

# RGB와 HSV 칼라 형태를 조합하여 사용한 칼라 코렐로그램 영상 검색

준회원 안영은\*, 종신회원 박종안\*

## Color Correlogram using Combined RGB and HSV Color Spaces for Image Retrieval

Young-Eun An\* *Associate Member*, Jong-An Park\* *Lifelong Member*

### 요약

칼라 코렐로그램은 칼라 히스토그램처럼 픽셀의 칼라 정보만을 고려하지 않고 영상의 픽셀의 공간 정보까지 고려하기 때문에 콘텐츠 기반 영상 검색(CBIR)에서 널리 사용되어 왔다. 칼라 코렐로그램은 하나의 칼라 형태를 사용한다. 그래서 칼라 코렐로그램은 영상 검색 시 같은 영상이라도 크기가 다를 경우 다른 영상으로 인식하는 등 영상의 특징을 구별해내는데 강진하지 않다. 본 논문에서는 RGB와 HSV의 두 가지 칼라 형태를 사용하여 코렐로그램을 함으로써 기존의 알고리즘보다 영상의 특징을 더 잘 구별해내는 알고리즘을 제안하였다. 이 제안된 알고리즘은 대규모 영상 데이터베이스에서 테스트하였고 그 결과 하나의 칼라 형태를 사용한 코렐로그램 알고리즘과 비교하여 검색된 영상의 평균 순위가 5.63 낮아서 제안한 알고리즘이 더 나은 검색 성능을 나타낸다는 것을 보여준다.

**Key Words :** CBIR, Color Space, RGB, HSV, Color Correlogram

### ABSTRACT

Color correlogram is widely used in content-based image retrieval (CBIR) because it extracts not only the color distribution of pixels in images like color histogram, but also extracts the spatial information of pixels in the images. The color correlogram uses single color space. Therefore, the color correlograms does not have robust discriminative features. In this paper, we use both RGB and HSV color spaces together for the color correlogram to achieve better discriminative features. The proposed algorithm is tested on a large database of images and the results are compared with the single color space color correlogram. In simulation results, the proposed algorithm 5.63 average retrieval rank less than single color space correlogram.

### I. 서론

현재의 인터넷 시대는 네트워크의 발달과 함께 점점 더 많은 오디오비디오 정보들이 늘어나고 있다. 이러한 멀티미디어 정보들은 사진, 비디오(동영상), 그래픽, 3차원 모델, 소리, 목소리 등 다양한 형태로 표현되고 있다. 멀티미디어 데이터 중에 한

가지인 정지영상을 검색하는 방법에는 크게 키워드를 입력하여 원하는 영상을 검색하는 텍스트기반 검색과 영상자체의 특징을 이용한 콘텐츠 기반 검색이 있다.

텍스트기반 검색은 영상 데이터의 속성을 일관성 있게 텍스트로 표현하기 어려우며 대부분의 검색에서 원하는 결과를 얻을 수 없다. 그러나 콘텐츠 기

\* 본 연구는 문화관광부 및 한국문화콘텐츠진흥원의 문화콘텐츠기술연구소(CT) 육성사업의 연구결과로 수행되었음

\* 조선대학교 전자정보공과대학 정보통신공학과(jpark@chosun.ac.kr) (\*: 교신저자)

논문번호 : KICS2006-11-472, 접수일자 : 2006년 11월 3일, 최종논문접수일자 : 2007년 5월 15일

반 검색은 영상의 특징들이 사용자의 기호에 부응한다는 점에서 텍스트 기반 검색과 다르다. 따라서 콘텐츠 기반 검색이 주를 이루고 있으며 이에 대한 연구도 활발히 진행되고 있다<sup>[1-4]</sup>. 특히 영상 검색을 위한 효과적인 특징 추출에 대한 관심이 높아지고 있다.

영상의 특징정보는 칼라, 모양, 질감과 같은 요소가 있으며, 영상에서 추출된 특징정보는 다음과 같은 검색방법으로 사용되고 있다.

