

論 文

칼라 영상 신호 모델링 및 칼라 영상 분할에 적합한 효과적인 칼라 좌표 변환

正會員 蔣 炳 和* 正會員 李 廷 煥**, 正會員 金 聖 大*** 正會員 金 在 均***

The Modelling of Color Image Signals and Efficient Color Axis Transform for Color Image Segmentation

Byung Hwa JANG*, Jung Hwan LEE**, Seong Dae KIM***,
Jae Kyoon KIM*** *Regular Members*

要 約 본 논문에서는 칼라 영상 신호 모델링과 균일한 칼라를 가져는 영역을 분리할 수 있는 방법에 의해 추출된 네 가장 적합한 칼라 좌표 변환에 관하여 연구하였다. 이를 위하여 칼라 영상의 입력 과정을 분석하여 칼라 변동의 모든 원인을 조사하였으며, 이들 변동의 원인들을 identical factor와 independent factor로 분류할 수 있음을 보이고 각각을 기우직한 변수로 모델링 하였다. 그 결과 균일한 칼라 영역으로부터 결정되는 칼라축의 모델은 곱셈한 다원제 모델으로 되며 곱셈한 방향을 (R, G, B) 공간에서 항상 원점과 클러스터 중심을 연결하는 방향이 됨을 보였다. 그리고 실제 카메라로 입력된 균일한 칼라 영역의 클러스터 모양에 대해서 모델링 오차를 증명하여 제안된 모델의 정확도를 확인하였다. 그리고 몇가지 좌표 변환에 대하여 제안된 모델과 분리된 공간과의 오차 및 잡티짐을 분석하는 작업을 통하여 분리된 선대응 위한 최적의 좌표 변환을 찾으려 하였으며, 컴퓨터 시뮬레이션 결과 vKLT가 가장 우수함을 알 수 있었다.

ABSTRACT This paper describes the modelling of color image signals and the color axis transform in order to extract an uniform region by thresholding method. By analyzing the procedure of color image acquisition, we examine all factors of color variation, and it is grouped into identical factor and independent one which is modelled by the gaussian function. It is shown that in the feature space the cluster corresponding to a color region in narrow and elongated in the direction form the origin to the center of the cluster. The proposed model for color signals is applied to some natural color image in order to test its propriety. Some color axis transform methods are studied for efficient representation of feature interval as a rectangular parallelepiped. By computer simulation, the vKLT is better than the others color axis transform.

I. 서 론

영상분할이란 주어진 영상으로 부터 균일 영역을 추출하는 것으로 영상인식과 해석을 위한 여러 과정 중에서 가장 필수적인 단계이다. 영상 분할에서 사용될 수 있는 특징들로는 밝기, 칼라, texture, 깊이정보, 그리고 이동속도 등을

*國防科學研究所

ADD

**安東大學 電子計算機工學科

Dept. of Computer Eng. Andong College.

***韓國科學技術院 電氣및 電子工學科

KAIST

論文番號 : 90-93(接受1990. 9. 21)

을 수 있으나, 그 중에서 칼라 정보는 매우 유용한 정보이다. 일반적으로 영상분할 방법들중에서 가장 간단한 방법으로 문턱값을 이용하고, 기법^{10,11)}이 많이 사용되고 있다. 최근에 칼라 영상으로 부터 균일한 영역을 추출해 내기 위하여 6개의 문턱값을 설정하는 알고리즘¹²⁾이 제안되었다. 이 방법은 일반적인 라지 엘리먼트 기법을 조절된 1차원 히스토그램에 반복적으로 적용하여 균일한 영역을 뽑아내 원하는 문턱값들을 찾아내는 방식이다.

칼라 특정 공간에서 목표물의 영역이 얻어지고 클러스터를 문턱값 구간으로 지 추출해 내려고 할 때, 클러스터의 모양과 문턱값 구간으로 만들어진 결정경계(decision boundary)의 모양은 매우 중요하다. 이 두 모양이 가능한 한 비슷하게 될 때 추출된 화상은 최소가 된다. 몇의 근원색인 (R, G, B) 공간에서 문턱과 클러스터의 모양은 영상 입력 과정에 차 조영, 문체 조영의 강질, 영상 입력장치 및 각기 회로에서 발생하는 잡음 등에 의해 결정된다. 한편 입력된 영상에 대해서는 고정되어 있다. 그러나 결정경계의 모양은 적응방식으로 고정되어 있거나, 하지는 칼라 좌표 변환을 해 주더라도 입력의 모양으로 변형되지 않을 수 있다. 이가지로 문턱값 구간으로 칼라 영역을 추출할 때 가장 유용한 칼라 좌표 변환에 관하여 연구하고자 한다.

칼라 좌표 변환에 대해서는 그 적용 목적에 따라 여러가지가 제안되어 있다. 기존의 칼라 영상분할 또는 칼라 예지 추출에 관한 연구는 삼색 모델 대체로 기본적인 칼라 조정인 (R, G, B) 를 서로 상관성이 없다는 이유로 적용을 피하고 변화된 칼라 특성을 사용하고 있다.

Yachida¹³⁾는 정규화 된 칼라 (r, g) 를 사용하여 칼라 특정 사이의 거리를 정의 하고 이것을 이용하여 강개질을 검출하였고 Nevatia¹⁴⁾는 (Y, r, g) , $(Huc, Saturation)$ 등에 대하여 Hueckel에서 연산자를 최상자기 칼라 예지 추출에 관한 실험을 하였다. 그리고 Robinson¹⁵⁾은 칼라 예지 추출에 유용한 칼라 좌표축을 선택하기 위하여 (R, G, B) , (P_1, P_2, P_3) , (Y, L, Q) , (L, a, b)

, (G_1, G_2, G_3) 등에 대하여 실험을 통하여 비교하였으나 실험에 사용한 영상이 단색에 짝이 있기 때문에 일반적인 경우를 내리는 것은 보류하였다. Underwood¹⁶⁾와 Ali¹⁷⁾는 칼라 특정 공간에서 결정경계 모양을 직육면체로 정해 주어서 클러스터를 추출하려 했다. 이들은 (R, G, B) 를 직접 사용하지 않고 정규화 된 칼라 성분 r, g 와 몇 가지 정보 L 를 실험적으로 사용한 결과 좋은 결과를 얻을 수 있었다고 발표했다. 그리고 Williams¹⁸⁾는 라수원에서 나무들의 방출해 강연 상태를 분류하기 위하여 클래스 사이의 분리도(between class separation)를 최대로 하는 변환 방법을 이용하였다. Ohlander¹⁹⁾는 칼라 영상분할을 위하여 (R, G, B) , (L, H, S) , (Y, L, Q) 를 동시에 사용하였으나, 이와 같은 9개의 좌표축에 대하여 각각 문턱값을 설정할 수 있도록 되어 있기 때문에 결정경계의 모양은 분명하게 정의되지 않는다. 또 Ohta²⁰⁾는 영상분할에 가장 적합한 칼라 좌표축을 선택하기 위하여 (R, G, B) , (X, Y, Z) , (Y, L, Q) , (L, a, b) , (U, V, W) , (L, r, g) , (L, S, H) 와 (L, K, L) 등에 대하여 실험하였으나 그 결과를 비교하였다.

