

# 칼라 및 다해상도 질감 특징 결합에 의한 영상검색

정희원 천영덕\*, 성중기\*\*, 종신회원 김남철\*

## Image Retrieval Using Combination of Color and Multiresolution Texture Features

Young-deok Chun\*, Joong-ki Sung\*\* *Regular Members*, Nam-chul Kim\* *Lifelong Members*

### 요약

본 논문에서는 칼라 특징과 다해상도 질감 특징의 효율적인 결합에 근거한 내용기반 영상검색 기법을 제안한다. 칼라 특징으로는 칼라의 공간적인 상관관계를 잘 나타내는 HSV 칼라 오토코렐로그램(color autocorrelogram)을 선택하였고, 질감 특징으로는 국부 밝기 변화와 국부 질감의 부드러움 정도를 잘 측정하는 BDIP와 BVLC를 선택하였다. 이 질감 특징들은 칼라 영상의 휘도(luminance) 성분에서 웨이블릿(wavelet) 분해되어 다해상도로 추출되었다. 그리고 이들 칼라와 질감 특징들은 효율적인 유사도 측정을 위해 각각 이들의 차원들과 표준편차 벡터들에 의해 정규화된 후 결합되었다. 실험을 위한 영상으로는 Corel DB와 VisTex DB, 그리고 이들로부터 파생되어 다양한 해상도의 영상으로 구성된 Corel\_MR DB와 VisTex\_MR DB를 사용하였다. 실험 결과, 제안한 방법은 Precision vs. Recall 평가에서 기존의 BDIPBVLC 방법과 칼라 오토코렐로그램 방법보다 각각 평균 8%와 평균 11% 향상된 성능을 나타내었으며 웨이블릿 모멘트, CSD, 히스토그램을 이용한 방법들보다 10% 이상의 높은 성능을 나타내었다. 특히, 제안한 방법이 다른 방법들 보다 다해상도로 구성된 영상 DB에서 높은 검색 성능 차이를 나타내었다.

**Key Words** : CBIR, color autocorrelogram, BDIP, BVLC, multiresolution.

### ABSTRACT

We propose a content-based image retrieval(CBIR) method based on an efficient combination of a color feature and multiresolution texture features. As a color feature, a HSV autocorrelogram is chosen which is known to measure spatial correlation of colors well. As texture features, BDIP and BVLC moments are chosen which is known to measure local intensity variations well and measure local texture smoothness well, respectively. The texture features are obtained in a wavelet pyramid of the luminance component of a color image. The extracted features are combined for efficient similarity computation by the normalization depending on their dimensions and standard deviation vectors. Experimental results show that the proposed method yielded average 8% and 11% better performance in precision vs. recall than the method using BDIPBVLC moments and the method using color autocorrelogram, respectively and yielded at least 10% better performance than the methods using wavelet moments, CSD, color histogram. Specially, the proposed method shows an excellent performance over the other methods in image DBs contained images of various resolutions.

\* 경북대학교 전자공학과 영상통신 연구실(ydchun@vcl.knu.ac.kr, nckim@ee.knu.ac.kr), \*\* LG.PHILIPS LCD

논문번호 : KICS2004-10-254, 접수일자 : 2004년 10월 29일

※본 논문은 정보통신부 정보통신연구진흥원의 정보통신기초기술연구지원사업(04-기초-007)의 지원을 받아 수행되었습니다.

## I. 서론

영상검색 방법 중의 하나인 내용기반 영상검색 기법(content-based image retrieval)은 질의 영상으로부터 칼라(color), 질감(texture), 모양(shape) 등과 같은 영상의 내용과 관련된 시각적 특징을 추출한 다음, 영상 데이터베이스(DB)로부터 미리 저장된 각각의 대상 영상 특징과 질의 영상의 특징과의 유사도를 측정하여, 질의 영상과 유사한 영상을 검색하는 기법으로 최근 다양한 방법들이 활발하게 연구되고 있다<sup>[1][9]</sup>.

