

論文98-35T-9-4

HSV색공간을 이용한 칼라화상의 클러스터링 및 색차평가에 관한 연구

(A Study on Clustering and Color Difference Evaluation of Color Image using HSV Color Space)

金 榮 日 *

(Young-Il Kim)

요 약

칼라화상을 화상부호화, 리모트센싱, 컴퓨터비전등의 분야에 이용하기 위해서는 인간이 감각적으로 취급하기 쉬운 색공간으로 화상정보를 변환시켜야 한다. 색상, 명도, 채도를 근거로한 Munsell 색공간은 인간의 색지각과 영역간의 색차가 일치하는 특징으로 인하여 칼라화상의 클러스터링에 이용되고 있다. 본 논문에서는 RGB 입력 화상을 $L^*a^*b^*$ 균등색공간으로 변환하고, 색지각과 일치되는 HSV 색공간으로 근사화시킴으로써, 각 좌표축을 중심으로 클러스터링과 그 색차를 평가한다. 자기수렴 특성을 갖는 ISO DATA 알고리즘을 응용하여 HSV 칼라화상의 영역을 분할하고, 과분할된 영역을 통합하는 방법을 제안하였다. 두 종류의 입력화상에 대한 클러스터링을, 색차를 기본으로 한 임계값에 따라 수행하므로써 화상내용의 복잡함에 대응하는 양호한 영역분할 결과를 제시하였다.

Abstract

This paper describes color clustering method based on color difference in the uniform Munsell color space obtained from hue, saturation, and value. The proposed method operates in the uniform HSV color space which is approximated using $L^*a^*b^*$ coordinate system based on the RGB inputs. A clustering and color difference evaluation are proposed by thresholding NBS unit which is likely to Balinkin color difference equation. Region segmentation and isolation process are carried out ISO DATA algorithm which is a self iterative clustering technique. Through the clustering of 2 input images according to the threshold value, satisfactory results are obtained. So, in conclusion, it is possible to extract result of better region segmentation using human color perception of the objects.

I. 서 론

칼라화상의 영역 분할은 디지털 화상처리 분야에서 중요한 기술로서, 일반적으로 RGB(Red, Green, Blue) 신호에 대한 임계값(threshold) 처리방법과 학습표본 방법, 그리고 클러스터링 방법 등을 이용하고

있다. 그러나 임계값처리 방법은 히스토그램의 임계값 설정을 클러스터의 수에 따라 매번 설정해야 하는 등 작업이 번거로우며, 학습표본 방법은 대상화상이 변할 때마다 표본화상을 매번 추출 해야하고 통계적 데이터 처리가 요구되는 비효율적인 방법이다.^[1]

또한, 종래의 RGB 색공간을 이용한 클러스터링 방법은 RGB 화상 정보와 더불어 영역 정보도 방대한 데이터량이 요구되어 계산량이 많아지게 되며, 인간의 색감각과 일치하지 않는 결점이 있게 된다. 이에 대해 균등색 공간(uniform color space)을 이용한 영역 추출방법은 색상(hue), 명도(value), 채도(saturation)에

* 正會員, 大林大學 電氣科

(Dept. of Electricity, Dae Lim College)

* 이 논문은 1997년 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음.

接受日字: 1998年8月20日, 수정완료일: 1998年9月30日

대한 인간의 색지각(color perception)을 평가할 수 있고, 영역내의 색상정보를 작은 정보량으로 표현할 수 있는 잇점이 있어, 의용공학, 화상 부호화등 최근의 칼라화상 처리 분야에서 많은 연구가 이루어지고 있다.^[2,3]

RGB좌표계에서 균등색 공간인 HSV(Hue, Saturation, Value)좌표계의 직접변환은 정확도가 저하되고 Munsell 변환표를 이용해야 하는 등의 번거로움이 뒤따를 뿐만아니라 보간(interpolation)과 근사(approximation)등의 계산처리가 요구된다. 따라서 본 논문에서는 RGB색공간을 $L^*a^*b^*$ 균등색공간으로 변환하고, HSV 각 축을 중심으로 클러스터링(clustering)에 따른 영역을 분할함으로써 영역간의 색차(color difference)를 평가한다.^[4]

칼라화상과 같은 특징벡터를 갖는 영역을 분할하는 경우, 다차원의 특징공간에서 여러 개의 클러스터를 검출하는 방법이 필요하게 된다.^[5] 이를 위해서 본 논문에서는, 비계층적이고 자기수렴 특징을 갖는 ISO DATA(Iterative Self Organizing Data Analysis Technique A) 클러스터링 알고리즘을 응용함으로써 HSV균등색공간의 화상을 클러스터링 하는 방법을 제안한다.