그러나 위에 언급한 기존방법에서는 균일한 칼라를 가지는 목표물에서 얻어질 수 있는 영상에 칼라 변형 요인과 클러스터의 모양을 고려하지 않고 칼라 좌표 변환을 하였기 때문에 문턱값을 이용한 칼라 영상분할을 방법에는 적당하지 않다. 본 논문에서는 칼라 영상 신호 코덱링과 균일한 칼라를 가지는 영역을 문턱값 구간에 의해 구분하려 할때 가장 적합한 칼라 좌표 변환에 관하여 연구하였다. 이를 위하여 칼라 영상의 입력 과정을 분석하여 균일한 칼라를 가지는 목표물에서 얻어질 수 있는 영상의 칼라 변형의 모든 원인을 조사하였으며, 이들 변형의 원인들을 identical factor와 independent factor로 분류할 수 있음을 보여주고 각각을 가우시안 변수로 모델링 하였다. 그 결과 균일한 칼라 영역으로 부터 결정되는 클러스터의 모양은 일정한 방향으로 되어 일정한 방향은 (R, G, B) 공간에 잘 분할 원점과 클러스터 중심을 연결하는 방향

이 뒀을 보였다. 그리고 실제 카메라로 입력된 동일한 칼라 영역의 클러스터 모양에 대해서 모델링 오차를 측정하여 제안된 모델의 정확도를 확인하였으며, 몇가지 좌표 변환에 대하여 제안된 모델과 문턱값 구간과의 오차 및 정단점을 분석하는 작업을 통하여 문턱값 선택을 위한 최적의 좌표 변환을 찾으려 하였다.

본 논문의 구성은 제1장 서론에 이어 제2장에서 칼라 영상 신호에 대한 잡음과 원인에 대하여 기술하였으며, 제3장에서 칼라 영상 신호를 모델링하고 그 타당성을 설명하였다. 그리고 제4장에서 기존의 칼라 변환 방법과 제안 방법을 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 비교 검토하였고, 제5장에서 제안 방법을 실제 칼라 영상에 적용한 결과를 기술하였으며, 마지막으로 제6장으로 결론을 맺었다.

II. 칼라 영상 신호에 대한 잡음과 원인

칼라 영상 입력 시스템은 그림 1과 같이 광원, 목표물, 칼라 카메라, A/D 변환기 등으로 구성되어 있다.

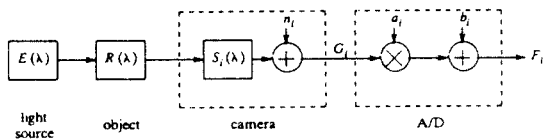


그림 1. 칼라 영상 입력 시스템의 구성도
Fig. 1. Structure of color image acquisition system

물체에 입사되는 평행 광원의 스펙트럼을 $E(\lambda)$ 라 하고, 목표물의 한 점에서의 반사(reflectance) 스펙트럼을 $R(\lambda)$ 라 하며, 카메라의 i 번째 칼라 primary에 대한 sensitivity 스펙트럼을 $S_i(\lambda)$ 라 하면 그 점에 해당하는 화소에 대한 칼라 영상신호의 한 성분 G_i 는 다음 식으로 나타낼 수 있다.

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

이 식에서 모든 변수는 화소 위치 (x, y) 의 함수이며 n_i 는 카메라와 전기적 회로에서 발생하는 잡음이다. A/D 변환기에서는 이 신호의 크기 \mathbf{a} 와 offset \mathbf{b} 를 조정한다. 그러면 영상내의 위치 (x, y) 에 있는 화소의 한 칼라 성분 $F_i(x, y)$ 는 다음과 같이 된다.

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

목표물의 표면이 동일한 칼라를 가지고 있다고 할 때, 입력 영상 신호 $F_i(x, y)$ 로부터 얻어지는 3차원 히스토그램에서 목표물에 대응하는 클러스터의 분포 모양을 생각한다. 입력 영상 신호 $F_i(x, y)$ 가 화소의 위치 (x, y) 에 관계 없이 항상 일정한 값을 가진다면 클러스터의 분포 모양은 한 개의 점으로 된다. 그러나 위치 (x, y) 에 따라 $F_i(x, y)$ 의 값이 변화한다면 변화 방법에 따른 클러스터의 분포 모양을 가지게 될 것이다. 여기서 이 클러스터의 분포 모양에 영향을 줄 수 있는 모든 원인들을 분석해 보도록 한다.

1) 광원

광원의 색은 매우 중요하다. 물체에서 반사되는 광선은 광원에서 오는 광선중에서 일부의 파장의 광선을 흡수하고 남은 것이므로 영상내의 화소의 색은 광원에 직접적으로 영향을 받는다. 광원의 평행 광선이 아니라면 물체상의 위치에 따라 광원까지의 거리가 다르게 되므로 화소에 따라 밝기가 달라질 수 있다. 또 입력 센서가 raster scan으로 동작할 경우에는 광원의 밝기가 시간에 따라 변화하는 것도 문제된다.

2) 이차반사와 그늘

목표물의 모양이 복잡하거나 주변에 다른 물체와 함께 있을 때에는 다른 곳에서 반사된 빛과 함께 조명이 되므로 보통 보다 더 밝아질 수가

었다. 이 현상이 두꺼운 물체로 되는 것은 다른 곳에서 반사된 빛은 그 곳의 길이의 영향을 받는다라는 사실이다. 반대로 이미 질에 자는 다른 부분에 가려지지 광원에서 오는 빛을 제대로 받지 못하여 고충 보다 더 어두워질 수도 있다.

3) 표면의 경사도와 성질

물체 표면의 모양이 일정한 평면이 아니라면 표면의 경사도가 물체 표면의 법선 방향에 따라 달라지게 된다. 그러면 광선의 입사각과 viewing angle이 달라지게 되어 반사광의 세기가 달라질 수 있다. 물체 표면에 입사된 광선의 평면과 카메라 방향에 카메라가 설치 되어 있다면, 카메라에 들어오는 광선은 물체 표면의 경사 각도를 거의 갖지 못하여 광선의 성분 반으로 구성된 매우 강한 광선이 된다. 물체 표면의 경사도가 일정하지 않을 때 영상내에서 물체 영역의 일부만이 장만되어 등명화 받게 되는데 이 영역을 specular 영역이라 부른다. 또 표면의 거칠기도 일정하지 않거나, 오히려 부정되어 있을 때, 그리고 물체 표면의 길이가 균일하지 못한 때에도 반사광의 세기가 달라진다.

4) 렌즈

카메라에서 렌즈는 소란 광의 광자를 더욱 작으로 집광되고 있다.

$$E_f = L_s (\pi/4) (d/f)^2 \cos^4 \beta \quad (3)$$

여기서 L_s 는 물체 표면에서 나오는 광속(surface radiance)이며 d 는 렌즈의 직경, f 는 렌즈의 초점 거리이며, β 는 물체와 렌즈 중심축이 이루는 각도이다. 이 값을 모든 광의 방향을 중심에서 주변으로 빛이 강수할 $\cos(\beta)$ 의 곱셈에 비례하여 이루어진다. 이 현상은 조리개를 열어 영수부 더욱 깊해진다. 또 렌즈의 직경이 일정 않았을 경우에는 광의 영역의 상계 부분에 blurring 이 발생하게 된다.

5) 카메라 잡음

카메라 내부에는 여러 가지 잡음 원인이 있다. 센서에서 주로 발생하는 shot 잡음, 양자 잡음, 열 잡음 그리고 증폭기에서 발생하는 잡음 등이 있다.

a) Shot 잡음

Carrier의 흐름이 시간적으로 독립 분포적할 때 흐름에서 일어나는 랜덤한 소멸에 따라 발생되는 잡음을 일하며 진폭차 i 에 대하여 그에 수반되는 잡음 전류(2승 평균치) i_n^2 는 대역폭을 B 라 할 때

$$i_n^2 = 2eiB \quad (4)$$

로 된다. 전자 beam에서도 shot 잡음이 발생된다.

b) 열 잡음(quantum noise)

입자 광자가 시간적, 공간적으로 무작위로 분포함에 따라 발생하는 잡음이다. 또한 발생하는 광전류도 같은 성질의 잡음을 가지므로 시간적으로 양자 잡음이라 부른다. 광전류가 클 때 잡음은 위의 shot 잡음과 같다.

c) 열잡음(thermal noise)

저항체에서 발생된다.

$$e_n^2 = 4kTRB \quad (5)$$

여기서 k 는 Boltzmann 상수 ($1.38 \times 10^{-23} \text{ J/K}$)이며 T 는 절대 온도, R 는 저항치, B 는 대역폭이다. 소신 증폭기의 워더 저항(광전관의 부하저항)의 가장 물체로 된다.

d) 증폭기 잡음

소신 FET의 잡음이 물체로 된다. 트랜지스터에 실리는 일반적으로 증강 수파역에서 열 잡음, shot 잡음에 기인하는 평탄한 잡음 특성을 가지며 저역과 고역에서는 여러가지 잡음이 증가된다.