칼라특징정보를 이용한 검색방법은 가장 널리 이용되고 있으나 밝기와 색의 변화 등 히스토그램 자체에 대한 변화에 상당히 민감하다는 단점이 있다<sup>[4]</sup>. 모양특징정보를 이용한 검색방법은 영상 내 객체의 모양 유판선을 구분 짓는 특성을 이용한 방법으로 객체의 크기나 위치 등에 영향을 받지 않는다는 장점이 있으나, 객체의 유판선이 모양의 변환이나 방향에 민감하기 때문에 유판선 추출이 어렵다는 단점이 있다<sup>[4]</sup>. 질감특징정보를 이용한 검색방법은 크게 영상 원형의 규칙적인 공간상의 배열을 다루는 구조적인 방법과 영상 내 각 화소 사이의 상호 관계를 분석하는 통계적인 방법으로 나눌 수 있다. 구조적인 방법은 영상의 구조적인 원형(primitive)과 그들의 위치 규칙을 정의함으로써 질감 정보를 표현한다. 하지만 영상내 원형의 구조가 크고, 일정한 규칙성을 가지는 영상만이 분석 가능하다는 단점을 가진다. 그리고 통계적인 방법은 질감 성질을 묘사하기 위한 가장 단순한 접근법으로, 한 영상을 대표하는 통계 값을 얻기 위하여 일반적으로 화소들 간의 공간적인 상호 관계를 분석한다.

콘텐츠 기반 영상 검색 시스템은 영상에서 추출한 시각적인 속성의 특징값을 이용하여 검색하는 방법으로 다양한 질의 방법을 통한 검색을 제공해주는 장점이 있다. 그러나 효과적인 정보 검색시스템을 위해서는 무엇보다 데이터베이스 검색영상 데이터를 나타내는 모양, 칼라 그리고 질감 등 저단계 시각 특징(low-level visual feature)의 효과적인 특징 값 추출이 중요하다.

제안한 알고리즘에서는 영상 검색에서 가장 널리 사용된 시각의 특징 중의 하나인 칼라의 특징을 고려하였다. 칼라는 상대적으로 복잡한 배경에 강인하고 영상의 크기와 방향으로부터 간섭을 받지 않는다. 그러나 위에서도 말했듯이 히스토그램 자체에 대한 변화에 상당히 민감하다<sup>[7-8]</sup>. 그래서 정확한 검색을 하기 위해 본 논문에서는 영상 검색을 위한 칼라 영상의 공간 분포에 관한 지식뿐만 아니라 칼

라 특징의 정보와 공간을 사용하는 칼라 공간 검색 기술 또한 사용된다<sup>[5-6]</sup>. 그 검색 결과의 성능 측정은 기존의 칼라 기반 특징 추출 방법과 비교한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 영상 검색을 위한 시각특징정보를 서술하였고, 제안된 알고리즘은 3장에서 서술하였다. 4장은 시뮬레이션으로 구성되었고, 5장에서 결론을 맺는다.

## II. 시각특징정보

### 2.1 칼라 형태

칼라는 아주 중요한 특징자이며 콘텐츠를 기반으로 한 영상 검색 (CBIR) 시스템<sup>[1-4]</sup>에서 널리 사용된다. 일반적으로 널리 사용되는 RGB를 포함하여 칼라 형태는 Munsell, CIE L\*a\*b\*, CIE L\*u\*v\*, HSV (or HSL, HSB) 등 여러 가지가 있다. 이 중 어느 것이 가장 좋다고는 할 수 없지만 다른 칼라 형태들은 RGB를 기반으로 한다. 다시 말해 RGB가 R, G, B의 세 가지 값으로 구성된 것처럼 다른 칼라 형태들은 R, G, B가 아닌 다른 3가지 값으로 구성된다. 예를 들어 HSV는 색상(Hue), 채도(Saturation), 명암(Intensity)으로 구성이 된다.