하나의 영상을 대표할 수 있는 특징의 추출은 내용기반 영상검색에서 가장 중요한 것 중의 하나이다. 모양은 영상 내의 객체의 윤곽선을 나타내는 특징으로 인간이 시각적으로 이미지를 분류하거나 인식하는 데 있어서 가장 중요한 정보이다. 그러나 객체의 윤곽선을 정확하게 추출하기 어렵기 때문에 영상검색을 위한 모양 특징은 일반적으로 상표 영상과 같이 객체와 배경의 구분이 명확한 영상에 국한되어 사용된다<sup>[10]</sup>. 칼라는 내용기반 영상검색에서 가장 널리 사용되는 특징으로 영상의 크기와 방향에 독립적이며 특징 추출 방법이 간단하지만 조명이나 밝기 변화에 민감한 단점을 가진다<sup>[11]</sup>. 일반적으로 사용하는 칼라 특징으로는 칼라 히스토그램(color histogram)<sup>[4]</sup>, 칼라 코렐로그램(color correlogram)<sup>[5]</sup>, 그리고 MPEG-7 서술자인 CSD(color structure descriptor) 및 SCD(scalable color descriptor)<sup>[6]</sup> 등이 있다. 특히, 칼라 코렐로그램은 거리에 따른 칼라 쌍의 공간적인 상관관계를 나타낸 것으로, 히스토그램이 표현하지 못하는 영상의 공간 정보를 포함하기 때문에 일반적으로 히스토그램에 비해 검색성능이 우수하다고 알려져 있다<sup>[5]</sup>. 칼라 코렐로그램에서의 칼라 쌍 중 같은 칼라 쌍의 공간적인 상관관계를 나타내는 칼라 특징을 칼라 오토 코렐로그램(autocorrelogram)이라 한다. 이는 칼라 코렐로그램에 비해 특징 벡터의 수가 적게 표현되고 계산량이 적기 때문에 일반적으로 칼라 코렐로그램보다 더 많이 사용된다<sup>[10]</sup>.

질감은 구름, 나무, 벽돌, 식물 등과 같은 실세계 객체들의 표면특성과 관련된 중요한 특징으로 표면의 구조적인 배열과 주위 화소와의 관계에 대한 정보를 나타낸다<sup>[7]</sup>. 내용기반 영상 검색에 사용되는 질감 특징으로는 GLCM(gray-level co-occurrence matrix)을 이용한 통계적 질감특징<sup>[7]</sup>, MPEG-7 서술자인 EHD(edge histogram descriptor)<sup>[6]</sup>, 웨이블릿

모멘트[12] 등이 있다. 최근에는 영상내의 국부 밝기 변화를 잘 표현하는 BDIP(block difference inverse probabilities) 서술자와 영상이 가지는 질감의 부드럽고 거친 정도를 잘 표현하는 BVLC(block variance of local correlation coefficient) 서술자를 이용한 검색 기법<sup>[13]</sup>이 제안된 바 있으며 낮은 특징의 차원에서도 비교적 성능이 우수한 검색 결과를 나타내는 효율적인 특징으로 알려져 있다. 이 방법은 각 서술자를 구하는 데 있어 영상의 국부적 특성을 측정하기 위해 영상을 고정된 크기의 블록으로 나눈 다음 이 블록들로부터 추출된다.

하나의 영상 획득 장치를 이용하여 어떤 피사체를 촬영할 때, 원거리에서 촬영된 피사체는 작은 수의 화소로 표현되지만 근거리에서 촬영된 피사체는 보다 많은 수의 화소로 표현된다. 그 결과로서, 같은 종류의 영상들이라도 서로 다른 해상도를 갖는 영상들이 한 영상 DB로 수집되어 저장될 수 있다. 따라서 고정된 블록의 크기에서 추출되는 BDIP와 BVLC 서술자는 다양한 해상도의 대상 영상들이 포함된 DB에 대해서는 저조한 성능을 나타낼 수 있다. 따라서 다양한 해상도를 갖는 영상 DB에 대해 강인한 특성을 나타낼 수 있도록 특징들을 다해상도로 표현하는 연구가 요구된다.

초기에 연구된 내용기반 영상검색에서는 주로 영상의 칼라와 질감 등의 시각적 특징 중에서 하나의 특징만을 사용하여 검색을 수행하였다. 그러나 일반적으로 하나의 영상은 여러 가지 시각적 특징을 포함하고 있으므로 하나의 특징만으로 영상을 표현하는 데에는 다소 한계가 있다. 이에 따라 최근에 여러 가지 특징을 결합하여 영상을 검색하는 다중 특징을 이용한 검색 기법에 관한 연구가 활발히 수행되고 있다<sup>[14][16]</sup>. 그러나 아무 특징들이나 결합한다고 해서 항상 특징의 차원을 증가시키지 않고도 검색 성능이 향상되는 것을 기대하기는 어렵다. 따라서 향상된 내용기반 영상검색을 위해서는 상호 보완되는 특징들의 선택과 선택된 특징들의 효율적인 결합방법에 대한 연구가 필요하다.