Ⅲ. 칼라 영상 신호에 대한 모델과 시뮬레이션 결과

1. 칼라 영상 신호의 모델

균일한 칼라를 가지는 목표물로부터 얻어진 영상에서 그 목표물에 대응하는 클러스터의 분포 모양에 대하여 적합한 분포 모델을 생각한다. 여기서는 한장의 정지 영상에서 문턱값을 이용한 방법으로 목표물의 영역 만을 추출하는 것이 목적이다. 그러므로 영상 전체에 대한 모델이 아니라 추출하려는 균일한 칼라 영역내의 화소들로부터 나오는 칼라 신호에 대한 모델을 생각한다.

균일한 칼라 영역내의 화소에 대한 칼라 특징은 (R, G, B) 의 3가지 성분을 가진 벡터로 표시할 수 있다. 이 칼라 특징의 변동 원인에 대해서는 앞절에서 자세하게 살펴보았다. 이러한 변동은 모든 칼라 성분에 동일하게 작용하는 identical factor와 서로 독립적으로 작용하는 independent factor로 나누어 생각할 수 있다.

1) Identical factor (Multiplicative factor μ_M)

대부분의 칼라 변동의 원인은 카메라 입사광의 밝기 변동으로 귀결된다. 카메라 입사광은 물체 표면에서 반사된 빛이며 specular 반사와 diffuse 반사의 선형 결합으로 주어진다. Specular 반사광은 광원의 칼라 성분을 그대로 가지며, diffuse 반사광은 물체 표면 재료에서 흡수된 나머지 칼라 성분으로 되어 있다. 우리는 diffuse 반사광으로부터 물체 표면의 색을 구별하게 된다. 광원과 카메라를 잘 배치해 주면 specular 반사를 상당히 감소시킬 수 있기 때문에 여기서는 specular 반사는 없는 것으로 가정한다. 또 광원과 카메라 렌즈의 기하학적 구조에 따른 변화는 칼라 성분의 조성 비율에 거의 영향을 주지 않는다.¹⁴⁾ 그러면 균일한 색을 가진 물체 영역에 대해서는 카메라 입사광의 밝기 변화는 모든 칼라 성분에 대하여 동등하게 작용하며 변동의 정도는 카메라 입사광의 세기에 비례하므로 영상 신호의 크기에 multiplicative하게 작용한다.

2) Independent factor (Additive factor n_A)

카메라 촬상관과 전기 회로는 각 칼라 성분에 대하여 독립적으로 만들어져 있기 때문에 여기서 발생하는 잡음도 각각의 칼라 성분에 대하여 서로 독립적이며 영상 신호에 additive하게 작용한다.

목표물 표면 칼라의 불균일성으로 인한 칼라 변동은 각각의 칼라 성분에 대하여 독립적이면서도 영상 신호에 대해서는 multiplicative 하게 작용하게 된다. 그러나 이것은 목표물이 균일한 칼라를 가졌다는 가정에 어긋나므로 무시하도록 한다. 실제 영상에서는 물체 표면의 곡률 변화로 인한 반사율 변화와 조명 장치, 카메라 등의 기하학적 불완전성에 의한 밝기 변화가 가장 심하다(identical factor).

이상의 두가지 변동 요인을 각각 랜덤 변수(random variable) μ_M 과 n_A 로 나타내면 식(1)과 식(2)는 다음과 같이 간단한 함수 모델로 근사화 할 수 있다.

$$y = \mu_M e + n_A \tag{6}$$

여기서 e 는 균일한 칼라 영역의 칼라를 대표하는 상수 벡터이다. 랜덤 변수 μ_M 은 multiplicative factor이며 각 칼라 성분에 동등하게 작용하므로 scalar이다. 랜덤 변수 n_A 는 additive factor이며 각 칼라 성분에 독립적으로 작용하므로 랜덤벡터이다.

이 두가지 변동 요인은 여러가지 원인의 혼합된 결과이기 때문에 확률 분포를 간단히 설명할 수가 없다. Independent factor는 항상 가우시안 분포를 가진다고 볼 수 있다. 그러나 identical factor는 목표물의 모양, 배치, 주변의 물체, 광원의 종류등에 따라 분포 모양이 크게 변할 수 있지만 여러가지 원인이 종합된 결과이므로 가우시안 분포를 가지는 것으로 가정한다. 그리고 이 두가지 변동 요인은 다음과 같은 성질들을 가지는 것으로 가정한다.

$$1) E[n_M] = 1, E[n_M - 1] = 0 \quad (7)$$

$$2) E[(n_M - 1)^2] = \sigma_M^2 \quad (8a)$$

$$E[n_M^2] = \sigma_M^2 + 1 \quad (8b)$$

$$3) E[n_A] = 0 \quad (9)$$

$$4) E[n_A n_A'] = V_A = \begin{pmatrix} \sigma_{A1}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{A2}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{A3}^2 \end{pmatrix} \quad (10)$$

그러면 \mathbf{y} 의 평균 \mathbf{m}_y 와 공분산 행렬(covariance matrix) V_y 을 계산하면 다음과 같이 된다.

$$\mathbf{m}_y = E[\mathbf{y}] = \mathbf{e} \quad (11)$$

$$V_y = E[\mathbf{y}\mathbf{y}'] - E[\mathbf{y}]E[\mathbf{y}]'$$

$$= \sigma_M^2 \begin{pmatrix} e_1^2 & e_1e_2 & e_1e_3 \\ e_1e_2 & e_2^2 & e_2e_3 \\ e_1e_3 & e_2e_3 & e_3^2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \sigma_{A1}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{A2}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{A3}^2 \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} \sigma_M^2 e_1^2 + \sigma_{A1}^2 & \sigma_M^2 e_1e_2 & \sigma_M^2 e_1e_3 \\ \sigma_M^2 e_1e_2 & \sigma_M^2 e_2^2 + \sigma_{A2}^2 & \sigma_M^2 e_2e_3 \\ \sigma_M^2 e_1e_3 & \sigma_M^2 e_2e_3 & \sigma_M^2 e_3^2 + \sigma_{A3}^2 \end{pmatrix} \quad (12)$$

여기서 $\sigma_{A1} = \sigma_{A2} = \sigma_{A3} = \sigma_A$ 라고 할때 식(12)으로 모델링한 클러스터의 모양을 알아내기 위하여 V_y 의 고유치(eigen value)를 계산하면 다음과 같다.

$$\lambda_1 = \sigma_M^2(e_1^2 + e_2^2 + e_3^2) + \sigma_A^2 \quad (13)$$

$$\lambda_2 = \sigma_A^2$$

$$\lambda_3 = -\sigma_A^2$$

여기서 λ_1 이 항상 최대 값을 가진다는 사실을

알 수 있다. 최대 고유벡터 λ_1 에 대응하는 고유치는 (e_1, e_2, e_3) 로 구해진다. 이 결과로부터 균일한 각도 영역은 각도 특정 공간상에서 길쭉한 모양의 클러스터를 형성하게 되며 길쭉한 방향은 (e_1, e_2, e_3) 방향으로 됨을 알 수 있다.

이 사실을 식(6)에서 convolution을 사용하여 설명할 수도 있다. 즉 식(6)은 두개의 랜덤 변수의 합으로 표시되어 있으므로 \mathbf{y} 의 확률밀도함수는 두 랜덤 변수의 확률밀도함수들의 convolution으로 된다. n_{Me} 는 \mathbf{e} 방향으로 평면이 \mathbf{e} 에 있는 직분과 같은 모양의 확률밀도함수를 가진다. n_A 의 확률밀도함수는 공모양이므로 이들의 convolution을 다원체 모양으로 될 것이며 가장 길쭉한 방향은 벡터 \mathbf{e} 와 같아짐을 알 수 있다.