### 2.2 칼라 히스토그램

칼라 히스토그램은 일반적으로 많은 영상 검색 시스템에 사용된다<sup>[6-8]</sup>. 픽셀은  $p = (x, y) \in I$  과 같고,  $I(p)$ 는  $I_c = \{p | I(p) = c\}$  과 같이 나타낸다. 칼라 히스토그램  $h$ 의 영상  $I$ 는 칼라로 양자화 된 히스토그램이고 식 (1)로 정의된다.

$$h_{c_i}(I) \equiv NM \Pr_{p \in I} [p \in I_{c_i}] \quad (1)$$

만약, 칼라 히스토그램의 칼라 패턴이 데이터를 추출하는데 유일한 비교 방법이라면 칼라 영상 검색 시스템의 효과적인 방법이다. 칼라 히스토그램은 관점 축과 크기, 폐색과 보는 각도의 완만한 변화와 회전에 강인하다. 영상의 어떤 픽셀들이라도 칼라의 공간에서 구성 요소들에 의해 기술하게 될 수 있는데, 양자화 된 bin을 위한 픽셀수의 분포는 각 구성 요소들을 위해 정의된다. 다량의 bin들을 가지는 히스토그램은 그 계산적인 비용을 증가시킬 뿐만 아니라, 영상의 데이터베이스를 위한 효율적인 추출에 부적절하다. 게다가, 칼라 히스토그램은 픽셀의 공간 정보를 고려하지 않는다. 그래서 매우 다양한 영

상들이 비슷한 칼라 분배를 가지고 있을 수 있다. 이 같은 히스토그램의 문제는 대규모의 데이터베이스에서 더욱 심해진다.

### 2.3 칼라 코렐로그램

칼라 히스토그램은 영상 검색에서 많이 사용되지만 영상의 공간 정보를 고려하지 않고 칼라만을 가지고 비교를 하기 때문에 같은 영상이여도 크기가 다를 경우 다른 영상으로 검색을 하거나 다른 영상임에도 불구하고 칼라가 비슷하면 같은 영상으로 검색하는 단점을 가지고 있다. 이 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 영상의 공간정보를 고려한 칼라 코렐로그램을 이용하였다<sup>[5]</sup>.

칼라 코렐로그램은 영상의 모든 화소의 칼라에 대해 일정 거리가 떨어진 화소에 나타나는 칼라를 2 차원 확률로 나타낸다.  $m$  개의 칼라로 양자화 된 영상  $I$ 에서 화소 간의 거리가  $k$  인, 칼라  $C_i$  와  $C_j$ 에 대한 칼라 코렐로그램  $r_{C_i, C_j}^k(I)$  는 식 (2)와 같다.

$$r_{C_i, C_j}^k(I) = \Pr_{p_1 \in I_{C_i}, p_2 \in I_{C_j}} [p_2 - p_1 = k] \quad (2)$$

여기서,  $\Pr [\cdot]$  은 내부조건을 만족하는 확률,  $i, j = 0, 1, \dots, m-1$  이고  $m$  은 양자화 된 칼라의 개수이다  $I_{C_i}$  와  $I_{C_j}$  는 영상에서  $i$  와  $j$  번째 칼라를 가지는 모든 화소를 나타낸다. 화소  $p_a$  와  $p_b$  간의 거리  $|p_a - p_b|$  는 식 (3)과 같다.

$$|p_a - p_b| = \max(|x_a - x_b|, |y_a - y_b|) \quad (3)$$

여기서, 각 화소의 좌표는  $p_a = (x_a, y_a) \in I$ ,  $p_b = (x_b, y_b) \in I$  이다. 이때,  $C_i = C_j$  인 영역에는 영상의 한 화소가 가지는 칼라와 같은 칼라를 가지는 화소들이 그 주위에 얼마나 분포되어 있는지에 대한 정보를 가지는데, 하나의 칼라를 가지는 영역의 크기정보를 포함한다. 또, 칼라 코렐로그램의 대부분의 에너지는 이 영역에 나타난다.