칼라화상의 영역분할에 대해서 발표된 연구를 살펴 보면, Ohlander, Price, 그리고 Reddy 등에 의해서 제안한 다차원 스텔시홀딩 방법은 세 개의 서로 다른 색공간으로부터 얻은 임계값을 이용하여 칼라화상의 영역을 분할하는 것으로서, 히스토그램의 임계값설정을 매번 설정해야 하며, 추출대상의 색이 공간내 일정한 영역을 갖고 있어야 하는 제한요소를 갖는다.^[6,7,8]

Aggarwal은 칼라화상의 클러스터링에서 요구되는 연산처리의 비효율성을 높이기 위해 3차원의 특징공간을 부공간(subspace)으로 투영하는 방법과, 칼라화상 데이터의 저장과 처리에 대한 효과적인 방법등에 대해서 발표하였다.

$L^*a^*b^*$ 색공간을 기반으로한 HSV색공간의 클러스터링은 RGB색공간에서 처리하는 것보다 영역분할이 용이할 뿐만아니라, 영역내의 색상 정보를 작은 정보으로 표현할 수 있는 잇점을 지니고 있으며, 측정된 색차(color difference)와 인간의 색지각이 일치하기 때문에 주관적 색차를 객관적인 데이터로 다룰 수 있는 잇점이 있다. 따라서 본 논문에서는 좌표변환에 따른 색차 오차를 줄이고, 감각량에 부합되는 Balinkin 색차

식을 이용하여 색차 평가와 클러스터링을 수행한다. 또한 선형성과 정밀도의 저하에 따른 실용상의 문제로 인하여 CIE $L^*a^*b^*$ 공간을 HSV색공간으로 변환하여 클러스터링하므로써 칼라화상의 영역을 분할하고, 영역간의 색차를 이용하여 평가를 수행한다. 본 논문에서는 영역분할을 용이하게 하고, 색상정보를 작은 정보량으로 표현할 수 있는 균등색 공간을 기반으로한 클러스터링 방법을 제안함으로써 양호한 영역분할 효과를 나타내고자 한다.^[9]

II. 균등색공간

RGB좌표계는 측색치와 인간이 느끼는 색차감 사이에 대응이 되지 않기 때문에 색공간 좌표를 변환하여 클러스터링을 수행해야 한다.^[10]

칼라화상의 클러스터링을 위해서는 주관적으로 지각된 색차(color difference)를 색차에 비례하는 객관적인 양으로 취급할 필요가 있다.^[4]

어느 두색에 관하여 지각된 색차의 크기와 공간상에서 재현된 두색 상호간의 유클리드적 거리(Euclidean distance)가 비례하도록 하는 균등 색공간이 요구된다.^[11]

1. $L^*a^*b^*$ 색공간

$L^*a^*b^*$ 색공간은 CIE가 1976년에 제정한 균등색 공간 좌표계로서 색의 영역분할 알고리즘을 구현하는데 적합한 도구이다.

RGB데이터를 CIE표색계인 XYZ좌표계로 변환하고, 해당 XYZ데이터를 입방근(cube-root)변환에 적용함으로써 $L^*a^*b^*$ 좌표계가 형성된다.^[12]

이 좌표계를 근거로하여 색감각과 일치되는 HSV좌표계로 변환된다.

RGB좌표계에서 XYZ좌표계의 좌표변환은 RGB원색에 대한 XYZ좌표계의 색도좌표를 결정하여 다음과 같이 변환된다.^[13]

$$\begin{aligned} X &= 2.7690R + 1.7518G + 1.1300B \\ Y &= 1.0000R + 4.5907G + 0.0601B \\ Z &= 0.0000R + 0.0565G + 5.5943B \end{aligned} \quad (1)$$

CIE가 제정한 균등색 공간인 ($L^*a^*b^*$)는 다음과 같다.^[16]

$$L^* = 116 [Y/Y_0]^{1/3} - 16 \quad Y/Y_0 > 0.01$$

$$a^* = 500 [(X/X_0)^{1/3} - (Y/Y_0)^{1/3}] \quad X/X_0 > 0.01 \quad (2)$$

$$b^* = 200 [(Y/Y_0)^{1/3} - (Z/Z_0)^{1/3}] \quad Z/Z_0 > 0.01$$

$$H \doteq H^{\circ}_{ab} = \tan^{-1}(b^*/a^*)$$

$$S \doteq S^*_{ab} = (a^{*2} + b^{*2})^{1/2} \quad (3)$$

$$V \doteq L^*$$

여기서 X_0, Y_0, Z_0 는 기준백색의 XYZ 값으로서 이 XYZ 데이터는 8비트 화상데이터 표현을 위해 255로 선택한다. ($L^*a^*b^*$)균등색 좌표계의 구성을 그림 1에 나타낸다.

이 색공간의 원통형 좌표(HSV)는 Munsell 색공간과 대응되며, 칼라화상의 허용된 심리적 모델과 일치한다.