실제 영상에서는 $\sigma_{A1} \neq \sigma_{A2} \neq \sigma_{A3}$ 이므로 n_A 의 확률밀도함수는 공이 아닌 다원체 모양으로 된다. 이 다원체의 가장 길쭉한 방향은 $\sigma_{A1}, \sigma_{A2}, \sigma_{A3}$ 중 가장 큰 σ_{A1} 에 대응하는 1번째 축 방향이다. 그러므로 n_{Me} 와 n_A 의 확률밀도함수에 대한 convolution 결과는 다원체의 principal axis 방향으로 조금 기울어진 방향으로 될 것이다. 그러나 실제 영상에서 n_M 에 의한 영향이 n_A 에 의한 영향보다 훨씬 크기 때문에, 다원체에 의해 기울어진 영향을 무시할 수 있으며 가장 길쭉한 방향은 벡터 \mathbf{e} 로 정하여도 실제 응용에서는 지장이 없다.

2. 모델에 관한 시뮬레이션

일 관에서 각도 변동 원인을 분석하고 identical factor와 independent factor의 두 요소로 분류함으로써 각도 변동 모델을 만들었다. 이 두가지 각도 변동원인을 각각 가우시안이라고 가정하고 공분산 행렬의 고유치와 고유 벡터를 분석함으로써 클러스터 모양을 설명하였다. 그러나 클러스터 모양만을 설명하는 데는 각각의 각도 변동 원인이 가우시안이어야 할 필요는 없다. 실제 영상에서는 specular 반사와 영향이나 물체 색의 변화, 주위의 반사 물체 등의 영향은 각도 클러스터의 모양을 임의로 변화시킬 수 있다.

여기서는 칼라 클러스터의 모양이 모델이 가리키는 모양과 일치하는 지를 컴퓨터 시뮬레이션으로 확인해 보기로 한다.

모델의 분석 결과에서는 칼라 클러스터는 일반적으로 가늘고 긴 모양을 가지며 최장축의 방향은 언제나 클러스터 평균벡터(cluster mean vector)의 방향과 일치한다고 하였으므로, 여기서는 칼라 영역에서 나온 샘플들에 대하여 이심률(ER, Eccentric Ratio)과 최장축방향오차(E_{err}, Elongated orientation error)를 측정하여 보기로 한다.

1) 이심률(Eccentricity)

이심률은 타원에서 장축과 단축의 길이 비율로 나타내는 데 타원의 길쭉한 정도를 나타낸다. 여기서는 가장 변화가 큰 축과 두번째로 큰 축의 분산과의 비율로 정의하며 다음과 같이 클러스터의 공분산 행렬에서 얻어진 고유치를 사용하여 계산한다.

$$ER = (\lambda_1 / \lambda_2)^{1/2} \quad (14)$$

여기서 λ_1 와 λ_2 는 가장 큰 고유치와 두번째로 큰 고유치이다.

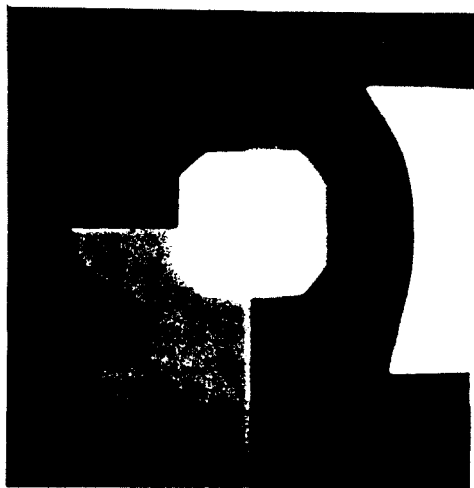
2) 최장축방향오차(elongated orientation error)

클러스터의 가장 길쭉한 방향은 최대의 고유치를 가지는 고유벡터 방향이므로 이 방향과 클러스터의 평균벡터가 이루는 각도를 말하며 다음식으로 계산할 수 있다.

$$E_{err} = \frac{180}{\pi} \cdot \cos^{-1} \frac{\mathbf{m}^i \cdot \mathbf{v}_1}{\|\mathbf{m}\| \cdot \|\mathbf{v}_1\|} \quad [deg.] \quad (15)$$

시뮬레이션에 사용된 영상은 7 종류의 색종이를 평면상에 붙여 두고 칼라 영상을 만들었다. 영상 입력 장치는 본 연구실에서 제작된 KAISION시스템 [14]을 이용하였다. 또 한장은 IPI 영상 데이터 베이스에서 얻은 인물 사진을 이용하였다. 이들 영상에 대하여 먼저 참고문헌 [2]에서 기술된 문턱값 선택 알고리즘을 적용하여 각 칼라 영역의 문턱값 구간을 설정하고 이를 이용하여 각각의 칼라 영역을 추출해 낸다. 원 영상과 추출해 낸 영역들은 그림 2와 같다. 이들 영역내의 화소들에 대하여 평균벡터와 공분산 행렬을 계산하고 고유치와 고유벡터를 계산한다. 이 값들로 부터 ER과 E_{err}를 계산한다.

시뮬레이션 결과는 표1과 같다. 색종이 사진의



(a)



(b)

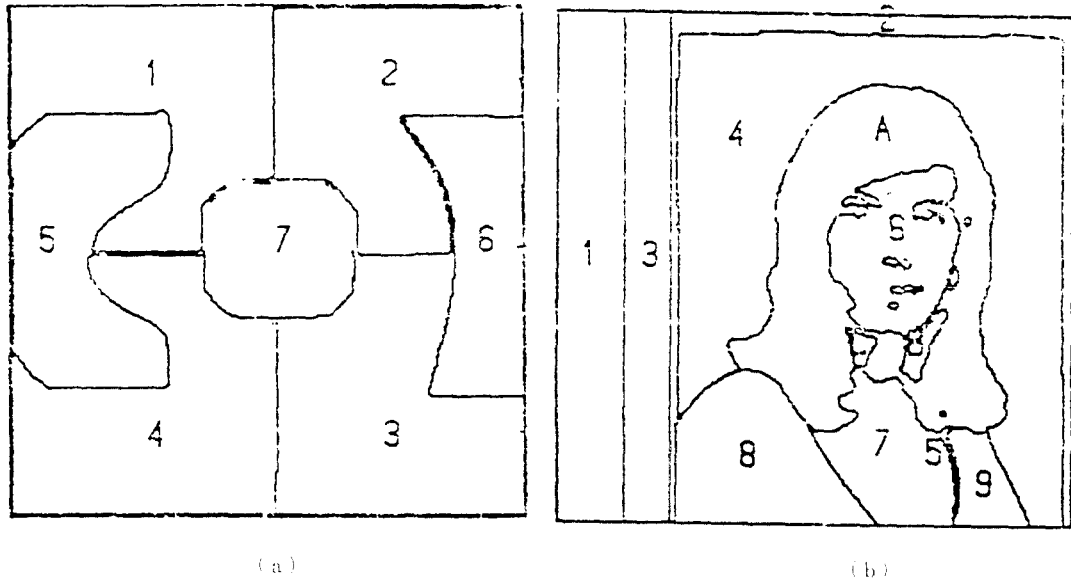


그림 2. 원 영상과 문턱값을 이용한 분할 결과
 (a) 원 영상의 분할 (b) grad 영상의 분할
 (c) 색종이 영상의 분할 결과 (d) grad 영상의 분할 결과
 Fig. 2. The original image and segmentation results using thresholding method.
 (a) color paper image (b) grad image
 (c) segmentation result of color paper image (d) segmentation result of grad image

