스터의 모양을 알아보기 위해  $V$ 의 고유치(eigen value)[5, 10, 13]를 계산하면 다음과 같다.

$$\alpha_1 = \sigma_M^2(e_1^2 + e_2^2 + e_3^2) + \sigma_A^2$$

$$\alpha_2 = \sigma_A^2$$

$$\alpha_3 = -\sigma_A^2 \quad (10)$$

여기서  $\alpha_1$ 이 항상 최대값을 가진다는 사실을 알 수 있다. 최대 고유치  $\alpha_1$ 에 대응하는 고유 벡터(eigen vector)  $\phi_1$ 는  $(e_1, e_2, e_3)^t$ 가 된다. 이 결과로부터 균일한 칼라 영역은 칼라 특징 공간에서 길쭉한 모양의 클러스터를 형성하며 길쭉한 방향은  $(e_1, e_2, e_3)^t$  방향으로 된

을 알 수 있다.

또한 이것을 식(3)에서 convolution을 사용하여 설명할 수 있다. 즉 식(3)은 두개의 랜덤 변수의 합으로 표시되어 있으므로  $F$ 의 확률밀도함수는 두 랜덤 변수의 확률밀도함수의 convolution으로 된다.  $n_M e$ 는  $e$  방향으로 평균이  $e$ 에 있는 선분과 같은 모양의 확률 밀도함수를 가진다.  $n_A$ 의 확률밀도함수는 공모양이므로 이 둘의 convolution은 타원체가 될 것이며 가장 길쭉한 방향은 벡터  $e$ 와 일치하게 된다. 그러므로 균일 칼라 클러스터는 일반적으로 가늘고 긴 타원체가 되며 그것의 최장축 방향은 클러스터 평균 벡터 방향과 같다.

### 3. 균일 칼라 영상 변환

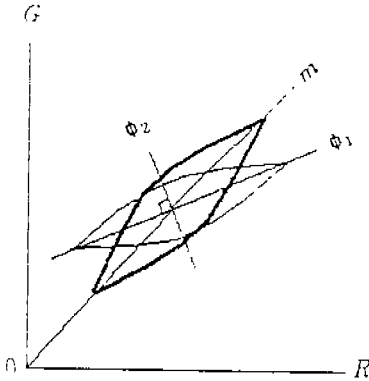
#### 1. 균일 칼라 영상 변환의 필요성

균일 칼라 클러스터의 분포 모양은 길쭉한 타원체를 형성하며 클러스터의 최장축 방향은 평균 벡터 방향과 일치함을 앞에서 설명하였다. 여기서는 영상 입력 장치로부터 얻은 칼라 영상에서 균일 칼라 영역에 해당하는 클러스터의 분포 모양이 모델과 같이 최장축 방향과 평균 벡터가 일치하도록 변환하는 방법에 대하여 설명한다.

실제 영상은 영상 입력시 발생하는 칼라 카메라 및 입력장치에 의한 오차 및 표면반사등의 영향으로 최장축 방향이 평균 벡터와 완전히 일치하지 않고 (그림 2)와 같이 약간 차이를 나타낸다. 그러므로 모델에 적합하도록 클러스터의 최장축 방향이 평균 벡터와 일치하도록 칼라 영상을 변환하여 줄 필요가 있다. 특히 칼라 영상 분할에서 균일 칼라 영역에 해당하는 클러스터의 경계가 특징 공간에서 직육면체가 되고 3차원 특징 공간을 1차원으로 반복 투영하여 균일 영역을 분할하는 방법에서는 클러스터가 각 특징축에 평행하게 하여 분할 오차가 최소가 되도록 칼라 영상 변환을 해야한다[8, 15]. 또한 칼라 영상의 색상 재현 등에서 균일 칼라 영상의 모델에 근거하여 색상을 재현할 경우에 본 논문에서 제안한 방법이 유용하게 사용될 수 있을 것으로 생각된다.

(그림 2)에서  $\phi_1$ 는 가장 큰 고유치에 의해 구해진 고유 벡터로서 타원의 최장축에 해당하고  $\phi_2$ 는 두 번째로 큰 고유치로 부터 계산된 고유 벡터이다. 그리

고  $m$ 은 평균 벡터이고  $R, G$ 는 좌표축이다. 결국 모델에 적합한 칼라 영상 변환은 벡터  $\phi_1$ 과  $m$ 이 서로 일치하도록 클러스터를 회전시키는 변환 행렬을 구하는 것이 된다.



(그림 2) 칼라 클러스터의 최장축 및 평균벡터의 관계.  
(Fig. 2) Relationship between the elongated major axis and mean vector of a color cluster.