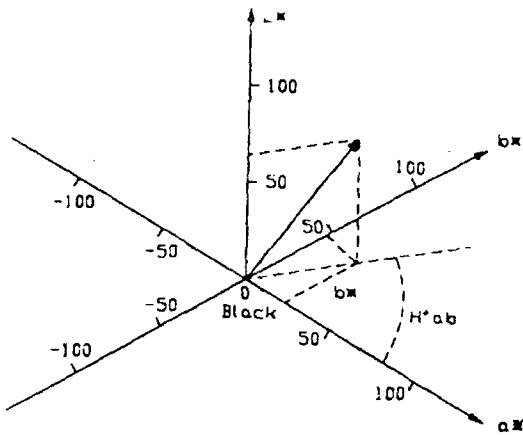


그림 1. ($L^*a^*b^*$)균등색 좌표계의 구성
Fig 1. Organization of the ($L^*a^*b^*$) uniform color coordinate system.

2. HSV 색공간

HSV색공간은 지각(perception)에 의한 색공간의 일종으로서 색상(hue), 채도(saturation), 명도(value)를 3차원공간으로 모델화하여 색을 표현한 Munsell 좌표계이다.

그림 2에서 보는 바와같이 HSV색공간은 색상환(color circle)상의 색상을 중심축에 따라 배열하고, 축을 따라 각 색상의 명도를 진행시켜 중심축에 수직인 방향으로 채도를 배열한 색공간이다. 색상, 명도, 채도의 3축성을 기본으로한 3차원 공간에 인간이 지각할 수 있는 색감각을 배열시킴으로써 실제 사용되고 있는 모든 물체색을 이 색공간에 포함시킬 수가 있다.

CIE $L^*a^*b^*$ 색공간의 좌표치로부터 HSV공간의 각 좌표치는 그림 2를 근거로하여 식(3)과 같이 근사화시킬 수 있다.

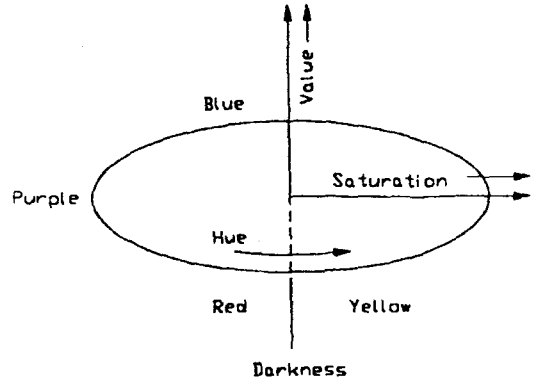


그림 2. HSV 색공간
Fig 2. HSV color space.

식 (3)으로부터 색공간을 통한 수평면은 명도가 일정한 면(plane)을 정의하고, 무채도 L^* 축을 근거로한 수직면은 색상이 일정한 면을 정의한다. 그림 3은 Munsell 균등색공간 (a^*, b^*)면으로 치환하여 Munsell 명도 5/에 대한 채도 : 4(2~8), 색상 : 10(5Y~5GY)의 궤적을 나타낸 것으로서, 화상의 클러스터의 분포를 추정하는데 이용된다.^[4]

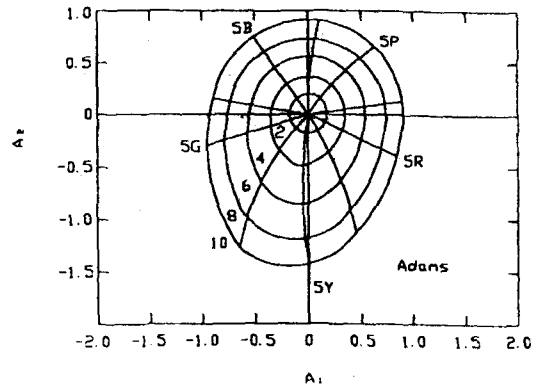


그림 3. Munsell 명도 5/에 대한 ($a^* b^*$)면의 궤적
Fig 3. The loci of ($a^* b^*$) plane for Munsell value 5/.

식(3)은 $L^*a^*b^*$ 각 축에 대한 심리적인 직선성을 가정하여, CIE $L^*a^*b^*$ 색공간과 Munsell 색공간 간에 다음과 같은 관계가 성립된다.^[14]

(1) Munsell의 등색상(constant hue)의 궤적을 원

점에서 방사선상으로 향할 때 a^* 축에 대한 각도 H^* 는 Munsell의 색상 H에 비례한다.

(2) Munsell V와 L^* 는 비례한다.

(3) Munsell의 등채도(constant chroma)의 궤적을 원점을 중심으로 동심원상으로 했을 때 그것들의 반경과 Munsell의 채도 C는 비례한다.

실제로 식(3)에서 언급한 근사의 정도를 확인해보면 Munsell색공간은 주관적 평가를 근거로한 균등색 공간이므로 완전하지 못하다. 이것은 CIE $L^*a^*b^*$ 균등색 공간의 각축이 심리적으로 직선성이 충분하지 않다는 것을 의미하는 것으로서 왜곡의 원인이 되기도 한다. 따라서 본 논문에서는 MTM(Mathematical Transform to Munsell)의 보정함수를 이용하여 왜곡을 보정하고, $L^*a^*b^*$ 색공간을 HSV 색공간으로 변환시킨다.