0	2	3	2	0
1	1	1	3	1
0	2	1	3	1
0	1	1	2	1
2	2	3	3	2

(a)

0	0	0	0
2	1	3	2
1	2	1	0
0	3	0	1

(b)

그림 1. (a) 질의 영상의 일부분  
(b) (a)의 대각선 방향  $d=1$ 의 코렐로그램

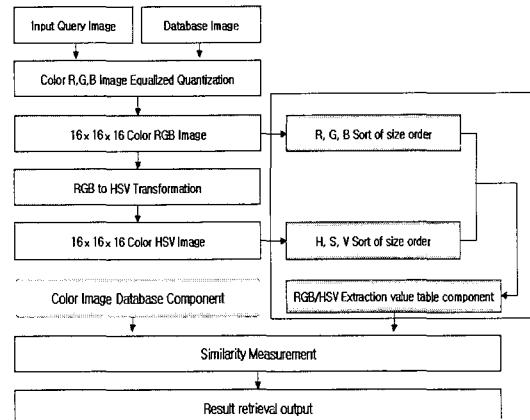


그림 2. 제안한 알고리즘 순서도

### III. RGB/HSV 기반 칼라 코렐로그램

본 논문에서는 RGB와 HSV의 두 가지 칼라 형태와 공간 정보를 이용한 영상 검색 시스템을 제안하였다. 그림 2는 제안한 알고리즘의 순서도이다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 칼라 형태를 RGB와 HSV 두 가지를 사용하였다. 칼라 영상은  $256 \times 256$  영상을 그대로 사용할 경우 계산량이 많아지고 저장 공간이 커져서 검색하는데 시간이 오래 걸리므로 먼저 RGB 영상을  $16 \times 16$ 으로 양자화 한다. 그리고 양자화 된 영상을 각각의 R, G, B로 분할한다. 분할한 영상의 각각의 픽셀에서 RGB순서에 관계없이 R, G, B의 크기순으로 정렬한다. 예를 들어 분할한 영상의 한 픽셀 값이 R=50, G=100, B=75라면, 이 픽셀은 GBR(G>B>R)로 나타낼 수 있다. 크기순으로 정렬된 RGB는 아래와 같이 6가지 형태로 나타낼 수 있다.

{RGB, RBG, GRB, GBR, BRG, BGR}

HSV 칼라 형태의 경우도 RGB와 마찬가지로 먼저  $16 \times 16$ 으로 양자화를 한 후, H, S, V의 크기순으로 정렬하면 아래와 같이 6가지 형태로 나타낼 수 있다.

표 1. RGB/HSV의 특징자 테이블

1	2	1	4	4	1	RGB
3	3	5	3	2	3	RBG
1	2	1	2	1	4	GRB
1	2	3	1	3	4	GBR
2	3	5	3	1	3	BRG
3	4	1	1	2	3	BGR
HSV	HVS	SHV	SVH	VHS	VSH	

표 2. RGB/HSV의 특징자 테이블에 코렐로그램 적용

2	0	3	0	1	1
1	0	2	1	1	2
④	2	2	1	0	3
1	2	0	0	0	4
0	2	0	0	0	5
1	2	3	4	5	

{HSV, HVS, SHV, SVH, VHS, VSH}

이렇게 각각 6가지의 형태로 나타낸 RGB와 HSV의 칼라 형태를 가지고 칼라 코렐로그램을 적용하기 위한 특징자 테이블을 만들면 표 1과 같이 나타낼 수 있다.

이 특징자 테이블에서  $d=1$ 인 칼라 코렐로그램을 이용하여 특징자 값을 추출한다.

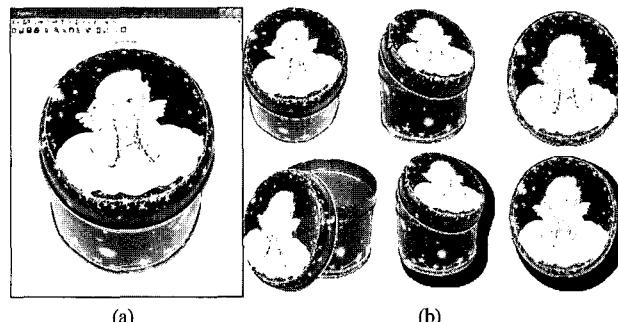
다시 말해, 표 1에서 보는 바와 같이 특징 테이블에서 픽셀의 크기순이 RGB면서 HSV인 1의 위치로부터 그 주위의 거리  $d=1$ 이며 픽셀의 크기순이 RGB면서 HVS인 3의 위치를 찾아 1에서 3으로 가

는 특징자가 몇 개나 있는지 계산하여 그 빈도수를 표 2와 같이 나타낸다.