2. 균일 칼라 영상 변환

칼라 영상 변환은 결국 칼라 좌표축을 변환하는 것이므로 먼저 3차원 좌표축을 변환하는 방법을 설명한다. (그림 3)과 같이  $(R', G', B')$  좌표축의 임의의 벡터  $s$ 를  $(R, G, B)$  좌표축으로 변환하는 방법을 설명한다. 임의의 벡터  $s$ 를  $(R, G, B)$  및  $(R', G', B')$  좌표로 표현하면

$$\begin{aligned} s &= s_x i + s_y j + s_z k \\ s &= s_x' i' + s_y' j' + s_z' k' \end{aligned} \tag{11}$$

와 같다. 여기서  $(i, j, k)$ 는  $(R, G, B)$  좌표축의 단위 벡터이고  $(i', j', k')$ 는  $(R', G', B')$  좌표축의 단위 벡터이며, 또한

$$\begin{aligned} s_x &= s \cdot i, \quad s_y = s \cdot j, \quad s_z = s \cdot k \\ s_x' &= s \cdot i', \quad s_y' = s \cdot j', \quad s_z' = s \cdot k' \end{aligned} \tag{12}$$

의 관계가 성립한다. 그리고  $(i', j', k')$ 를

$$i' = a_1 i + a_2 j + a_3 k$$

$$\begin{aligned} j' &= b_1 i + b_2 j + b_3 k \\ k' &= c_1 i + c_2 j + c_3 k \end{aligned} \tag{13}$$

와 같이 두면

$$\begin{aligned} a_1 &= i' \cdot i, \quad a_2 = i' \cdot j, \quad a_3 = i' \cdot k \\ b_1 &= j' \cdot i, \quad b_2 = j' \cdot j, \quad b_3 = j' \cdot k \\ c_1 &= k' \cdot i, \quad c_2 = k' \cdot j, \quad c_3 = k' \cdot k \end{aligned} \tag{14}$$

가 된다. 여기서  $\{a_i, b_i, c_i, i=1, 2, 3\}$ 는 directional cosine이며 변환행렬의 원소가 된다. 그리고 식(11)-식(14)로부터 벡터  $s$ 를

$$\begin{aligned} s &= s_x i + s_y j + s_z k \\ &= (s \cdot i) + (s \cdot j)j + (s \cdot k)k \\ &= (s_x' a_1 + s_y' b_1 + s_z' c_1)i + (s_x' a_2 + s_y' b_2 + s_z' c_2)j \\ &\quad + (s_x' a_3 + s_y' b_3 + s_z' c_3)k \end{aligned} \tag{15}$$

와 같이 표현할 수 있다. 그리고  $(s_x, s_y, s_z)$ 와  $(s_x', s_y', s_z')$ 의 관계는

$$\begin{aligned} s_x &= a_1 s_x' + b_1 s_y' + c_1 s_z' \\ s_y &= a_2 s_x' + b_2 s_y' + c_2 s_z' \\ s_z &= a_3 s_x' + b_3 s_y' + c_3 s_z' \end{aligned} \tag{16}$$

와 같이 나타낼 수 있고 이를 행렬로 표현하면

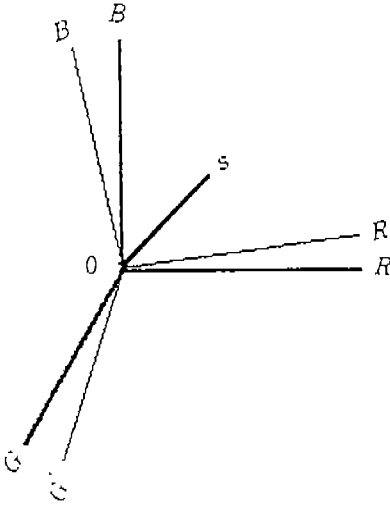
$$s = A s' \tag{17}$$

이 된다. 여기서  $s, A, s'$ 는 각각

$$s = \begin{bmatrix} s_x \\ s_y \\ s_z \end{bmatrix}, \quad A = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 \\ a_3 & b_3 & c_3 \end{bmatrix}, \quad s' = \begin{bmatrix} s_x' \\ s_y' \\ s_z' \end{bmatrix} \tag{18}$$

와 같으며,  $A$ 는 directional cosine 행렬로서 단위 벡터  $(i', j', k')$ 에 의해 결정된다. 즉 행렬  $A$ 가 주어지면  $(R', G', B')$  좌표축의 벡터  $s$ 를  $(R, G, B)$  좌표축으로 변환할 수 있다.