III. 칼라 화상의 클러스터링

HSV 색공간은 색정보에 대한 의미를 감각적으로 이해할 수 있는 공간이기 때문에 칼라화상의 클러스터링에 유용한 도구일 뿐만 아니라 색차식과 원화상과 재현화상간의 주관적인 색차(color difference)를 객관적으로 평가할 수 있는 잇점을 갖고있다.^[15] 이와같은 특징에 의해서 본 연구에서는 Munsell색공간인 HSV 색공간을 이용하여 클러스터링에 의한 영역분할 알고리즘을 제안하고, 색차와 평가어와의 관계에 대해서 언급한다. 또한, 영역분할의 후처리를 위하여 공통 접촉부분의 색차를 이용한 영역통합 알고리즘을 제안한다.

1. 클러스터링에 의한 영역분할

칼라화상과 같은 특징 벡터를 갖는 영역을 분할하는 경우 HSV의 특징공간에서 여러 개의 클러스터를 검출하는 방법이 필요하게 된다. 기존의 클러스터링 방법은 클러스터의 수 K를 취하는 방법의 의해 그 효율이 결정되기 때문에 여러개의 K에 대해 몇 번의 시행착오를 거쳐야 하는 번거로움이 뒤따르게 된다. 따라서 본 논문에서는 자기수렴 특성을 갖는 ISO DATA 알고리즘을 응용하여, 거리 및 클러스터수의 파라미터 값들을 HSV데이터 특성에 수렴시켜 대화형으로 영역을 분할하는 방법을 제안한다.^[12]

ISO DATA알고리즘은 비계층적 클러스터링 방법

으로서, n개의 클러스터 중심 위치에 특징 벡터의 초기치(그림 4(a)의 "×")를 부여한 다음, 색공간에 대해서 특징벡터에 가장 가까운 중심위치를 구하여 (그림 4(a)의 "○"), 그 특징벡터의 집합을 N개의 클래스로 분리한다. (그림 4(b)의 "×") 각 클래스에 속하는 특징벡터의 평균치를 각각 계산하고(그림 4(b)의 "○") 클러스터 중심위치와 새롭게 구한 평균치를(그림 4(c)) 비교하므로써 영역분할 및 통합을 처리한다.

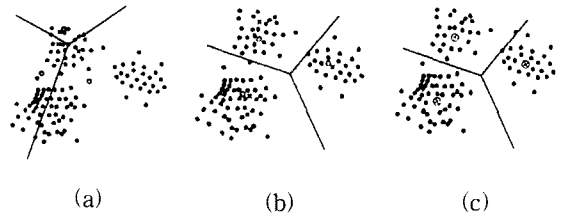


그림 4. ISO DATA를 이용한 클러스터링
Fig. 4. Clustering using ISO DATA algorithm.

HSV균등색 공간에서 구현한 알고리즘은 다음과 같다.

(1) HSV색공간내에 임의의 N개의 특징벡터를 클러스터의 중심으로 취하고, 칼라 화상데이터 $\{X\} = \{H(x,y), S(x,y), V(x,y)\}$ 와의 거리를 구한다.

$$\begin{aligned} \Delta H_i &= |H(x, y) - H_i| & \Delta H_j &= |H(x, y) - H_j| \\ \Delta S_i &= |S(x, y) - S_i| & \Delta S_j &= |S(x, y) - S_j| \\ \Delta V_i &= |V(x, y) - V_i| & \Delta V_j &= |V(x, y) - V_j| \end{aligned} \quad (4)$$

$$\|X - Z_i\| = \{\Delta H_i, \Delta S_i, \Delta V_i\} \quad (i=1,2,3 \dots N)$$

$$\|X - Z_j\| = \{\Delta H_j, \Delta S_j, \Delta V_j\} \quad (j=1,2,3 \dots N) \quad (i \neq j)$$

대부분의 샘플벡터가

$$\|X - Z_j\| < \|X - Z_i\| \quad (i=1,2,3 \dots N) \quad (5)$$

이면 $X \in s_j$ 에 의해서 이 샘플벡터를 클러스터 s_j 로 분류한다. 클러스터 s_j 의 샘플벡터 수 N_j 가 규정된 값보다 작을 때 s_j 를 소멸시켜 클러스터의 수 N을 1개 감소시킨다

(2) 클러스터 s_j 의 평균을 취하여 클러스터 중심을 바꾸고, 클러스터 s_j 내의 HSV의 부분 공간에 대한 평균 색차 ΔE_j 를 구한다.