예로 든 RGB면서 HSV인 위치에서 RGB면서 HVS인 위치의 특징자 값을 보면 1에서 3으로 가는 것이기 때문에 표 2의 3행 1열에 하나의 빈도수를 올리는 것이다. 표 1에서는 1에서 3으로 가는 값이 총 4개가 있기 때문에 표 2에 3행 1열의 값은 4가 되는 것이다.

따라서 구성된 특징자 테이블은 본 알고리즘에서 중요한 핵심이다. 이러한 동작을 비교 영상 전체에 대해서 수행을 하고 수행이 끝나면 그 특징값들을 데이터베이스에 저장한다.

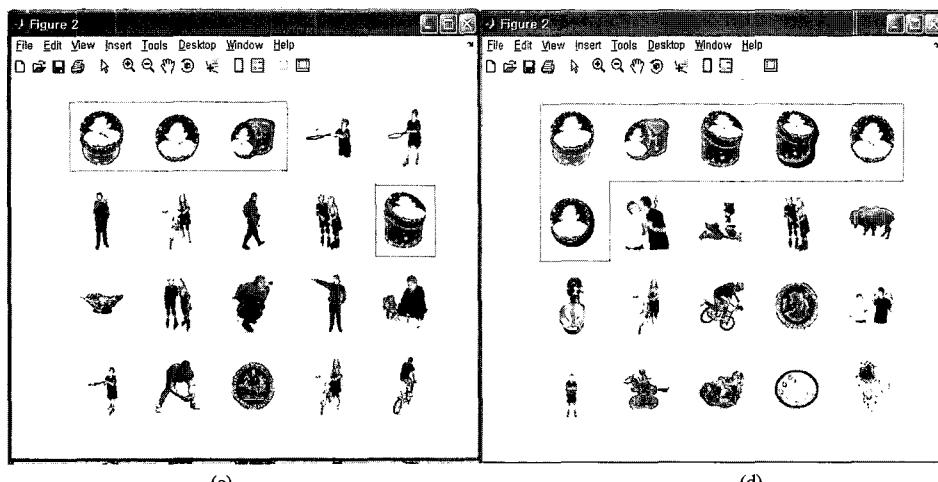
질의 영상을 이용하여 검색하면 먼저 질의 영상을 제안한 알고리즘을 이용하여 특징값을 추출하고, 그 특징값을 데이터베이스내의 미리 계산된 영상 특징값들과 비교하여 각각에 대한 유사도를 계산한다. 유사도는 유클리디안 거리를 이용하여 계산한다. 유사도 계산이 완료되면 유사도를 크기순으로 정렬하고 해당 정보를 갖는 영상의 위치를 데이터베이스로부터 검색하여 검색화면에 출력하게 된다.



(a)



(b)



(c)

(d)

그림 3. 질의 영상 1에 대한 기존 방법과 제안 방법의 영상 검색 결과 (a) 질의 영상 1 (b) 유사 영상 (c) 칼라 코렐로그램 영상 검색 (d) RGB/HSV 코렐로그램 영상 검색

#### IV. 시뮬레이션

콘텐츠 기반 영상 검색은 일일이 매칭시키는 대신 질의 영상과 데이터베이스 내 영상 사이의 시작적인 유사도를 계산한다. 그러므로 그 검색 결과는 그림 3의 (c)와 같이 하나의 영상이 아니라 질의 영상을 포함하여 그것과 비슷한 영상이 유사도에 의해 순서대로 리스트화 된 영상이다.

본 실험은 질의 영상이 모두 같은 상태에서 분석된다. 먼저 질의 영像是 모두 같은 영상으로 하였다. 그리고 비교되는 한 영상에 20개의 유사 영상을 찾도록 정의하여 놓았다. 여기서 질의 영상과 비슷한 영상은 5개와 6개 두 종류의 영상으로 만들어 놓았다. 데이터베이스는 다른 크기의 칼라 JPEG 영상 3,500 개로 구성되어 있다. 여기서 질의 영상으로 선택된 영상은 49개이다. 제안된 알고리즘은 대규모 영상 데이터베이스에서 사용이 가능하고 영상 검색에도 사용할 수 있다.