다음은 변환 행렬의 3개의 좌표축 중에서 평균 벡터가 한 좌표축이 되도록 균일 칼라 영상을 변환하는



(그림 3) 임의의 벡터  $s$ 와  $(R, G, B)$  및  $(R', G', B')$  좌표축.  
 (Fig. 3) An arbitrary vector  $s$ ,  $(R, G, B)$  and  $(R', G', B')$  coordinates.

방법을 설명한다. 먼저 평균 벡터가 한 좌표축이 되어야 하므로 클러스터 평균 벡터  $e = (e_1, e_2, e_3)$ 를 하나의 좌표축으로 한다. 또  $e$ 에 수직이면서  $e, q$ 를 연결하는 직선상의 점들을 나타내는 벡터  $k$ 를 또 하나의 좌표축으로 한다. 여기서  $q$ 는 벡터  $k$ 와  $(R, G, B)$ 좌표축이 만나는 절편을 의미한다. 그리고 마지막으로  $e$ 와  $k$ 에 수직인 벡터  $l$ 를 또 다른 좌표축으로 한다. 즉 평균 벡터 방향으로 클러스터를 변환하기 위한 변환 행렬  $T$ 는 다음과 같이 된다.

$$T = [e, k, l] = \begin{bmatrix} e_1 & k_1 & l_1 \\ e_2 & k_2 & l_2 \\ e_3 & k_3 & l_3 \end{bmatrix} \quad (19)$$

좌표축  $k$ 는  $e$ 와  $q$ 를 연결하는 직선상의 점들을 의미하므로 식(20)과 같이 표현되고,  $e$ 와  $k$ 는 직교 벡터가 되어야 하므로 식(21)을 만족해야 한다.

$$k = \lambda_1 e + (1 - \lambda_1)q = \lambda_1(e - q) + q, \quad \lambda_1 \in Real \quad (20)$$

$$e'k = 0 \quad (21)$$

그리고 위의 식(20)과 식(21)을 결합하면

$$e'[\lambda_1(e - q) + q] = 0 \quad (22)$$

가 되며, 여기서  $\lambda_1 = \frac{-e'q}{e'(e - q)}$ 이다. 그러므로 좌표축  $k$ 는

$$k = \frac{1}{e'(e - q)} [(e'e)q - (e'q)e] \quad (23)$$

로 표현되며, 이를 행렬로 나타내면

$$\begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{K} \begin{bmatrix} (e_1^2 + e_2^2 + e_3^2)q_1 - (e_1q_1 + e_2q_2 + e_3q_3)e_1 \\ (e_1^2 + e_2^2 + e_3^2)q_2 - (e_1q_1 + e_2q_2 + e_3q_3)e_2 \\ (e_1^2 + e_2^2 + e_3^2)q_3 - (e_1q_1 + e_2q_2 + e_3q_3)e_3 \end{bmatrix} \quad (24)$$

가 된다. 여기서  $K = (e_1^2 + e_2^2 + e_3^2) - (e_1q_1 + e_2q_2 + e_3q_3)$ 이다. 이때  $q = (0, 1, 0)'$ 로 하고 좌표축  $k$ 를 정규화하면

$$\begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -e_1e_2 \\ e_1^2 + e_3^2 \\ -e_2e_3 \end{bmatrix} \quad (25)$$

가 된다. 같은 방법으로 좌표축  $e, k$ 에 수직인 좌표축  $l$ 은

$$(\lambda_2 e + \lambda_3 k)'l = 0 \quad \lambda_2, \lambda_3 \in real \quad (26)$$

를 만족해야 되며, 또한 이 식이 항상 성립하려면  $e'l = 0, k'l = 0$ 를 만족해야 한다. 그리고 이로 부터

$$l_1 = \frac{e_2k_3 - e_3k_2}{e_1k_2 - e_2k_1} l_3, \quad l_2 = \frac{-(e_1k_3 - e_3k_1)}{e_1k_2 - e_2k_1} l_3 \quad (27)$$

를 얻을 수 있으며, 벡터  $l$ 의 각 성분은

$$\begin{aligned} l_1 &= e_2k_3 - e_3k_2 \\ l_2 &= -(e_1k_3 - e_3k_1) \\ l_3 &= e_1k_2 - e_2k_1 \end{aligned} \quad (28)$$

와 같이 표현된다. 여기에  $e$ 와  $k$ 의 성분을 대입하여 정리하고  $l$ 를 정규화하면

$$T = \begin{bmatrix} e_3 \\ 0 \\ -e_1 \end{bmatrix} \quad (29)$$

가 된다. 그러므로 위의 좌표축  $e, k, l$ 를 정리하면 평균 벡터가 한 좌표축이 되도록 균일 칼라 영상을 변환하는 변환 행렬  $T$ 는

$$T = [e, k, l] = \begin{bmatrix} e_1 & -e_1e_2 & e_3 \\ e_2 & e_1^2 + e_2^2 & 0 \\ e_3 & -e_2e_3 & -e_1 \end{bmatrix} \quad (30)$$

와 같이 된다.