$$\begin{aligned}\Delta H_j &= |H(x, y) - \overline{H_j}| \\ \Delta S_j &= |S(x, y) - \overline{S_j}| \\ \Delta V_j &= |V(x, y) - \overline{V_j}|\end{aligned}\quad (6)$$

$$\Delta \overline{E_j} = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in S_j} f(\Delta H_j, \Delta S_j, \Delta V_j)$$

$$(j = 1, 2, \dots, N)$$

(3) HSV색공간의 샘플벡터 전체에 대해 과정 2의 평균 색차를 평균하여 클러스터의 색차를 계산하고, 사전에 설정한 *NBS(National Bureau Standard)* 색차 값 ΔE_{th} 와 계산된 색차 $\Delta \overline{E_j}$ 를 비교하여 영역을 공간적으로 분류한다.

$$\Delta \overline{E_j} \geq \Delta E_{th} \quad (7)$$

$\Delta E_{th} \geq \Delta \overline{E_j}$ 이면 처리를 종료하고 그렇지 않으면 과정 3을 진행하여 설정값과 계산값을 계속 비교한다.

(4) HSV색공간의 클러스터 s_j 의 i 차원간의 표준편차 σ_{ij} 를 구하여 최대색차를 계산한다.

$$\begin{aligned}(x_{ik}) &= (H_i^k(x, y), S_i^k(x, y), V_i^k(x, y)) \\ z_{ij} &= f(H_{ij}, S_{ij}, V_{ij})\end{aligned}\quad (8)$$

$$\|x_{ik} - z_{ij}\| = \|\Delta H_{ij}^k, \Delta S_{ij}^k, \Delta V_{ij}^k\|$$

x_{ik} 는 $x_k \in s_j$ 를 만족하는 HSV 각 i 차원의 특징벡터이며, z_{ij} 는 클러스터 s_j 에 대한 각 i 차원의 특징벡터이다.

$$\begin{aligned}\Delta H_{ij}^k &= |H_i^k(x, y) - H_{ij}| \\ \Delta S_{ij}^k &= |S_i^k(x, y) - S_{ij}|\end{aligned}\quad (9)$$

$$\begin{aligned}\Delta V_{ij}^k &= |V_i^k(x, y) - V_{ij}| \\ \sigma_{ij} &= f(\Delta H_{ij}^k, \Delta S_{ij}^k, \Delta V_{ij}^k)\end{aligned}\quad (10)$$

$$\Delta E_{ij} = \max(\sigma_{ij})$$

(5) 클러스터 s_j 내의 (HSV)부분 공간에 대한 평균 색차와 샘플벡터 전체에 대한 색차를 비교하여 클러스터를 분류한다.

$$\Delta E_{ij} > \theta_s \text{에서, } \Delta \overline{E_j} > \Delta E_{ij} \text{ 이면}$$

그림 5에서 HSV샘플벡터 Z_j 대신에 Z_j^- 와 Z_j^+ 의 2개의 클러스터 중심을 만들어, 특징벡터 N 을 1개 증가시켜 분류한다. 여기서 θ_s 는 클러스터가 확대될때의

거리 파라미터이다.

(6) 임의의 영역 R_j 의 HSV벡터와 인접된 영역 R_i 의 HSV벡터간의 변형 척도를 구하여, 규정된 클러스터간의 색차보다 작은 색차를 순서로 배열한다.

$$\Delta E_{ij}(x, y) = f(\Delta H_{ij}, \Delta S_{ij}, \Delta V_{ij})$$

$$\{\Delta E_{i1j1}, \Delta E_{i2j2}, \Delta E_{i3j3}, \dots, \Delta E_{iLjL}\} \quad (11)$$

(7) 샘플 클러스터의 수 N_{ii} 과 N_{ji} 에 대한 인접영역과 임의 영역간의 변형 척도를 각각 구한다.

$$\Delta E_{ii} = |N_{ii} - Z_{ii}| = f(\Delta H_{ii}, \Delta S_{ii}, \Delta V_{ii}) \quad (12)$$

$$\Delta E_{ji} = |N_{ji} - Z_{ji}| = f(\Delta H_{ji}, \Delta S_{ji}, \Delta V_{ji}) \quad (13)$$

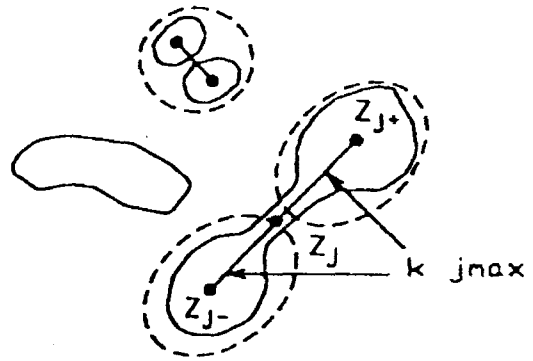


그림 5. 클러스터의 분류 및 통합

Fig 5. The classification and isolation of cluster.

(8) $l=1, 2, 3, \dots, L$ 의 순서로 ΔE_{lij} 에 대응하는 인접영역의 특징벡터 Z_{il} 과 임의영역의 특징벡터 Z_{jl} 을 1개로 통합하고 N 을 1개 감소 시킨다.