그림 3은 칼라 영상 검색을 위한 질의 영상 1에 대한

기존 칼라 코렐로그램의 영상 검색과 제안된 RGBHSV 코렐로그램 영상 검색 결과를 나타낸 것이다.

그림 3의 (a)는 질의 영상 1을 나타내고 (b)는 데이터베이스화된 영상에서 질의 영상 1과 같은 영상(원 영상)과 유사 영상을 나타낸다.

그림 3의 (c)는 기존의 RGB 하나의 칼라 형태만 이용한 코렐로그램의 영상 검색 결과이고, (d)는 본 논문에서 제안한 RGBHSV 칼라 형태를 이용한 코렐로그램의 영상 검색 결과이다.

그림 4는 질의 영상 2에 대한 기존 칼라 코렐로그램의 영상 검색과 제안된 RGBHSV 코렐로그램 영상 검색 결과를 나타낸 것이다.

질의 영상 2의 실험 영상도 마찬가지로 질의 영상 1과 같은 조건에서 실험을 하였다.

이 두 질의 영상의 실험 후 육안으로도 알 수 있듯이 그림 3의 기존 알고리즘의 검색 결과인 (c)는 원 영상과 유사한 영상 6개 중 4개의 영상을 찾아냈지만 그 검색 순위도 하나는 약간 낮은 반면, 제안된 알고리즘을 사용한 그림 3의 (d)에서는 원 영

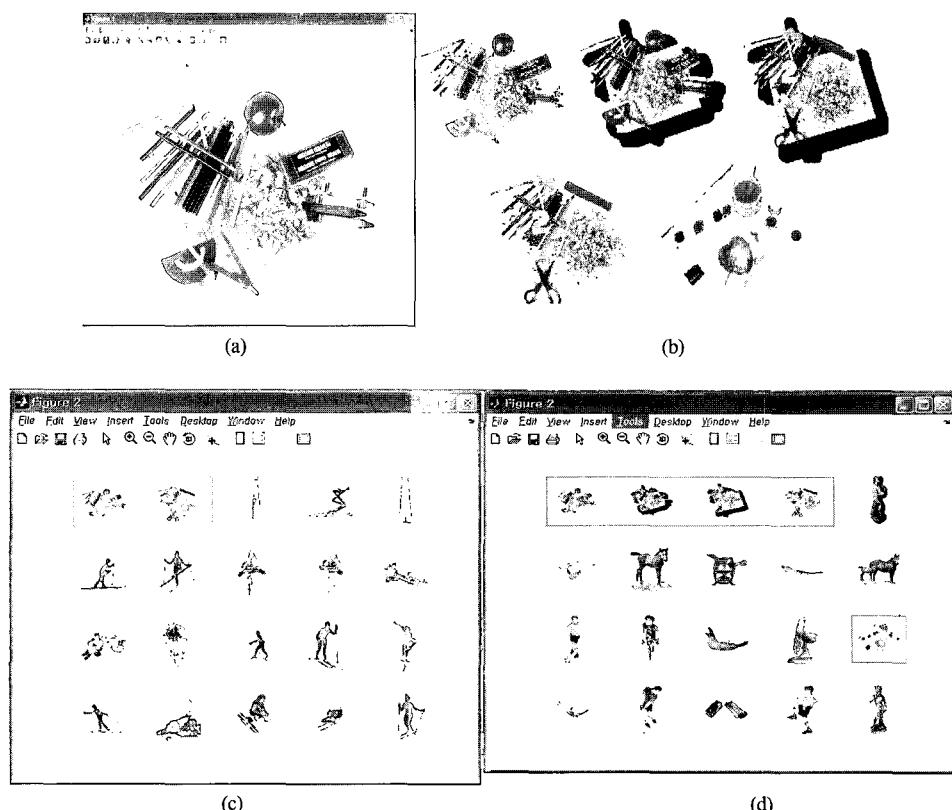


그림 4. 질의 영상 2에 대한 기존 방법과 제안 방법의 영상 검색 결과 (a) 질의 영상 2 (b) 유사 영상 (c) 칼라 코렐로그램 영상 검색 (d) RGB/HSV 코렐로그램 영상 검색