지금까지 3차원 좌표축을 변환하는 방법과 균일 칼라 영역의 평균 벡터가 한 좌표축이 되도록 영상을 변환하는 방법을 기술하였다. 이를 이용하여 균일 칼라 클러스터의 모델처럼 칼라 클러스터의 최장축 방향과 평균 벡터가 일치하도록 영상을 변환하는 방법을 설명한다. 여기서 균일 칼라 영상을  $F$ 라 하고 평균 벡터를 한 좌표축으로 하여 변환한 균일 칼라 영상을  $F_m$ 이라 하면

$$F_m = T \cdot F \quad (31)$$

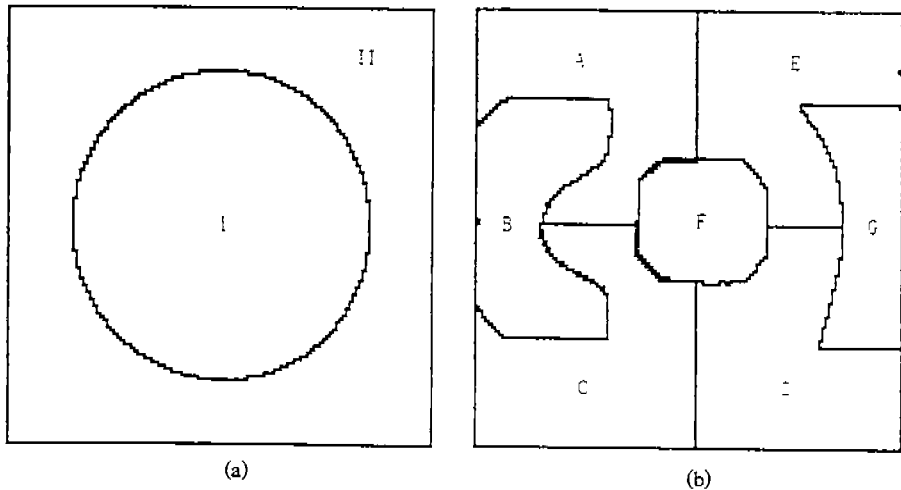
가 된다. 여기서 변환된 영상  $F_m$ 에 의해 형성되는 클러스터는 평균 벡터 방향으로 변환되었지만 클러스터의 최장축 방향과 평균 벡터 방향이 완전히 일치하지는 않는다. 그러므로 변환된 클러스터의 최장축 방향이 평균 벡터와 일치하기 위해서는  $F_m$ 으로부터 구한 공분산을 이용하여 앞에서 설명한 3차원 좌표축 변환(직교 변환)을 수행하여야 한다. 그리고 이 변환된 영상을  $F'$ 라고 하면 최종적으로 클러스터의 최장축 방향과 평균 벡터 방향이 완전히 일치하도록 변환된 칼라 영상  $F'$ 은

$$F' = T^{-1} \cdot F_i \quad (32)$$

에 의해 구할 수 있다.

#### 4. 실험 결과 및 검토

본 논문에서는 균일 칼라 영역에 해당하는 (R, G, B) 특징 공간에서의 칼라 클러스터를 모델링하는 한가지 방법을 설명하고 이를 근거로 칼라 클러스터를 모델에 맞도록 변환하는 방법을 제안하였으며 이를 컴퓨터 시뮬레이션으로 실험하였다. 그리고 시뮬레이션에 사용된 칼라 영상은 2개의 서로 다른 영역으로 구



(그림 4) 인공 및 자연 칼라 영상의 분할 결과.

(a) 인공 칼라 영상 (b) 자연 칼라 영상

(Fig. 4) Segmentation Results for artificial and natural color image.

(a) artificial image (b) natural image

성된 인공적으로 합성한 칼라 영상과 7가지 색으로 구성된 색종이 영상을 이용하여 실험하였으며 영상의 가로세로의 크기는 128×128 화소이며 화소당 8bit 이다. 본 논문에서는 균일 칼라 영역의 평균 벡터를 근사적으로 알고있을 때 칼라 영역을 모델에 적합하게 변환하는 방법을 연구하기 때문에 실험은 조건부 1차원 히스토그램을 반복 사용하여 균일 칼라 영역을 추출하는 알고리즘[3, 15]으로 칼라 영상을 균일 영역으로 구분한 후 영상 변환을 수행하였으며 (그림 4)는 이때 사용된 영상이다.

