

# 컬러불변치 기반 병발행렬 특징값에 대한 연구

주문원\*, 최영미\*

\*성결대학교 멀티미디어공학부

e-mail : mchoo@sungkyul.edu

## A Study on Color Occurrence Features of Color Invariants

Moon-Won Choo\*, Young-Mee Choi\*

\*Div. of Multimedia Engineering, Sungkyul University

### 요 약

컬러 정보는 이미지 처리 시스템에서 이미지에 대한 중요한 특징값을 제공한다. 그러나 조명이 나 객체의 물리적 특성으로 인하여 녹취된 이미지의 컬러값을 활용하기에는 많은 문제점이 따르게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 컬러불변치에 대한 많은 연구가 있어 왔다. 이 연구에서는 컬러불변치와 병발행렬 특징값과의 관계에 대한 기초 데이터를 제공함으로써 위치기반 어플리케이션에서 이미지 유사도를 측정하는데 활용하고자 한다.

### 1. 서론

이미지 녹취 장비에서 제공하는 컬러 이미지는 객체의 컬러와 재질 뿐 아니라 빛의 입사각, 조명의 컬러 등 많은 요소에 의하여 결정된다. 따라서 이미지의 컬러 정보는 이미지 처리의 다양한 목적을 위한 풍부한 큐를 제공하지만 빛의 환경적 요소를 충분히 고려하지 않으면 원천 이미지의 컬러 정보는 신뢰성을 확보하기가 용이하지 않다[3][5]. 이러한 이유로 컬러불변치에 대한 연구가 심도있게 진행되어 왔으며 많은 이미지 처리 시스템에서 그 결과를 실용적인 응용에 적용하고 있다. 이 연구에서는 이미지의 컬러를 컬러 불변치의 *quotients* 로 변환하여 병발행렬의 특징값에 적용함으로써 그 특징값의 활용도를 조사하고자 한다.

### 2. 병발행렬의 특징값

병발행렬은 이미지 화소 분포의 2 차확률값으로 이미지 텍스처를 분석하는데 적용되고 있다. [1][2][3][4]. 이 행렬에서는 이미지의 화소값사이의 *joint pdf* 를 나타내는데, 관련된 변수로는 이미지의 레벨, 화소간의 거리와 각도의 빈도수를 기초로 한다. 예를 들어 이미지의 차원을  $M \times N$  이라 하면, 병발행렬  $O$  의 상대적 빈도수  $O_{\theta,d}(a,b)$  는 단일컬러 채널의 그레이레벨  $a, b$  를 가진 화소간의 거리  $d$  와 화소간의 방향각  $\theta$  를 만족하는 경우의 빈도수를 나타낸다. 아래 식은 방향각이 0 도와 45 도인 경우를 수식화 한 것이다.

$$O_{0^\circ,d}(a,b) = \{((k,l),(m,n)) \in V : k-m=0, |l-n|=d, D(k,l)=a, D(m,n)=b\}$$

$$O_{45^\circ,d}(a,b) = \{((k,l),(m,n)) \in V : (l-n=-d, k-m=d) \text{ OR } (l-n=d, k-m=-d), D(k,l)=a, D(m,n)=b\}$$

여기에서  $|\{\dots\}|$  는 set cardinality,  $D$  는 이미지 혹은 타겟 이미지 블록,  $V = (M \times N) \times (M \times N)$ , 거리측정함수  $\rho$  는  $\rho((k,l),(m,n)) = \max\{|k-m|, |l-n|\}$  로 정의한다. 행렬  $O$  는 확률적 계산을 위하여 정규화된다. 다른 방향각의 식은 위 식을 참조하면 쉽게 구해진다. 병발행렬이 구해지면 이를 기초로 하여 다양한 특징값을 구할 수 있다.  $P(i,j)$  를 행렬  $O(i,j)$  의  $(i,j)$  요소의 확률값이라고 하면 다음과 같은 특징값들이 정의될 수 있다.

$$energy = \sum_{i,j} P(i,j)^2$$

$$Inverse \cdot Difference \cdot Moment (IDM) = \sum_{i,j} \frac{1}{1+(i-j)^2} P(i,j)^2$$

$$inertia = \sum_{i,j} (i-j)^2 P(i,j)$$

$$entropy = \sum_i \sum_j P(i,j) \log(P(i,j))$$

$$correlation = - \sum_{i,j} \frac{(i-\mu_x)(j-\mu_y)}{\sqrt{\sigma_x \sigma_y}} P(i,j)$$

여기서

$$P_x(i) = \sum_j P(i,j), \quad P_y(j) = \sum_i P(i,j)$$

$$\mu_x = \sum_i i \sum_j P(i,j) = \sum_i i P_x(i)$$

$$\mu_y = \sum_j j \sum_i P(i, j) = \sum_j j P_y(j),$$

$$\sigma_x = \sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j P(i, j)$$

를 나타낸다. 이 외에도 많은 특징값이 들어 정의되고 있으나 이 연구에서는 Homogeneity, Correlation, Entropy, Maximum probability, Inverse difference normalized, Information measure of correlation 를 사용하기로 한다.