설정된 임계치 ΔE_{th} 는 *NBS* 단위를 기본으로 설정할 수 있으므로 표 1에 주어진 평가에 따라서 영역을 통합한다. 거리가 가까운 클러스터는 1개로 통합하지만, 새로운 ΔE_{lij} 에서 클러스터 중심이 기존의 조작으로 통합되어있는 경우는 소멸시켜 다음 과정을 진행한다.

(9) 반복이 종료되면 여기서 종료하고, 그렇지 않으면 과정 1로 돌아간다.

2. 색차평가

색차(color difference)란 표준색과 시료색과의 이색(different color)의 기하학적 거리에 상당하는 수치로 색채를 표현하는 것으로서, 미국 국가 표준국에서 제정한 *NBS* 단위를 써서 수량적 차이를 결정한다. 이

수치의 감각적 표현은 표 1과 같다.

3색의 기하학적 거리는 인간의 눈의 감각과는 달라 X,Y,Z 값이나 기타 다른 값으로 그대로 색차를 산출할 수 없기 때문에 HSV공간에서 색차를 산출하기 위해서는 색차의 유클리디언 거리와 색지각이 대응되는 색차식이 필요하게 된다.

Balinkin색차식은 HSV각 공간의 색차를 간단한 계산으로 얻을 수 있으며, NBS 단위의 또한 대응됨으로써 쉽게 색차를 평가할 수 있는 잇점이 있다.

Balinkin색차식은 Nickerson의 퇴색지수(fading index)를 수정하여, Munsell좌표계에서 시료색과 표준색간의 색차를 나타낸 것으로서, 두점간의 경사진 거리를 HSV공간의 수직축을 따라서 그들간의 유클리디언과 일치하도록 색차식을 정의 한다.^[16]

표준색(H_1, S_1, V_1)과 시료색(H_2, S_2, V_2)의 색차 $\Delta(HSV)$ 를 나타내면

$$\Delta E(Balinkin) = \left[\left(\frac{2}{5} \Delta S \Delta H \right)^2 + (6 \Delta V)^2 + \left(\frac{20}{\pi} \Delta S \right)^2 \right]^{1/2} \quad (14)$$

Balinkin 색차식 $\Delta E(Balinkin)$ 은 NBS 단위인 $\Delta E(NBS)$ 와 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$1.3 \Delta E(Balinkin) \doteq \Delta E(NBS) \quad (15)$$

따라서 본 논문에서는 HSV 색공간에서 NBS 단위와 일치하고, 유클리디언 거리와 색지각이 대응되는 Balinkin 색차식을 이용하여 색차를 평가 한다.

표 1. NBS 단위와 평가어의 관계
Table 1. Relation of NBS unit and assessment word.

평가어	NBS 단위
trace (미약하다)	0.0~0.5
slight (근소하다)	0.5~1.5
noticeable (눈에 띈다)	1.5~3.0
appreciable (현저하다)	3.0~6.0
much (상당히 현저하다)	6.0~12.0
very much (다른색 계통으로 된다)	12.0 이상

3. 국부특징에 의한 영역 통합

3.1에서 언급한 영역추출방법은 HSV공간의 각 영역간의 공통 접촉부분에 대한 색차의 한계로 인하여 시각적으로 동일 영역임에도 불구하고 다른 영역으로 분할되는 오류가 발생한다.

따라서 본 논문에서는 로우컬한 특징벡터로 통합되는 영역간의 접촉부분에 대한 색차식을 정의하고, 해당

영역 $R_i(x,y)$ 와 인접영역 $R_j(u,v)$ 간의 공통접촉 부분에 대한 색차평균값을 구하여 영역을 통합하는 알고리즘을 제안한다.

NBS색차의 최소값 $\Delta E_{min}(NBS)$ 가 임의의 임계값 ΔE_{th} 보다 작고, 3.1에서 언급한 $\Delta E_{ij}(NBS)$ 가 임계값 ΔE_{thb} 보다 작은 경우에 영역을 통합한다.

$$\Delta E(Balinkin) = \sum k \cdot \Delta E_{ij}(Balinkin) / m$$

여기서 m 은 공통접촉부분의 화소수이며, k 는 두 영역이 인접할 때 1, 그렇지 않을 때 0의 가중치를 부여한다. 식(14),(15)로부터

$$\Delta E_{min}(NBS) \doteq 1.3 \Delta E(Balinkin)$$

$$\Delta E_{min}(NBS) \leq \Delta E_{th}, \Delta E_{ij}(NBS) \leq \Delta E_{thb}$$

$$\rightarrow R_i \in R_j$$

칼라화상은 공통접촉 부분의 색차가 작더라도 영역간의 색이 크게 다를 경우가 다수 존재하므로, 본 논문에서는 식 (14)의 ΔE_{thb} 를 이용하여 영역통합을 구현하였다.