표 1. 이질성과 좌향오차분석
 Table 5.1 Eccentricity and elongated orientation error

IMAGE REGION	AREA	CENTER			E.R.	Ecc deg.	λ	EIGEN VECTOR		
		R	G	B				R	G	B
COLOR 1	10411	83	19	70	165	61.7	68	0.27	-0.85	-0.44
							24	0.94	0.14	0.29
							7	0.18	-0.50	0.84
COLOR 2	10886	188	50	17	228	10.0	236	0.87	0.41	0.25
							45	0.18	0.76	0.42
							6	0.02	0.49	0.87
COLOR 3	11812	129	81	56	111	25.1	436	0.16	0.76	0.44
							22	0.80	0.16	0.56
							0	0.35	-0.62	0.69
COLOR 4	12009	70	171	158	108	1.2	368	0.27	0.69	0.66
							22	-0.96	0.20	0.17
							6	0.01	-0.68	0.73
COLOR 5	8171	11	117	78	186	1.7	80	0.35	0.76	0.54
							23	0.03	0.31	0.12

								10	-0.08	-0.55	0.83
								118	0.52	0.79	0.30
COLOR 6	5727	184	198	102	2.09	9.4		26	-0.84	0.52	0.10
								10	-0.07	-0.31	0.94
								168	0.57	0.62	0.52
COLOR 7	4669	217	188	170	2.02	5.5		41	0.81	0.37	0.44
								14	0.08	-0.68	0.72
								106	0.43	0.73	0.51
GIRL 1	8106	214	217	187	4.77	12.0		4	0.40	0.35	0.84
								-0	0.80	0.57	0.11
								359	0.47	0.73	0.47
GIRL 2	3939	219	225	205	3.81	10.7		24	0.27	0.39	-0.87
								0	0.83	0.55	0.01
								133	0.50	0.58	0.63
GIRL 3	5842	137	140	138	3.15	5.3		13	0.82	0.53	0.16
								8	0.24	-0.61	0.75
								142	0.43	0.67	0.59
GIRL 4	20638	156	155	137	1.33	11.1		80	0.89	0.24	0.37
								18	0.11	0.69	0.71
								418	0.33	0.69	0.59
GIRL 6	3851	212	175	146	4.21	23.4		23	-0.88	-0.00	0.46
								10	0.33	0.71	0.61
								191	0.33	0.66	0.66
GIRL 7	3372	209	178	148	2.05	22.9		45	-0.81	0.15	0.56
								1	0.47	-0.73	0.49
								627	0.63	0.73	0.24
GIRL 8	5175	103	151	188	3.18	32.3		62	0.70	0.41	0.57
								4	0.32	0.53	0.78
								1049	0.40	0.81	0.40
GIRL 9	1220	86	124	172	4.47	25.5		52	0.76	0.06	0.64
								1	0.49	0.57	0.65
								1799	0.72	0.67	0.14
GIRL A	11703	146	92	96	3.45	23.2		151	-0.61	0.52	0.58
								12	0.32	-0.51	0.79

경우 7개 영역 중에서 $ER > 2$ 인 영역이 5개이며 제일 작은 것도 1.65이므로 모든 영역의 클러스터는 길쭉한 모양을 가진다고 말할 수 있다. 또 $Err < 10$ 인 영역이 5개이며 이들 영역은 모델에 잘 맞는다고 할 수 있다. 인물 사진에서는 영역 "1", "2", "3", "4"는 모델에 잘 맞는다고 볼 수 있다. 나머지 "6", "7", "8

", "9", "A"는 길쭉한 조건을 만족하고 있으나 길쭉한 방향에는 20내지 30도 정도의 오차를 나타내고 있다. 이러한 시뮬레이션 결과는 클러스터 모양의 관점에서 볼 때 80% 이상의 영역이 모델과 일치하며, 길쭉한 방향도 80% 이상의 영역이 26도 이내의 오차를 가짐을 알 수 있다. 시뮬레이션 결과에서 모델과 일치하지 않는

영역이 일부 있는데 그 원인을 생각해 본다. 색종이 사진의 경우는 영상 입력시에 칼라 offset 조정이 불완전하였으며 specular 반사의 영향을 완전히 제거하지 못하였다. 색종이 사진에서 영역 "1", "2", "3"에서 최장축 방향의 오차가 크게 나타나 있는데 이 현상과 적(red) 성분이 다른 칼라 성분보다 크다는 사실이 칼라 offset 조정 오차를 나타내는 것 같다. 인물 사진의 경우는 specular 반사와 물체표면 색의 불균일성이 주 원인일 것으로 생각된다.

IV. 제안된 좌표 변환 방법과 기존 방법과의 비교

균일한 칼라를 가지는 물체로 부터 만들어진 영상에서는 specular 반사가 없다고 가정할 때 그 물체의 칼라 클러스터는 가늘고 길쭉한 모양으로 형성된다. 또 그 방향은 클러스터의 평균벡터 방향이다. 이러한 클러스터를 문턱값

구간을 이용한 방법으로 추출해 낼 때에는 최장축 방향에 평행한 직육면체로 문턱값 구간을 정해 주어야 한다. 그렇게 하지 않으면 그림 3(a)와 같이 불필요한 영역을 많이 포함하게 되고 바로 앞에 다른 클러스터가 있게 되면 결정 오차(decision error)가 커지게 된다. 이러한 오차를 감소시키기 위해서 칼라 좌표 변환이 필요하다. 그림 3에서 t_{L1} , t_{L2} , $i=1,2$ 는 문턱값을 의미하며, y_1 , y_2 , $i=1,2$ 는 특정축을 나타낸다. 분상에서는 현재 흔히 사용되고 있는 각종 칼라 좌표 변환 방법¹⁰⁾과 본 부분에서 제안한 칼라 변환 모델을 고려하여 만들어진 새로운 변환 방법들을 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 비교하기로 한다.

먼저 각 변환을 비교 평가하기 위한 척도(measure)를 설정할 필요가 있다. 문턱값 구간에 의한 추출오차를 감소시키려면 좌표변환에 의한 새로운 좌표축들이 클러스터 principle axis에 평행하게 되어야 한다. 이것은 새로운 좌표계에 선은 클러스터의 공분산 행렬이 대각 행렬로

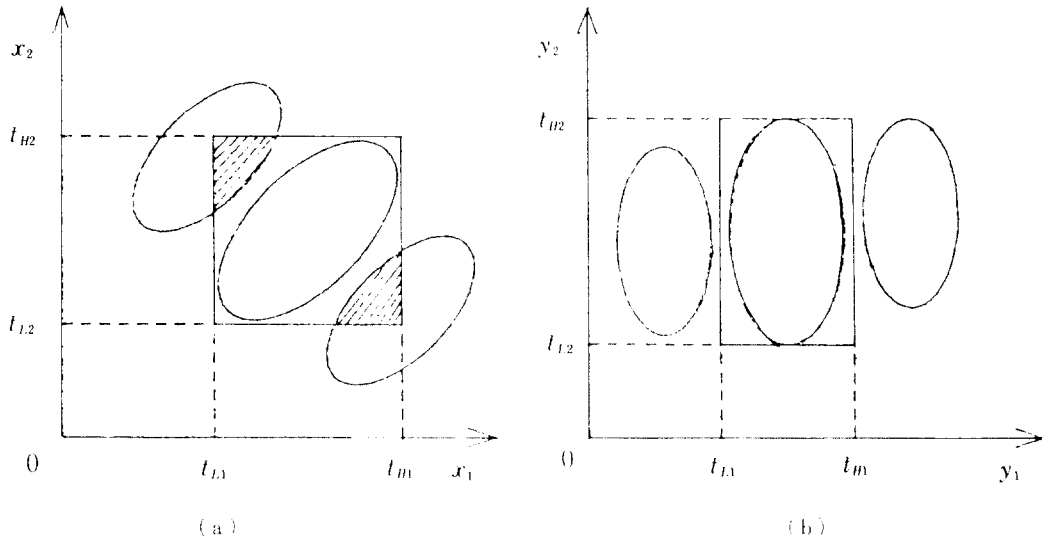


그림 3. 클러스터 형태의 문턱값 구간
(a) 좌표 변환 수행 전의 상태
(b) 좌표 변환 수행 후의 상태

Fig. 3. Cluster shape and threshold intervals.
(a) cluster shape without color axis transform
(b) cluster shape with color axis transform