균일 칼라 영상 모델에서 클러스터의 분포 모양은 일반적으로 가늘고 긴 타원체를 형성하며 최장축 방향은 클러스터의 평균 벡터 방향과 일치한다고 하였으므로 칼라 클러스터의 분포 모양이 모델이 가리키는 방향과 일치하는지를 알아보기 위하여 아래 식과 같이 정의되는 편심율(Eccentric Ratio)과 최장축 오차(Elongated Orientation Error)를 측정하였다.

(1) 편심율(Eccentric Ratio, ER)

편심율은 2차원 평면의 타원에서 장축과 단축의 길이 비율로 표현되는데 타원의 길쭉한 정도를 의미한다. 본 논문에서는 클러스터가 3차원 특징 공간에서 타원체를 형성하므로 클러스터의 가장 큰 고유치( $\alpha_1$ )와 두번째로 큰 고유치( $\alpha_2$ )의 비율로 정의한다.

$$ER = \sqrt{\alpha_1/\alpha_2} \tag{33}$$

(2) 최장축 오차(Elongated Orientation Error, EOE)

클러스터의 가장 길쭉한 방향은 최대 고유치에 해당하는 고유 벡터 방향이므로 이 방향과 클러스터의 평균 벡터가 이루는 각도를 말하며 다음과 같이 계산된다. 여기서  $m, \phi_1$ 은 각각 평균 벡터 및 최장축 벡터이다.

$$EOE = \frac{180}{\pi} \cos^{-1} \frac{m^t \cdot \phi_1}{\|m\| \cdot \|\phi_1\|} \tag{34}$$

인공 칼라 영상은 두 영역으로 구성되었으며 인공적으로 합성할 때 필요한 통계 특성은 <표 1>과 같다.

<표 1> 인공 칼라 영상의 통계 특성  
(Table 1) Statistics of artificial color image.

IMAGE REGIONS	MEAN VECTOR (RGB)	COVARIANCE MATRIX		
		R	G	B
I	100.0	49.0	31.5	10.5
	100.0	31.5	25.0	0.15
	100.0	10.5	0.15	9.00
II	50.0	49.0	31.5	10.5
	70.0	31.5	25.0	7.50
	50.0	10.5	7.50	9.00

<표 2> 인공 칼라 영상의 편심율 및 최장축 방향 오차  
(Table 2) Eccentricity and elongated orientation error for artificial color image.

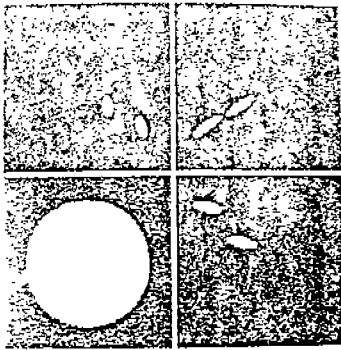
IMAGE REGION	MEAN VECTOR (RGB)	ECCENTRICITY ( $\alpha_1/\alpha_2$ ) <sup>1/2</sup>	ELONGATED ORIENTATION ERROR(degree)	EIGEN VALUE ( $\alpha_1 \alpha_2 \alpha_3$ )	EIGEN VECTOR			
					R	G	B	
I	ORIGINAL IMAGE	100.0	2.55	29.68	60.9	0.82	0.54	0.13
		100.0			9.3	0.23	-0.55	0.80
		100.0			0.7	-0.51	0.63	0.59
	TRANSFORMED IMAGE	99.5	2.54	0.22	61.3	0.57	0.58	0.57
		99.5			9.4	-0.41	-0.41	0.82
		99.4			0.7	0.71	-0.71	0.00
II	ORIGINAL IMAGE	50.0	3.56	27.44	64.5	0.82	0.55	0.18
		70.0			5.1	-0.20	-0.12	0.84
		50.0			2.9	-0.54	0.84	-0.10
	TRANSFORMED IMAGE	49.6	3.53	0.03	64.6	0.50	0.70	0.50
		69.6			5.2	-0.30	-0.40	0.86
		49.5			3.0	0.81	-0.59	0.01