표 3. 제안된 알고리즘을 사용한 영상 검색의 성능 측정

Method	r-measure	avg. r-measure	p1-measure	avg. p1-measure
Plain Correlogram	4066	82.98	20.31	0.41
RGB/HSV Correlogram	3790	77.35	24.20	0.49

상과 유사한 영상 6개를 높은 우선순위로 해서 모두 찾아내는 것을 볼 수가 있다. 그리고 그림 4에서도 마찬가지로 기존 알고리즘을 사용한 (c)에서는 유사 영상 5개 중 2개의 영상만을 찾아내는 반면, 제안된 알고리즘을 사용한 (d)에서는 5개의 유사 영상을 모두 찾아내는 것을 볼 수가 있다.

이와 같이 RGB 하나의 칼라 형태를 이용한 코렐로그램 보다 본 논문에서 제안한 RGB/HSV의 두 가지 칼라 형태를 이용한 코렐로그램이 영상 검색 성능이 더 뛰어남을 알 수 있다.

최근 특징 분배의 경험적인 판단에 의거한 영상 검색을 위해 많은 유사도 측정 방법들이 개발되어 왔다. 다른 유사도나 거리 측정 방법은 영상 검색 시스템의 검색 성능에 대단한 영향을 미칠 것이다.

먼저, D를 영상 데이터베이스로 Q를 질의 영상으로 놓는다. 그리고 D와 Q 사이의 차이 값을 측정한다[5]. 여기서 Q의 유사도를 측정하는데 사용하는  $rank(I) \in [D]$  즉, Q를 기반으로 하여 D의 영상에서 Q와 유사한 영상의 리스트를 얻을 수 있다. 여기서  $I \in D$ 이다.  $|f(Q') - f(Q)|$ 에 의해 영상의 유사 순서를 알 수 있다. 여기서  $Q' \in D$ 이고,  $f(\cdot)$ 은 영상의 특징 벡터를 계산하는 함수이고,  $| \cdot |$ 은 특징 벡터의 차이 값을 말한다.  $L_1$ 과  $L_2$ 의 차이 값은 일 반적으로 두 개의 특징 벡터를 비교할 때 사용된다. 여기서  $L_i$ 은 단순하고 강건하기 때문에 제안된 코렐로그램을 비교하는데 사용된다. 두 개의 코렐로그램은 식 (4)에 의해 비교된다.

$$|I - I'| = \sum |r_{c_i c_j}^{(k)}(I) - r_{c_i c_j}^{(k)}(I')| \quad (4)$$

여기서  $c_i$ 는 표 1의 수직 값의 6개 중 하나의 값을 표현하고,  $c_j$ 는 표 1의 수평 값의 6개 중 하나의 값을 표현한다.

이 크기순대로 정렬된 두 개의 값들은 성능 측정을 하는데 사용된다[8].

$\{Q_1, Q_2, \dots, Q_q\}$ 를 질의 영상의 세트로 놓는다. 질의 영상이  $Q_i$ 이면,  $Q'_i$ 는  $Q_i$ 와 일치하는 단 하나의 영상이다. 두 개의 성능 측정 방법은 다음과 같다.

1. r-measure는 각각의 질의 영상과 똑같은 영상을 검색한 후 그 검색된 영상들의 순위를 모두 더한 값 즉,  $\sum_{i=1}^q rank(Q'_i)$ 이다. average r-measure는 r-measure의 값을 검색된 영상의 개수로 나눈 값이다.

2. p1-measure는 데이터베이스 내에서 질의와 관련된 영상 중 검색된 영상의 비율인 recall이 1 일 때를 기준으로 하여 검색 순위를 모두 더한 값 즉,  $\sum_{i=1}^q 1/rank(Q'_i)$ 이다. average p1-measure는 p1-measure의 값을 검색된 영상의 개수로 나눈 값이다.