IV. 결과 고찰

클러스터링에 따른 영역분할 결과를 고찰하기 위해서 본 논문에서는 Portrait화상과 Fruit화상을 각각 이용하였으며, 연산처리의 효율성을 높이기 위해 전처리와 윈도우사이즈를 마스크하여 알고리즘을 구현하였다.

임계값 설정은 표 1에서 보는 바와같이 NBS색차를 이용하여 인간이 시각적으로 느끼지 못하는 $\Delta E_{th}(NBS)=0.5$ 로 설정하였다.

HSV균등색 공간에서 KSA 0011이 정의한 기본색명을 근거로하여, Munsell의 대표색인 9개의 일반유채색에 고채도와 저채도의 2개의 벡터를 할당하고, 무채색의 검정색, 흰색, 회색의 3개의 벡터를 각각 할당하여 총 21개의 특징벡터를 초기벡터로 이용하였다. 영역분할은 자기수렴형 ISO DATA 알고리즘을 응용하여 클러스터링 하므로써 영역을 분할하였으며 영역분할한 결과를 그림 6에 나타내었다.

Balinkin 색차식을 이용하여 클러스터링에 대한 평가결과를 표 2에 나타낸다. 표 2의 평균색차는 해당영역과 인접영역간의 색차를 식(9)을 이용하여 얻은 결과이며, 표준편차는 3.1에서 언급한 과정 4를 이용하

여 구한 결과이다.

표 2의 결과로부터 클러스터의 수가 대상영역에 비해 지나치게 과분할되어 있으며, 배경부분에 많은 잡음 성분을 포함하고 있음을 알 수 있다.

표 2의 결과를 바탕으로 과분할된 영역을 개선하기 위해 본논문에서는 국부특징에 의한 영역통합 알고리즘을 이용하여 영역을 통합한다. 영역통합을 원만하게 진행시키기 위한 임계값으로는 현저한 색차를 느낄 수 있는 $\Delta E(NBS)=3.0, 4.0$ 과 희미한 색차를 느낄 수 있는 $\Delta E(NBS)=1.0, 1.5$ 로 각각 선택하였다. 그림 7은 표 3의 $\Delta E=3.0$ 과 $\Delta E=4.0$ 에 대한 영역통합처리 수행 결과를 나타낸 것으로서, 잡음 성분 뿐만 아니라 소영역이 감소되어 시각적으로 영역이 잘 분할되어 있음을 알 수 있다.

표 2. 평가 결과

Table 2. Evaluation results.

구 분	최대색차	평균색차	표준편차	영역수
Portrait	10.2	2.8	1.7	123
Fruit	8.5	1.9	0.9	141



(a)



(b)

그림 6. 영역분할 화상

Fig. 6. Region segmentation image.

색차의 임계값 $\Delta E_{th}(NBS)=4.0$ 으로 했을 때 그림 6의 Portrait 화상에 대한 과분할 되어 있는 모자위의 꽃부분을 제외하면 얼굴, 모자, 머리카락, 옷등이 충분히 영역분할이 되어있음을 알 수 있다. 또한 배경부분과 뒷 모습의 색차가 작기 때문에 한 개의 영역으로 통합되어있다.

Fruit 화상의 경우는 색차의 임계값 $\Delta E_{th}(NBS)=3.0$ 일 때 배경영역과 과일영역이 완전하게 분할되어 있어 클러스터링이 잘되어 있음을 알 수 있다.

이와 같이 클러스터의 수와 영역분할의 정도를 고려하여 임계값을 Portrait 화상의 경우에는 4.0, Fruit 화상의 경우에는 3.0으로 각각 설정했을 때 가장 우수

한 영역분할의 결과를 가져온다는 것을 고찰할 수 있다.

표 3과 그림 7에서 보는 바와같이 임계값을 크게 했을 때 영역수가 작게되어 글로벌한 영역을 분할 할 수 있지만 주요영역에 대한 분할이 불가능 하게 된다는 것을 확인할 수 있다.

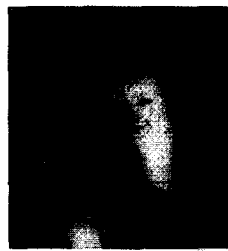
이와같이 영역분할을 위한 임계값 ΔE_{th} 를 용도에 따라 적절하게 설정할 필요가 있게 된다.

앞으로 영역 분할된 칼라화상을 입체적이고 생동감 있게 표현하기 위해서는 추후 조명에 대한 영향을 충분히 고려해야 할 것으로 사료된다.

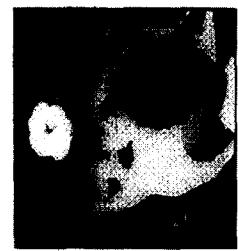
표 3. 영역통합결과의 영역 수

Table 3. The number of region to region isolation.

구 분	$\Delta E=1.0$	$\Delta E=1.5$	$\Delta E=3.0$	$\Delta E=4.0$
Portrait	95	65	35	16
Fruit	111	73	21	13



(a)



(b)

그림 7. 영역통합처리된 화상

Fig. 7. Region isolation image.