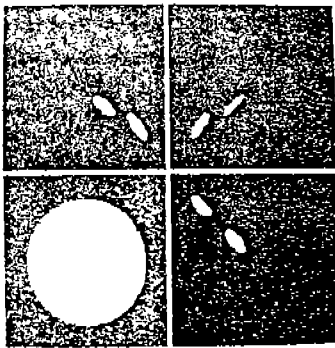
인공 칼라 영상의 클러스터 분포 모양이 클러스터의 평균 벡터 방향과 클러스터의 최장축 방향이 영역 I, II 각각에 대하여 29.68°, 27.44° 만큼 벗어나 있다. 그러나 제안된 방법으로 칼라 클러스터를 변환한 후에는 영역 I, II 각각에 대하여 클러스터의 평균 벡터와 최장축 방향이 0.22°, 0.33°로 거의 일치하게 됨을 알 수 있으며, 인공 칼라 영상에 대한 결과를 <표 2>에 표시하였다. 그리고 <그림 5>는 인공 칼라 영상에 대하여 변환 전후의 3차원 특징 공간내의 클러스터를 RG, GB, BR 2차원 평면에 투영한 것이다.

다음은 7개의 서로 다른 색종이를 붙여서 만든 후 이를 칼라 영상 처리 장치를 이용하여 컴퓨터에 입력

한 자연 칼라 영상에 대하여 실험하였으며 <그림 6>은 변환 전후의 3차원 특징 공간내의 클러스터를 RG, GB, BR 2차원 평면에 투영한 것이다. 색종이 영상은 균일 칼라 영역으로 구성되었으며 <표 3>에서 보는 것과 같이 3개의 고유치 중에서 최장축에 해당하는 고유치  $\alpha_1$ 이 나머지 두개의 고유치  $\alpha_2, \alpha_3$  보다 상당히 큼을 알 수 있다. 그러므로 클러스터의 분포 모양은 가늘고 길쭉한 방향을 가지는 타원체임을 알 수 있다. 그리고 인공 칼라 영상과 마찬가지로 색종이 영상을 변환하여올 때 변환후의 클러스터의 평균 벡터와 최장축 방향이 거의 일치함을 <표 3>은 보여주고 있다.



(a)



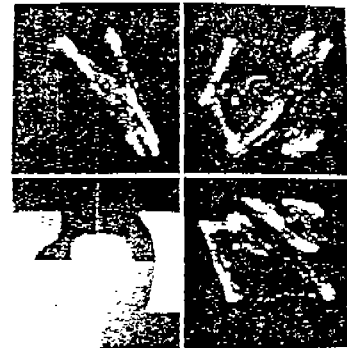
(b)

(그림 5) 인공 칼라 영상의 변환 결과.

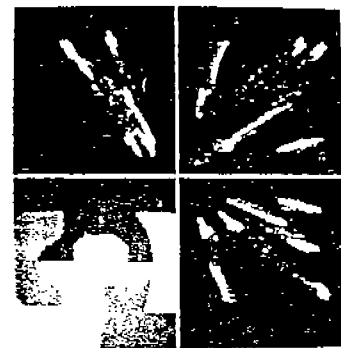
(a) 원 영상 (b) 변환된 영상

(Fig. 5) Original and transformed results for artificial color image.

(a) original image (b) transformed image



(a)



(b)

(그림 6) 자연 칼라 영상의 변환 결과.

(a) 원 영상 (b) 변환된 영상

(Fig. 6) Original and transformed results for natural color image.

(a) original image (b) transformed image

〈표 3〉 자연 컬러 영상의 편심률 및 최장축 방향 오차  
 〈Table 3〉 Eccentricity and elongated orientation error for natural(COLOR PAPER) image.