### 3. 컬러불변치

Kubelka-Munk theory models 에서는 photometric reflectance model 을 아래와 같이 정의한다[5][6].

$$E(\lambda, \bar{x}) = e(\lambda, \bar{x})(1 - \rho_f(\bar{x}))^2 R_\infty(\lambda, \bar{x}) + e(\lambda, \bar{x})\rho_f(\bar{x}),$$

여기서  $x$  는 이미지 평면에서의 위치값,  $\lambda$  는 파장,  $e(\lambda, \bar{x})$  는 illumination spectrum,  $\rho_f(\bar{x})$  는 Fresnel reflectance,  $R_\infty(\lambda, \bar{x})$  는 material reflectivity 를 나타낸다. 따라서  $E(\lambda, \bar{x})$  는 객체를 보는 방향에 있어서의 reflected spectrum 이 된다. 이 식을 효율적으로 활용하기 위하여 몇 가지 제한조건을 주면 위 식은 아래 식으로 변환된다. 여기서 공간적 요소  $i(x)$  는 조도의 변화를 나타낸다.

$$E(\lambda, \bar{x}) = i(x)((1 - \rho_f(\bar{x}))^2 R_\infty(\lambda, \bar{x}) + \rho_f(\bar{x})).$$

이 식을  $\lambda$  에 대하여 미분하여 정리하면, 아래와 같은 두 개의 불변치  $H$ 와  $C$  quotients 를 얻을 수 있다.

$$H = E_\lambda / E_{\lambda\lambda}, \quad C = E_\lambda / E$$

$H$  와  $C$  는 객체의 reflectance 속성, surface orientation, illumination direction, illumination intensity, Fresnel reflectance coefficient 에 독립인 컬러불변치로 활용될 수 있다. 이 불변치를 RGB 컬러공간에 적용하기 위하여 아래와 같은 Gaussian 컬러공간 변환식을 이용하여  $E, E_\lambda, E_{\lambda\lambda}$  의 어렵치를 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} E \\ E_\lambda \\ E_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.3 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.6 & 0.17 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

### 4. 실험

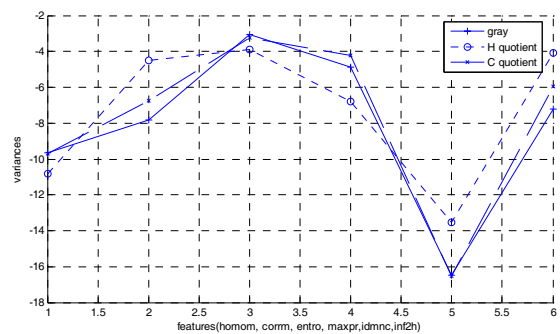
이 컬러불변치를 병발행렬 연산에 적용했을 경우 어떤 특징값들이 상대적 효율성을 가지는지 알아보기

위하여 두 클래스의 이미지를 각각 10 프레임씩을 녹취하였다((그림 1)참조). 비교분석을 위하여  $H, C$  지수 이미지와 더불어 gray-level 이미지를 포함시켰다.



(그림 1) 두 클래스의 이미지 세트(일부)

(그림 1)에서 상단의 데이터는 실내조명이, 하단의 데이터는 실외조명에 의하여 주로 센싱되는 것으로 SONY Cybershot DSC-T3 카메라를 사용하여 1944 x 2592 해상도로 녹취한 후 10:1 로 축소하였다. 각 컬러평면의 intensity 는 계산상의 편의로 20 레벨로 축소조정되었다.



(그림 2) 각 특징값의 variance 분포

(그림 2)는 모든 데이터의 6 가지 특징값을 계산한 후 각 특징값의 variance 를 로그스케일한 것이다. 일반적으로 특징값의 variance 의 크기가 작을수록 유사한 이미지의 특징을 발현한다는 가정을 한 것이다. 이것은 naïve 한 가설이지만 컬러불변치를 적용하는 경우에는 다소 의미가 있다고 판단하였다.