제안된 알고리즘의 검색 성능 결과는 표 3과 같다. 좋은 검색 방법은 검색 순위의 합인 r-measure는 작고 p1-measure는 큰 값을 가지고 있어야 한다. 제안된 알고리즘은 기존의 칼라 코렐로그램을 사용한 알고리즘과 비교하여 평균 검색 순위가 5.63 낮아진 것으로 보아 제안된 알고리즘이 기존 알고리즘 보다 더 좋은 검색 성능을 나타내는 것을 알 수가 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 RGB와 HSV의 두 가지 칼라 형태를 조합하여 사용한 칼라 코렐로그램 영상 검색 방법을 제안하였다. 지금까지 사용된 칼라 코렐로그램들은 오직 하나의 칼라 형태만을 사용하였고 그 것은 제안한 방법보다 검색 성능이 더 떨어졌다. 제안된 알고리즘은 RGB와 HSV의 두 가지 칼라 형태를 선택하여 양자화 한 후 RGB와 HSV를 각각 크기순으로 나타낸다. 그런 후 크기순으로 나타낸 RGB와 HSV 각각의 6가지 형태를 이용하여 특징자 테이블을 만들고 그 특징자 테이블에 코렐로그램을 적용하였다. 실험을 통하여 기존 검색 방법보다 제안한 검색 방법의 평균 검색 순위가 5.63 낮아진 것으로 보아 더 나은 검색 성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다.

이와 같이 제안된 시스템은 대규모 영상 데이터베이스에서 사용이 가능하고 콘텐츠 기반 영상 검색 시스템에서 널리 이용될 것으로 기대되고, 앞으로 다른 특징 정보를 이용한 영상 검색 시스템에 관한 연구도 이루어져야 할 것이다.

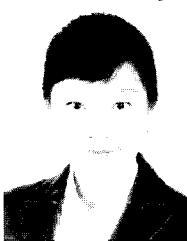
## 참 고 문 헌

- [1] M. Flicker, et al. "Query by image and video content: The QBIC system," IEEE Computer magazine, 28(9): 23-32, 1995.
- [2] Arnold W.M. Smeulders, Marcel Worring, Simone Santini, Amarnath Gupta, and Ramesh Jain, "Content-based image retrieval at the end of the early years," IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, No. 12, pp. 1349-1380, December 2000.
- [3] Yong Rui and Thomas S. Huang, "Image retrieval: Current technologies, promising directions, and open issues," Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 10, pp. 39-62, 1999.
- [4] Theo Gevers and Arnold W.M. Smeulders, "PicToSeek: Combining color and shape invariant features for image retrieval," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 9, No. 1, pp. 102-119, January 2001.
- [5] Jing Huang, S Ravi Kumar, Mandar Mitra, Wei-Jing Zhu and Ramin Zabi, "Image indexing using color correlograms," Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. Proceedings, 1997 IEEE Computer Society Conference on June 1997.
- [6] M. Swain and D. Ballard, "Color indexing," International Journal of Computer Vision, 7(1) pp. 11-32, 1991.
- [7] M. Carlotto, "Histogram analysis using a Scale-space approach," IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 9, no. 1, pp. 121-129, 1987.

- [8] J. Hafner, H. Sawhney, W. Equitz, M. Flickner and W. Niblack, "Efficient color histogram indexing for quadratic form distance functions," IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 17, no. 7, pp. 729-736, July 1995.

안 영 은(Young-Eun An)

준회원

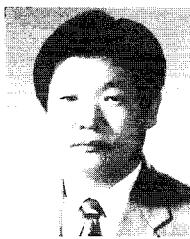


어영상처리

2004년 2월 : 조선대학교 수학·전  
신통계학부(전산통계전공) 졸업  
2006년 2월 : 조선대학교 정보통  
신공학과 석사  
2007년 3월~현재 : 조선대학교 정  
보통신공학과 박사과정  
<관심분야> 정보통신, 멀티미디

박 종 안(Jong-An Park)

종신회원



1975년 2월 : 조선대학교 전자공  
학과 공학사  
1978년 2월 : 조선대학교 전기공  
학과 공학석사  
1986년 2월 : 조선대학교 전기공  
학과 공학박사  
1983년~1984년 : 미국 Massachus  
sette 주립대학 전기&전자공학과 객원교수  
1990년~1991년 : 영국 Surrey 주립대학 전기 & 전자공  
학과 객원교수  
1975년~현재 : 조선대학교 정보통신공학과 교수  
<관심분야> 디지털신호처리, 멀티미디어 영상처리