V. 결 론

색상, 명도, 채도를 근거로한 Munsell색공간은 인간의 색지각과 영역간의 색차가 일치하는 특징 때문에 칼라화상의 클러스터링에 주로 이용되고 있다.

입력화상인 RGB색공간을 균등색공간인 $L^*a^*b^*$ 색공간으로 좌표계를 변환하고, Munsell 균등색공간인 HSV색공간으로 근사화시켜 각 좌표축을 중심으로 클러스터링과 영역간의 색차를 평가한다. 색차평가에 있어서 Balinkin색차식을 NBS단위와 대응시켜 영역분할을 위한 임계값으로 사용하였다. K 평균 알고리즘을 이용한 클러스터링 방법은 여러개의 K벡터에 대해 번거로운 반복과정이 필요로 하므로, 본 논문에서는 자기 수렴 특성을 갖는 ISO DATA 클러스터링 알고리즘을 이용하여 HSV칼라화상의 영역을 분할하였다.

또한 21개의 초기특징 벡터를 이용하므로써 생긴 지나치게 과분할된 영역을 후처리 과정을 통해서 영역을 통합하는 과정을 진행하였다.

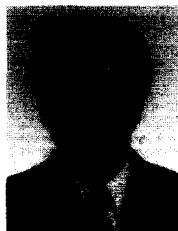
2 종류의 화상에 대한 클러스터링을 임계값에 따라 수행하여 영역을 분할한 결과, 우수한 영역이 분할됨을 고찰하였다.

앞으로 본 연구와 관련하여 입력화상에 대한 조명의 영향과 클러스터링 알고리즘의 점진적인 개선을 통해서 화상부호화 및 의용공학등의 응용분야에 많은 연구가 이루어질 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] A.Sarabi and J.K. Aggarwal, "Segmentation of chromatic images", Pattern Recognition, 13, 1981, 417-427.
- [2] T. Kanade, "Region segmentation : Signal vs semantics", Comput. Graphics Image Process. 13, 1980, 279-297.
- [3] Y. Ohta, T. Kanade, and T. Sakai, "Color information for region segmentation". Comput. Graphics Image Process.13, 1980, 222-241.
- [4] Y. Horita, M. Miyahara and K. Kotani, "Region Segmentation of Color Image Based on Uniform Color Space", IE(D), Vol.J74-D, 1991, 1370-1378.
- [5] R. Nevatia, "A color edge detector and its use in scene segmentation" IEEE Trans. Systems Man Cybernet. SMC-7. No.11, 1977, 820-826.
- [6] Celenk M. I "A Color Clustering Technique for Image Segmentation", CGIP, 52, pp145-170(1990).
- [7] R. Ohlander, K. Price, and D.R. Reddy, "Picture segmentation using a recursive region splitting method", CGIP, Vol.8, No.3, 1978, 313-333.
- [8] S. Tominaga, "Color image segmentation using three perceptual attributes", in Proceedings, Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 1986, 628-630.
- [9] M. Aizu, O. Nakagawa, and M. Takaki, "Object Extraction Method Based on Distribution Model in 3-D color Space", IE 92-123, PRU-92-146, 1993, 17-24.
- [10] L.Stenger : "Quantizing of TV Chrominance Signals Considering the Visibility of small Color Differences", IEEE Trans. COM-22, 11, pp 1139 -1406, 1977.
- [11] Ron Gershon, "Aspects of Perception and Computation in Color Vision" CVGIP 32, 1985, 244-277.
- [12] F.W. Billmeyer, M. Saltzman, "Principles of Color Technology 2nd Edition", John, Wiley & Sons, 1981, pp 98-107.
- [13] E.Q. Adams, "X-Z planes in the 1931 ICI System of Colorimetry", J. Opt. Soc, Am. 32, pp 168-173, 1942.
- [14] M. Miyahara, Y. Yoshida, "Mathematical Transform of (R,G,B) Color Data to Munsell Color Data", TV, Vol.43, No.10, 1989, 1129-1136.
- [15] R. Charles Zeller, H. Hemmendinger, "Evaluation of Color Difference Equations : A New Approach", color Research and Application, Vol.4, No.2, 1979, 71-77.
- [16] I.H.Godlove, "Improved Color Difference Formula, with Applications to the Perceptibility and Acceptability of Fading", J.Opt.Soc.Am.41, 760-772, 1951.

저 자 소 개



金 榮 日(正會員)

1952년 10월 27일생. 1983년 숭실대학교 공대 전기공학과 졸업. 1985년 연세대학교 대학원 전기공학과(석사). 1989년 동대학원 전기공학과 졸업(박사). 1987년 ~ 1989년 LG산전 연구소 선임연구원. 1989년 ~ 1992년 동해중앙 연구소 연구소장. 1992년 ~ 현재 대림대학 전기과 조교수