됨을 의미한다. 이 사실로부터 다음 식과 같이 계산되는 상호상관계수 (cross correlation coefficient) 의 절대치의 평균을, 칼라 좌표 변환에 대한 figure of merit로 사용하기로 한다.

$$F = \frac{|r_{12}| + |r_{13}| + |r_{23}|}{3} \quad (16)$$

여기서 r_{ij} 는 변환 된 칼라 특징에 대한 상관계수이다.

$$r_{ij} = \frac{E[(y_i - E[y_i])(y_j - E[y_j])]}{(E[(y_i - E[y_i])^2])^{1/2}(E[(y_j - E[y_j])^2])^{1/2}} \quad (17)$$

시뮬레이션에 사용된 칼라 좌표 변환들은 모두 10종류로서 기존에 표준적으로 사용되고 있는 것이 8종류이며 새로운 것이 2 종류이다. 기존의 칼라 좌표계⁽¹⁵⁾로는 정규화 된 칼라 (l, r, g), NTSC 칼라 TV를 위한 (Y, I, Q), Muncell 칼라 시스템에 일치시킨 (L, a, b), 인간의 색채 감각에 맞춘 (U^*, V^*, W^*), 밝기정도, saturation, hue로 만들어진 (I, S, H) 그리고 (X, Y, Z), POLA, nKLT이며, 제안된 방법은 vKLT, fKLT 이다. 적, 록, 청의 3원색으로 입력된 칼라 특징 (R, G, B)를 (y_1, y_2, y_3)로 변환하는 각각의 변환식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{vKLT} \quad y_1 &= e_1 R + e_2 G + e_3 B \\ y_2 &= -e_1 e_2 R + (e_2^2 + e_3^2) G - e_2 e_3 B \\ y_3 &= e_3 R - e_1 B \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{fKLT} \quad y_1 &= R + G + B \\ y_2 &= -R + 2G - B \\ y_3 &= R - B \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{YIQ} \quad y_1 &= Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ y_2 &= I = 0.500R - 0.230G - 0.270B \\ y_3 &= Q = 0.202R - 0.500G + 0.298B \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{XYZ} \quad y_1 &= X = 0.618R + 0.177G + 0.205B \\ y_2 &= Y = 0.299R - 0.587G - 0.114B \\ y_3 &= Z = 0.000R - 0.056G + 0.944B \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{POLA} \quad y_1 &= (R^2 + G^2 + B^2)^{1/2} \\ y_2 &= \tan^{-1}(G / R) \\ y_3 &= \cos^{-1}(B / y_1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{nKLT} \quad y_1 &= R + G + B \\ y_2 &= \frac{-R + 2G - B}{R + G + B} \\ y_3 &= \frac{R - B}{R + G + B} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{lrg} \quad y_1 &= l = R + G + B \\ y_2 &= r = \frac{R}{R + G + B} \\ y_3 &= g = \frac{G}{R + G + B} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Lab} \quad y_1 &= L = 25(100Y / Y_0)^{1/3} - 16 \\ y_2 &= a = 500[(X / X_0)^{1/3} - (Y / Y_0)^{1/3}] \\ y_3 &= b = 200[(Y / Y_0)^{1/3} - (Z / Z_0)^{1/3}] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{UVW}^* \quad y_1 &= W^* = 25(100Y / Y_0)^{1/3} - 16 \\ y_2 &= U^* = 13W^*(u - u_0), \\ &u = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z} \\ y_3 &= V^* = 13W^*(v - v_0), \\ &v = \frac{6Y}{X + 15Y + 3Z} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{ISH} \quad y_1 &= I = \frac{R + G + B}{3} \\ y_2 &= S = 1 - 3 \cdot \min(r, g, b) \\ y_3 &= H = \tan^{-1} \frac{1.732(G - B)}{2R - G - B} \end{aligned}$$

여기서 상수 (X_0, Y_0, Z_0)는 reference white를

나타내며 $u_0=0.199$, $v_0=0.308$ 이다. fKLT(fixed KLT)는 vKLT에서 $c_1=c_2=c_3=1$ 로 고정시킨 것이다. nKLT(normalized KLT)는 fKLT에서 v_2 와 v_3 를 v_1 으로 정규화 해 준 것이다. 그리고 POLA는 극좌표이다.

가우시안 랜덤 수 발생기(Gaussian random number generator)를 이용하여 식(6)에 따라 화소군(pixel set) $\{x\}$ 을 만들고, 컬러 변환된 화소군 $\{y\}$ 에 대하여 식(16)을 사용하여 F를 계산하였다. (R,G,B)공간 내에 균등하게 분포하는 64개의 점 $\{e\}$ 에 대하여 F의 평균과 표준편차를 계산하였다. 또 $\sigma_w = \|e\| / \sigma$ 를 3, 2, 1로 변화시켰을 때의 시뮬레이션 결과는 표 2와 같다.

시뮬레이션 결과를 보면 vKLT가 가장 작은 값을 보이고 있으므로 가장 좋다. 이것은 추출하려는 영역의 칼라를 대략 알고 있을 때 유용하게 활용할 수 있을 것이다. 추후하려는 영역의 칼라를 모를 때는 POLA, nKLT, lrg등이 좋다. 이들은 모두 비선형 변환이며 $R^2+G^2+B^2$ 가 작은 경우에는 계산이 곤란하게 되므로 특별한 조치가 필요하다. 선형 변환중에는 fKLT가 가장 좋다.

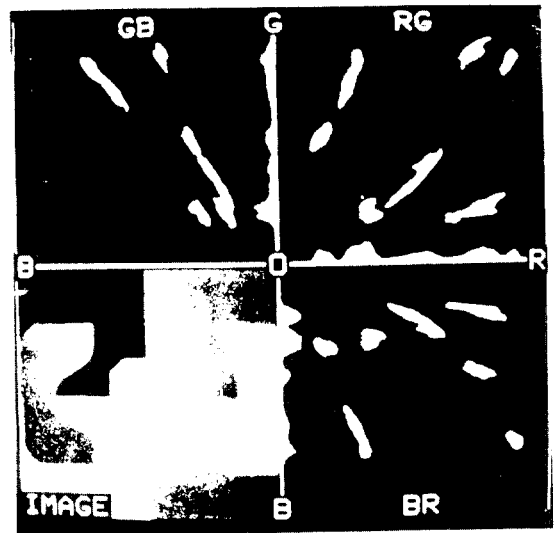
V. 칼라 좌표 변환에 대한 시뮬레이션 및 고찰

앞 절에서 제안된 새로운 칼라 좌표 변환 방법을 실제 영상에 적용해 보기로 한다. 이 좌표 변환은 동일한 칼라 영역의 클러스터 모양을 근거로 하여 만들어진 것이므로 동일한 칼라 영역을 가진 칼라 영상에 적용하여야 한다. 여기서 색종이 사진에 칼라 좌표 변환을 하고 분티값 전역 알고리즘을 적용하여 지정된 영역을 추출하도록 한다. 그림 4는 칼라 변환을 하지 않고 (R,G,B)칼라 특징에 대해 분티값 구간을 이용하여 영역을 추출한 결과이다. 그림 5는 칼라 변환을 수행한 뒤에 분티값을 설정한 결과로서, 칼라 벡터(190, 49, 47)로 지정되는 우상각에 있는 영역과(47, 123, 80)으로 지정되는 좌측 영역을 추출하는 시뮬레이션 결과이다. 그림 5(a)는 vKLT에 의한 변환 후에 분티값 구간을 썼을 것이며, 그림 5(b)는 nKLT에 의한 변환 결과이다.