본 논문에서는 칼라 특징으로는 HSV 칼라 오토 코렐로그램을 선택하고 질감 특징으로는 웨이블릿 영역에서 다해상도로 표현된 BDIP와 BVLC 모멘트 특징을 선택하여 이들을 효율적으로 결합한 내용기반 영상검색 기법을 제안한다. 칼라 특징의 추출을 위해 질의 영상의 각 화소값을 HSV값으로 변환 시킨 후 각 칼라 성분을 균등 양자화하여 나타내고 이로부터 칼라 오토코렐로그램을 칼라 특징으

로 추출한다. 질감 특징의 추출을 위해 질의 영상의 휘도(luminance; Y) 성분을 웨이블릿 변환하여 다해 상도로 분해한다. 분해된 각 부대역(subband)별 영상을 2×2 크기의 블록으로 겹치지 않게 나눈 다음 각각의 블록에 대해 BDIP와 BVLC를 계산한다. 모든 블록은 각 분해 레벨에 따라 몇몇의 부류들로 분류되고, 각각의 부류로부터 BDIP 및 BVLC모멘트를 추출한다. 이와 같이 추출된 각 특징들은 이들 특징의 차원들과 표준 편차 벡터들에 의해 정규화되어 효율적으로 결합된다. 최종적으로 질의 영상의 특징벡터와 각 대상 영상의 특징벡터와의 거리를 구한 다음 가장 유사한 대상 영상들을 검색한다.

## II. 영상검색을 위한 칼라와 질감 특징

본 장에서는 제안된 영상검색 기법에 사용되는 칼라 오토코렐로그램과 BDIP 및 BVLC에 대해 설명하고자 한다.

### 2.1 칼라 오토코렐로그램(Color autocorrelation)

칼라 오토코렐로그램 칼라의 공간적 상관관계를 잘 나타내는 특징으로, 주어진 화소의 칼라와 임의의 거리에 존재하는 그 주위 화소의 칼라가 같은 확률로 정의되며 다음과 같이 표현된다

$$\alpha_{c_i}(k) = \Pr[ p_2 \in I_{c_i} \mid |p_1 - p_2| = k \text{ for } p_1 \in I_{c_i} \text{ and } p_2 \in I ], \quad i \in \{0, 1, \dots, L-1\} \quad (1)$$

여기서,  $\Pr[\cdot]$ 은 내부조건을 만족하는 확률이다.  $I$ 는 영상내의 모든 화소들의 집합을 나타내고  $I_{c_i}$ 는  $L$ 레벨로 양자화된 칼라가  $c_i$ 인 화소들의 집합을 나타낸다. 화소  $p$ 와  $p'$ 의 좌표가 각각  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$ 인 두 화소 사이의 거리는 다음과 같이 정의된다.

$$|p_1 - p_2| = \max\{ |x_1 - x_2|, |y_1 - y_2| \}. \quad (2)$$

그 결과로 (1)식은 영상  $I$ 에서 칼라가  $c_i$ 인 임의의 화소가 주어질때  $\alpha_{c_i}(k)$ 는 주어진 화소로부터 거리  $k$ 만큼 떨어진 화소의 칼라가  $c_i$ 일 확률을 나타낸다. 칼라 오토코렐로그램은 같은 칼라를 가진 영역이 영상 전체에 퍼져 있을 때보다, 모여 있을 때 더 크게 나타나며, 카메라의 위치, 줌 변화에 의한 모양

변화에 강인한 특징을 보인다<sup>[17]</sup>. 칼라 오토코렐로그램을 추출하는 데 있어서, RGB 칼라 공간보다 인간의 시각적 인지 특성에 더 가까운 색상(Hue), 채도(Saturation), 명도(Value)에 기초를 둔 HSV 칼라 공간상에서 추출한 칼라 오토코렐로그램으로 영상을 검색하는 것이 다소 우수한 성능을 나타낸다고 알려져 있다<sup>[18]</sup>.