IMAGE REGION		MEAN VECTOR (RGB)	ECCENTRICITY ( $\alpha_1/\alpha_2$ ) <sup>1/2</sup>	ELONGATED ORIENTATION ERROR(degree)	EIGEN VALUE ( $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ )	EIGEN VECTOR		
						R	G	B
A	ORIGINAL IMAGE	82.4 48.9 69.4	2.03	51.88	118.9 28.9 5.1	-0.04 0.99 -0.08	0.86 -0.00 0.50	0.49 0.09 0.86
	TRANSFORMED IMAGE	81.9 48.4 68.9	2.02	<u>0.09</u>	119.0 29.0 5.2	0.69 -0.50 -0.51	0.41 -0.30 0.85	0.58 0.80 0.00
B	ORIGINAL IMAGE	40.8 116.1 76.9	1.57	2.05	75.8 30.7 8.8	0.29 0.92 -0.23	0.81 -0.36 -0.44	0.50 0.05 0.86
	TRANSFORMED IMAGE	40.3 115.5 76.4	1.58	<u>0.05</u>	76.6 30.4 9.0	0.27 -0.17 0.94	0.80 -0.49 -0.32	0.53 0.84 0.00
C	ORIGINAL IMAGE	68.8 173.6 157.2	6.63	1.61	370.9 8.4 4.1	0.26 0.73 -0.62	0.70 -0.58 -0.40	0.66 0.33 0.67
	TRANSFORMED IMAGE	68.3 172.9 156.7	6.66	<u>0.48</u>	377.4 8.4 4.2	0.27 -0.23 0.93	0.71 -0.59 -0.36	0.63 0.76 0.01
D	ORIGINAL IMAGE	126.7 82.0 58.2	2.77	46.93	428.8 55.7 6.2	0.08 0.96 0.24	0.74 0.10 -0.66	0.66 -0.24 0.70
	TRANSFORMED IMAGE	126.2 81.5 57.7	2.76	<u>0.17</u>	431.9 56.3 6.1	0.78 -0.30 -0.54	0.50 -0.19 0.83	0.35 0.93 0.00
E	ORIGINAL IMAGE	187.0 49.1 46.4	2.46	5.77	231.3 38.0 4.6	0.91 -0.40 -0.01	0.34 0.77 -0.53	0.22 0.48 0.84
	TRANSFORMED IMAGE	186.5 48.6 45.9	2.46	<u>0.17</u>	231.1 38.2 4.6	0.94 -0.22 -0.25	0.24 -0.05 0.96	0.23 0.97 0.00
F	ORIGINAL IMAGE	217.6 187.8 169.4	2.19	10.77	95.2 19.7 11.9	0.51 -0.83 0.20	0.69 0.26 -0.67	0.50 0.48 0.71
	TRANSFORMED IMAGE	217.2 187.3 169.4	2.19	<u>0.03</u>	95.0 19.8 12.0	0.65 -0.38 -0.65	0.56 -0.33 0.75	0.50 0.86 0.00
G	ORIGINAL IMAGE	183.1 190.2 100.6	2.78	37.17	638.8 82.3 59.5	0.08 0.92 -0.38	0.95 -0.10 -0.22	0.27 0.34 0.89
	TRANSFORMED IMAGE	183.1 189.7 100.1	2.78	<u>0.08</u>	638.6 82.4 59.7	0.64 -0.25 0.71	0.67 -0.25 -0.69	0.35 0.93 0.01

## 5. 결 론

본 논문에서는 균일한 칼라를 가지는 물체로부터 얻어진 칼라 영상 신호의 모델링에 대하여 설명하였으며 이 칼라 영상신호 모델링의 성질에 근거하여 균일 칼라 영상을 변환하는 방법을 제안하였다.

먼저 칼라 영상 신호의 변동 원인을 각 칼라 성분에 동등하게 작용하는 등등요인과 각 칼라 성분에 독립적으로 작용하는 독립요인으로 분류할 수 있음을 보였으며 각각을 정규분포로 모델링하였다. 그 결과 균일한 칼라 영역으로부터 결정되는 클러스터의 모양은  $(R, G, B)$ 특징 공간에서 길쭉한 타원체를 형성하며 타원체의 방향은 3차원 특징 공간에서 클러스터의 중심과 원점을 연결하는 방향, 즉 균일 칼라 영역을 대표하는 평균 벡터의 방향과 일치하게 됨을 알 수 있었다.

그리고 균일 칼라 영상 신호의 모델링에 근거한 칼라 영상 변환 방법에 대하여 연구하였다. 인공적으로 합성한 영상과 색종이 영상에 대하여 균일 칼라 영역에 해당하는 클러스터의 최장축 방향과 클러스터 중심과 원점을 연결하는 평균 벡터 방향이 일치하도록 영상을 변환하였다.

제안된 방법의 성능을 평가하기 위하여 인공 및 자연 칼라 영상을 사용하여 컴퓨터 시뮬레이션으로 실험하였다. 실험 결과 제안된 칼라 영상 변환 방법은 균일 칼라 영역에 해당하는 클러스터를  $(R, G, B)$ 특징 공간에서 클러스터의 평균벡터와 클러스터의 최장축 방향이 일치되게 함을 알 수 있었다.

그리고 제안된 방법을 칼라 영상의 선명화(enhancement), 칼라 영상 장치에서 R, G, B 각 성분의 비선형성의 보정, 칼라 영상을 각 특징축으로 투영하여 균일 영역을 추출할 때 효과적으로 사용할 수 있을 것으로 생각되며 앞으로 이에 대한 연구가 더 필요하다.