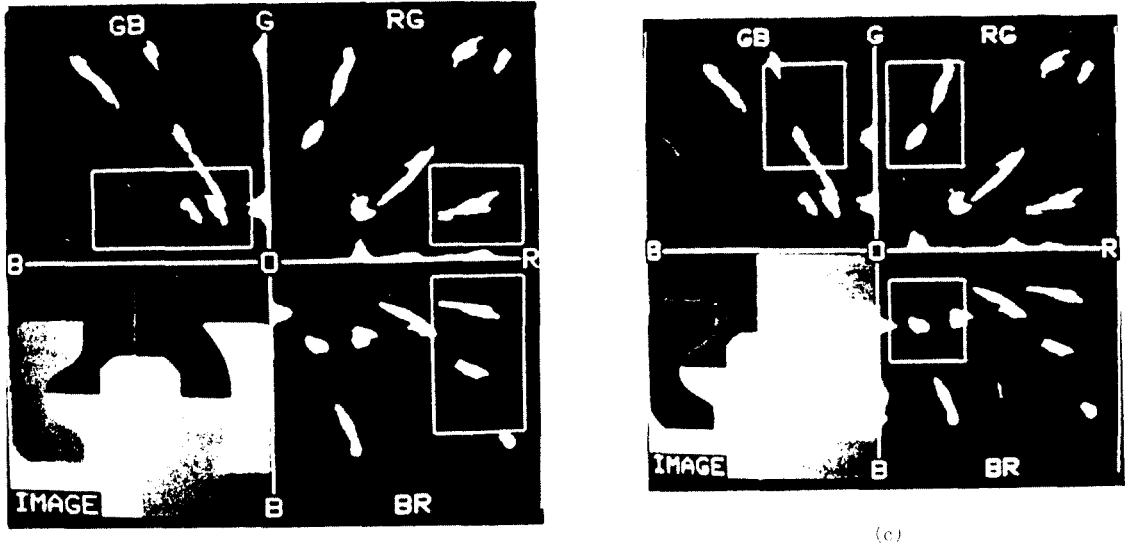
그림 5는 그림 4와 비교하면 클러스터들의

Table. 5.2. Comparison of the color transformation.

	AVG	STD	AVG	STD	AVG	STD
RGB	0.83	0.06	0.70	0.08	0.41	0.07
vKLT	0.03	0.01	0.04	0.01	0.06	0.01
fKLT	0.50	0.22	0.39	0.17	0.22	0.09
YIQ	0.56	0.19	0.46	0.16	0.35	0.11
XYZ	0.95	0.03	0.89	0.01	0.73	0.05
POLA	0.01	0.03	0.01	0.01	0.06	0.01
nKLT	0.06	0.03	0.08	0.01	0.12	0.05
lrg	0.20	0.03	0.22	0.01	0.26	0.06
Lab	0.32	0.08	0.30	0.05	0.37	0.06
UVW	0.31	0.11	0.26	0.08	0.30	0.02
ISH	0.35	0.05	0.33	0.05	0.31	0.05



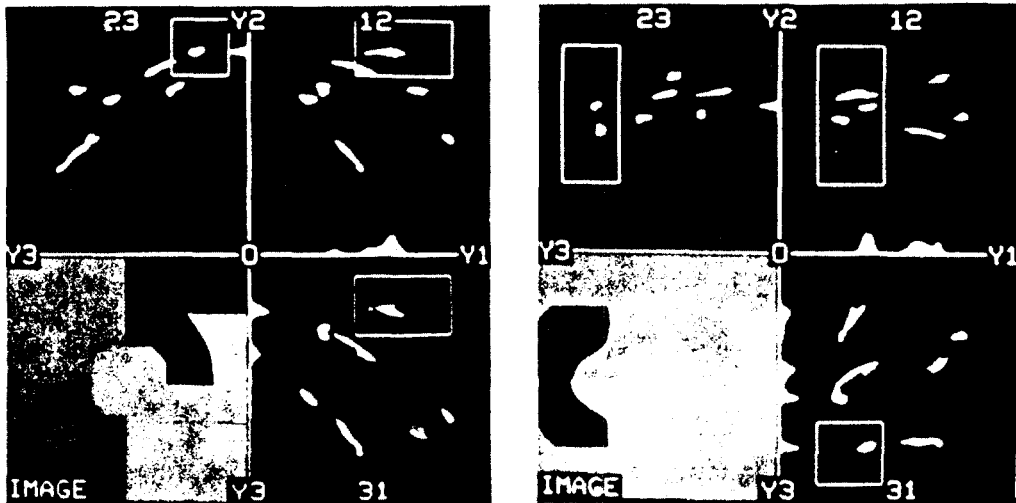
(a)



(b)

그림 4. 칼라 좌표 변환을 수행하지 않고 문턱값 구간을 이용한 균일 영역 추출 결과
 (a) 색종이 영상과 클러스터 분포 모양
 (b) 추출된 영역(우측 상단), 클러스터 분포 모양과 문턱값 구간
 (c) 추출된 영역(좌측 중간), 클러스터 분포 모양과 문턱값 구간

Fig. 4. The uniform region extraction results by thresholding method without color axis transform,
 (a) color paper image and cluster shape
 (b) extracted uniform region (upper right), cluster shape and threshold intervals
 (c) extracted uniform region(left middle), cluster shape and threshold intervals



(a)

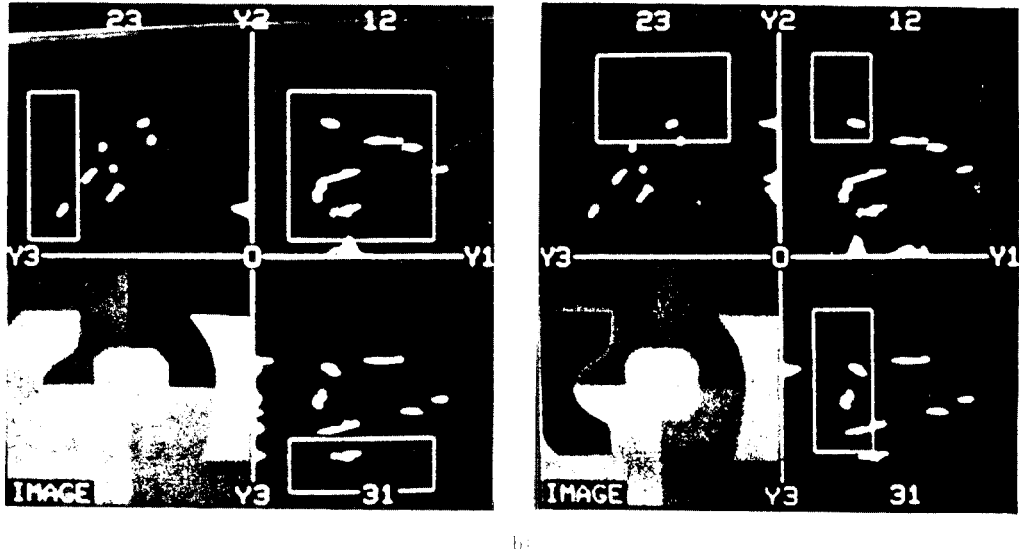


그림 5. 칼라 좌표 변환을 수행하고 문턱값 구간을 이용한 추출하여 추출 결과
 (a) vKLT로 수행하고 균일 영역을 추출한 결과
 (b) tKLT로 수행하고 균일 영역을 추출한 결과

Fig. 5. The uniform region extraction results by thresholding method with color axis transform.
 (a) extracted uniform region with vKLT
 (b) extracted uniform region with tKLT

모양과 방향이 크게 달라진 것을 알 수 있다. 그림 4에서는 대부분의 클러스터들이 원점을 향하는 방향으로 길쭉하게 되어 있었지만 그림 5에서는 클러스터들이 좌표축에 평행하게 놓여져 있다. 그러므로 문턱값 구간으로 클러스터를 추출하려고 할 때 결정오차를 최소로 감소 시킬 수 있다.

vKLT는 추출하려는 클러스터만이 좌표축에 평행하며 나머지 클러스터들은 좌표축에 평행하지 않다. 이 좌표 변환은 추출하려는 클러스터의 위치에 따라 변하므로 클러스터 위치를 알려주어야하지만 선형 좌표 변환이므로 계산이 간단하다. nKLT는 클러스터의 위치에 관계 없는 좌표 변환이며 모든 클러스터가 좌표축에 평행하게 된다. 이 좌표 변환은 비선형이므로 계산이 복잡하다.