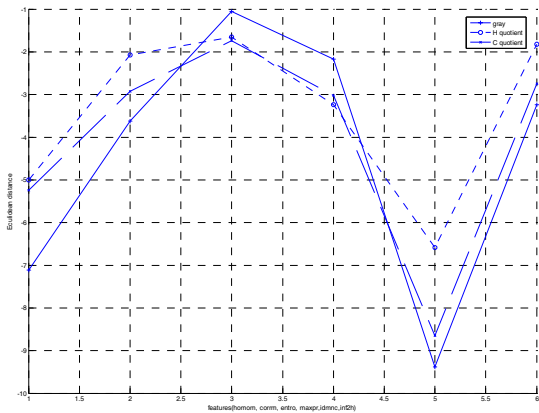
각 특징별로 variance 가 작은 순서대로(1,2,3 스케일) 정리하면<표 1>과 같다.

<표 1> 각 특징값의 variance 의 크기에 따른 순위

구분	Hom	Corr	Ent	Max	Idn	Imc
G	3	1	3	2	1	1
H	1	3	1	1	3	3
C	2	2	2	1	2	2

이 표에 의하면 C 는 평균적으로 무난한 수치를 보이는 반면 G 와 H 의 경우에는 선택된 특징값에 따라 성능이 구별되는 것을 알 수 있다. 두 번째 실험에서는 두 클래스 데이터를 구분하여 특징값의 차이를 분석하였다. 특징값의 구별되는 정도가 큰 것이 더 효율적이라는 판단을 하여 Euclidean distance 와 Mahalanobis distance 를 구하여 비교하여 보았다

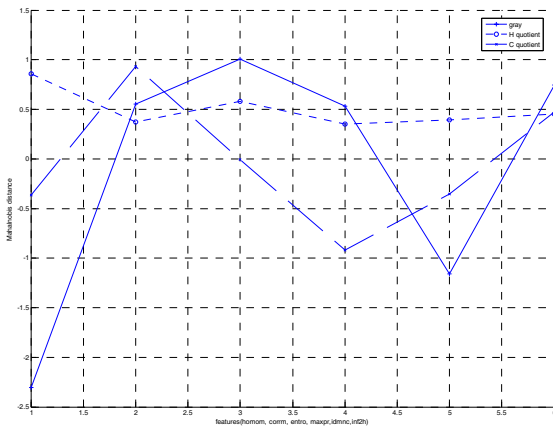
((그림 3)과 (그림 4) 참조). <표 2>와 <표 3>는 각 거리값이 큰 것을 기준으로 한 우선순위를 정리한 것이다.



(그림 3) 각 특징값의 Euclidean distance 분포

<표 2> 특징값의 Euclidean distance 크기에 따른 순위

구분	Hom	Corr	Ent	Max	Idn	Imc
G	3	3	1	1	3	3
H	1	1	2	3	1	1
C	2	2	3	2	2	2



(그림 4) 각 특징값의 Mahalanobis distance 분포

<표 3> 특징값의 Mahalanobis distance 크기에 따른 순위

구분	Hom	Corr	Ent	Max	Idn	Imc
G	3	2	1	1	3	1
H	1	3	2	2	1	3
C	2	1	3	3	2	2

이 두 실험데이터에서 Euclidean distance 의 경우에는 두 가지 특징값 경우를 제외하는 컬러불변치의 판별력이 높은 것으로 생각된다. Mahalanobis distance 의 경우에는 H 지수가 안전한 선택지이며 다른 두 가지 지수는 특징값의 유형에 따라 결과값이 달라짐을 알 수 있다.

## 5. 결론 및 차후 연구

이 연구는 컬러불변치 지수를 병발행렬값으로 변환하여 이미지의 판별성 정도를 측정하고자 사전 연구과제로 진행된 것이다. 아직 병발행렬의 특징값 개개의 특성과 불변치와의 적용관련성에 대한 연구가 부족하여 좀더 심도있는 가설 설정 타당성 연구가 수반되어야 하며 실험데이터 수집을 위한 이미지 데이터베이스도 좀더 신뢰할 수 있는 공인 데이터베이스를 활용하는 것이 바람직할 것이다. 이러한 이슈들을 차후연구과제로 제시하고자 한다.

## 참고문헌

- [1] Augusto Destrero, et.al, " Feature selection for high-dimensional data," Springer-Verlag, 2008
- [2] B. Chanda, B.B. Chaudhuri, D. Dutta Majumder "On image enhancement and thread selection using the greylevel co-occurrence matrix", Pattern Recognition Lett. Vol.3, no.4, pp. 243-251, 1985
- [3] Gonzalez, Woods "Digital Image Processing" Addison Wesley 1992
- [4] Haralick Shapiro, "Computer and Robot Vision Vol. 1," Addison Wesley, 1992
- [5] Jan-Mak G, et. al, "Color Invariance," IEEE Trans. On PAMI, vol.23, no. 12, Dec. 2001
- [6] Kristen Hoffman, "Applications of the Kubelka-Munk Color Model to Xerographic Images," www.cis.rit.edu/research/thesis/bs/1998 / hoffman