## 참 고 문 헌

- [1] M.Ali, W.N.Martin and J.K.Aggawal, "Color-based computer analysis of aerial photographs," Computer Graphics and Image Processing, Vol. 7, pp. 259-265, 1978.
- [2] M.Celenk, "A color clustering technique for image segmentation," Comput. Vision Graphics and Image Process. 52, pp. 145-170(1990).
- [3] B.H.Chang, S.D.Kim and J.K.Kim, "A threshold selection algorithm for extracting a uniform color region in image," Electronics Letters. Vol. 23, No. 25, pp. 1362-1363, 1987.
- [4] R.L. Cook and K.E.Torrance, "A reflectance model for computer graphics," ACM Trans. Graphics 1(i), pp. 7-24, Jan. 1982.
- [5] W.B.Davenport, "Probability and random processes," McGraw-Hill, Ltd. 1970.
- [6] R.Gershon, A.D.Jepson and J.K.Tsotsos, "Highlight identification using chromatic information," First International Conference on Computer Vision, pp. 151-160, June 1987.
- [7] G.Healy and T.O.Binford, "Local shape from specularity," First International Conference on Computer Vision, pp. 151-160, June 1987.
- [8] B.K.P.Horn, "Exact reproduction of colored images," Computer Vision Graphics and Image Processing(CVGIP), 26, pp. 135-167, 1987.
- [9] A.K.Jain, "Fundamentals of digital image processing," Prentice-Hall, Inc., 1989.
- [10] R.Johnsonbaugh and W.E.Pfaffenberger, "Foundations of mathematical analysis," Marcel Dekker, Inc. 1981.
- [11] M.S.Kankanhalli, B.M.Mehre and J.K.Wu, "Cluster-based color matching for image retrieval," Pattern Recognition, Vol. 29, No. 4, pp. 701-708, 1996.
- [12] G.J.Klinker, S.A.Shafer and T.Kanade, "The measurement of highlights in color images," International Journal of Computer Vision, 2, pp. 7-22 (1983).
- [13] E.Kreyszig, "Advanced Engineering Mathematics(sixth edition)," John Wiley & Sons. Inc., 1988.
- [14] H.C.Lee, "Method for computing the scene-illuminant chromaticity from specular highlights," J. Opt. Soc. Amer.A(JOSA\_A) 3(1), pp. 29-33, Jan., 1986.
- [15] R.Ohlander, K.Price and D.R.Reddy, "Picture

segmentation using a recursive region splitting method," Computer Graphics and Image Processing, Vol. 8, pp. 313-333, 1978.

[16] Y.Ohta, "A region-oriented image analysis system by computer," Ph.D thesis, Dept. of info. science, Kyoto university, Kyoto, 606, Japan. 1980.

[17] E.Parzen, "On estimation of a probability density function and mode," Ann. Inst. Statist., Math., Vol. 33, pp. 1065-1076, Sept. 1962.

[18] G.S.Robinson, "Color edge detection," Optical engineering, Vol. 16, pp. 479-484, 1977.

[19] A.Rosenfeld, "Image analysis: problems, progress and prospects," Pattern Recognition, Vol. 17, pp. 3-12, 1984.

[20] A.Sarabi and J.K.Aggarwal, "Segmentation of chromatic image," Pattern Recognition, Vol. 13, pp. 417-427, 1981.

[21] G.Wyszecki and W.S.Stiles, "Color science 2nd," John-Wiley & Sons Inc., 1982.

[22] C.K.Yang and W.H.Tsai, "Reduction of color space dimensionality by moment-preserving thresholding and its application for edge detection in color spaces," Pattern Recognition Letters 17, pp. 481-490, 1996.

[23] J.A.C Yule, "Principle of color reproduction,"

John Wiley & Sons Inc., 1967.



**이 정 환**

1983년 경북대학교 전자공학과 졸업  
 1986년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1993년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학박사)

1990년~현재 안동대학교 전자정보산업학부 부교수  
 관심분야: 영상처리, 컴퓨터비전, 멀티미디어 등

**박 세 현**

1980년 경북대학교 전자공학과 졸업  
 1982년 경북대학교 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1990년 아주대학교 전자공학과 졸업(공학박사)  
 1992년~현재 안동대학교 전자정보산업학부 부교수  
 관심분야: 마이크로프로세서, 멀티미디어응용 등



**김 중 수**

1982년 경북대학교 전자공학과 졸업  
 1984년 경북대학교 대학원 전자공학과 전자계산전공 졸업(공학석사)  
 1988년 경북대학교 대학원 전자공학과 전자계산전공 박사과정 수료

1987년~현재 안동대학교 컴퓨터공학과 부교수  
 관심분야: 영상처리, 패턴인식, 신경회로망, GIS