VI. 결 론

본 논문에서는 칼라 영상 신호를 모델링하고 칼라 영상 분할을 위한 효과적인 칼라 좌표 변환 방법을 제안하였으며 이를 컴퓨터 시뮬레이션으로 기존 방법과 비교, 검토하였다. 균일한 칼라를 가지는 물체로 부터 얻어진 영상으로부터 그 물체의 영역을 추출하기 위하여 다차원 문턱값 선택 알고리즘을 이용할 수 있다. 이러한 종류의 칼라 영상에서 specular 반사가 없다고 가정한다면 그 물체의 영역에 대응하는 칼라 클러스터는 가늘고 길쭉한 모양을 가지며 최장축이 평균벡터 방향과 같게 됨을 실험으로 확인하였다.

또한 칼라 클러스터의 모양을 알아 내기 위하여 칼라 영상에서 일어날 수 있는 여러가지 칼라 변화의 요인들을 분석하고, 이들을 각 칼라 성분 에 능동하게 작용하는 identical factor와 각 칼라

성분에 독립적으로 작용하는 independent factor로 분류하였으며 영상 신호를 이 둘의 합으로 모델링하였다. 실제 영상에서는 identical factor가 independent factor보다 훨씬 크기 때문에 이런 모델에 의한 클러스터는 길쭉한 모양을 가지며 최장축 방향이 클러스터의 평균벡터 방향과 같게 됨을 보였다. 실제 영상의 칼라 영역들에 대하여 실험한 결과 80% 이상이 길쭉한 모양을 가지며 모델이 의미한 최장축 방향과 일치하였다.

그리고 이와 같은 모양을 가진 클러스터를 문턱값 구간을 이용한 방법으로 추출해 낼 때에는 칼라 좌표 변환이 필요함을 밝혔으며 여러가지 좌표 변환을 비교한 결과 클러스터 모델로부터 근사적으로 유도된 vKLT가 가장 효과적임이 시뮬레이션 결과 확인되었다.

앞으로 더 연구되어야 할 것은 각 영역의 고유치를 보면 클러스터 모양이 얇고 긴 모양을 가진다는 사실이 관찰되는 데 이러한 모양을 설명할 수 있도록 더욱 정밀한 모델링에 관한 연구가 필요하다. 또 모든 클러스터는 최장축 방향이 원점을 향하도록 기울어져 있다는 모델의 성질을 이용하면 영상 입력 장치의 calibration에 응용할 수도 있는데 이에 관한 연구가 더 필요하다.

참 고 문 헌

1. J.S. Weszka, "SURVEY: A survey of threshold selection techniques", Comput. Graphics Image Processing, vol. 7, pp. 259-265, 1978.
2. B.-H. Chang, S.-D. Kim and J.-K. Kim, "A threshold selection algorithm for extracting a uniform color region in image," Electronics Letters, to be published on Dec. 1987.
3. J. Kittler, J. Illingworth and J. Foglein, "Threshold selection based on a simple image statistic", Comput. Graphics Image Processing, vol. 30, pp.125-147, 1985.
4. R. Kohler, "A segmentation system based on thresholding," Comput. Graphics Image Processing, vol. 15, pp.319-338, 1981.
5. M. Yachida and S. Tsuji, "Application of color information to visual perception," Pattern Recognition, vol. 3, pp. 307-323, 1971.
6. R. Nevatia, "A color edge detector and its use in scene segmentation", IEEE Trans. Systems Man Cybern., SMC 11, pp.820-826, 1977.
7. G.S. Robinson, "Color Edge Detection," Optical engineering, vol. 16, pp. 479-484, 1977.
8. S.A. Underwood and J.K. Aggarwal, "Interactive computer analysis of aerial color infrared photographs," Comput. Graphics Image Processing, vol. 6, pp. 1-24, 1977.
9. M. Ali, W.N. Martin and J.K. Aggarwal, "Color based computer analysis of aerial photographs," Comput. Graphics Image Processing, vol. 9, pp. 282-293, 1979.
10. D.H. Williams, and J.K. Aggarwal, "Computer Detection and classification of three citrus infestations," Comput. Graphics Image Processing, vol. 14, pp.373-390, 1980.
11. R. Ohlander, K. Price and D.R. Reddy, "Picture segmentation using a recursive region splitting method," Comput. Graphics Image Processing, vol. 8, pp. 313-333, 1978.
12. Y. Ohta, T. Kanade and T. Sakai, "Color information for region segmentation," Comput. Graphics Image Processing, vol. 13, pp. 222-241, 1980.
13. G. Healey and T.O. Binford, "The role and use of color in a general vision system," Proceedings: Image Understanding Workshop, Los Angeles, California Feb. 23-25, 1987, pp.599-613.
14. S.D. Kim et. al., "A study on the development of an image processing system for robot vision," KAIST, BS 11079-2708-4, Mar. 1987.
15. W.K. Pratt, Digital Image Processing, John Wiley & Sons, Inc. 1978.

蔣炳和(Byung Hwa JANG) 正會員
 1949年 11月4日生
 1975년2월 : 연세대학교 전기공학과 졸업
 1978년2월 : 한국과학기술원 전기및 전자공학과 졸업(박사학위취득)
 1988년2월 : 한국과학기술원 전기및 전자공학과 졸업(박사학위취득)
 1975년11월~1983년13월 : 한국과학기술원 구조 전자공학부 선임연구원
 1983년3월~현재 : 국방과학연구소 선임연구원
 주관분야 : 영상통신, 영상처리등임

李廷煥(Jung Hwan LEE) 正會員
 1961年 4月17日生
 1984년2월 : 경북대학교 전자공학과 졸업
 1986년2월 : 한국과학기술원 전기및 전자공학과(박사학위취득)
 1986년3월~현재 : 한국과학기술원 전기및 전자공학과 박사과정재학중
 1990년3월 : 연동대학 전자계산기공학과 주관분야 : 컴퓨터비전, 영상처리등임



金聖大(Seong Dae KIM) 正會員
 1953年 12月26日生
 1977年 2月 : 서울대학교 電子工學科 學士學位 取得.
 1979年 2月 : 韓國科學技術院電氣 및 電子工學科 碩士學位 取得.
 1983年12월 : E. N. S. E. E. I. H. T. 博士學位取得
 1984年 9月~現在 : 韓國科學技術院電氣 및 電子工學科 助教授, 主

關心分野 : 영상인식, 영상부호화및 영상처리3차원복제인식, 이송물체추적 등임.



金在均(Jae Kyoon KIM) 正會員
 1938年 9月17日生
 1958. 4 ~ 1962. 2 : 韓國航空大學 應用電子科(工學士)
 1962. 3 ~ 1967. 2 : 서울대학교 大學院 電子工學科(工學碩士)
 1967. 9 ~ 1971. 8 : 美國남가주大學校大 學院 電氣工學科(工學博士)

1962. 4 ~ 1966. 7 : 空軍服務 中尉
 1967. 9 ~ 1972. 3 : 美國 남가주 大學校(研究院)
 1972. 4 ~ 1973. 3 : 美國 NASA GSFC(研究院)
 1973. 4 ~ 現在 : 韓國科學技術院 教授
 1981. 1 ~ 1985. 6 : 科學技術處 電氣·電子5정관