### 2.2 BDIP

BDIP<sup>[13]</sup>는 영상내의 에지와 밸리를 잘 측정하는 질감 특징으로, 블록내의 화소 수에 블록의 가장 큰 화소값과 블록의 화소들의 합과의 비를 빼 값으로 정의되며 다음과 같이 표현된다.

$$BDIP = M^2 - \frac{\sum_{(i,j) \in B} I(i,j)}{\max_{(i,j) \in B} I(i,j)} \quad (3)$$

여기서  $I(i,j)$ 는  $(i,j)$ 위치의 화소 밝기를 나타내고,  $B$ 는  $M \times M$  크기를 가지는 블록을 나타낸다. (3)식을 변형하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$BDIP = \frac{\sum_{(i,j) \in B} \left( \max_{(i,j) \in B} I(i,j) - I(i,j) \right)}{\max_{(i,j) \in B} I(i,j)} \quad (4)$$

(4)식으로부터 BDIP는 블록내의 밝기 변화량을 블록내의 최대값으로 정규화한 것으로 정의된다. 블록내의 밝기 변화량을 블록의 가장 큰 화소값으로 나누어 줌으로써 같은 밝기 변화라도 어두운 영역에서의 밝기 변화에 대해 더 큰 값을 가지게 하므로 어두운 영역의 밝기 변화를 강조하는 특성을 가진다. 이는 BDIP가 밝은 영역에서의 밝기 변화보다 어두운 영역에서 동일한 밝기 변화를 더 잘 인지하는 인간의 비선형적인 시각적 특성<sup>[19]</sup>을 잘 반영하고 있음을 나타낸다.

### 2.3 BVLC

BVLC<sup>[13]</sup>는 이웃화소들과의 국부상관계수들 변화량을 블록단위로 구하여 영상내의 부드러움과 거친 정도를 측정하는 질감 특징이다. 국부상관계수(local correlation coefficients)는 국부 분산(local variance)으로 정규화된 국부 공분산(local covariance)을 의미하며 다음과 같이 표현된다.

$$\rho(k,l) = \frac{\frac{1}{M^2} \sum_{(i,j) \in B} I(i,j)I(i+k, j+l) - \mu_{0,0}\mu_{k,l}}{\sigma_{0,0}\sigma_{k,l}} \quad (5)$$

여기서  $I(i, j)$ 는  $(i, j)$  위치의 화소 밝기를 나타내고,  $B$ 는  $M \times M$  크기를 가지는 블록을 나타낸다. 여기서,  $\mu_{0,0}$ 와  $\sigma_{0,0}$ 는 각각 블록의 밝기 평균과 표준편차를 나타낸다.  $(k, l)$ 은 블록내의 화소  $(i, j)$ 에서 네 방향( $-90^\circ, 0^\circ, -45^\circ, 45^\circ$ )과 관련된 수평 방향으로  $k$ , 수직 방향으로  $l$ 만큼의 이동을 나타내고,  $\mu_{k,l}$ ,  $\sigma_{k,l}$ 은 각각  $(k, l)$ 만큼 이동한 위치에서 블록의 밝기 평균과 표준편차를 나타낸다. 따라서 BVLC는 화소 위치가  $(i, j)$ 일 때 네 방향의 국부상관계수 중 최대값에서 최소값을 뺀 값으로 정의되며, 다음과 같다.

$$\text{BVLC} = \max_{(k,l) \in O_4} [\rho(k,l)] - \min_{(k,l) \in O_4} [\rho(k,l)]$$

$$O_4 = \{(0,1), (1,0), (1,1), (1,-1)\} \quad (6)$$

이 식으로부터 BVLC는 블록 내에 거침이 강하면 큰 값을 가지고 부드러움이 강하면 작은 값을 가진다는 것을 볼 수 있다.

### III. 제안한 영상검색 기법

그림 1은 칼라 특징과 다해상도 질감 특징의 효율적인 결합에 근거한 제안한 영상 검색 기법의 블록도를 나타낸다. 칼라 질의 영상이 검색 시스템으로 입력되면, 질의 영상으로부터 칼라와 질감 특징 벡터들을 추출한다. 시스템은 추출된 특징벡터들을 결합한 다음, 영상 DB에서 미리 추출된 각각의 대상 영상의 특징벡터들과 질의 영상의 특징벡터들과의 유사도를 각각 계산하고 질의 영상과 유사도가 높은 일정 개수의 대상 영상들을 출력한다.

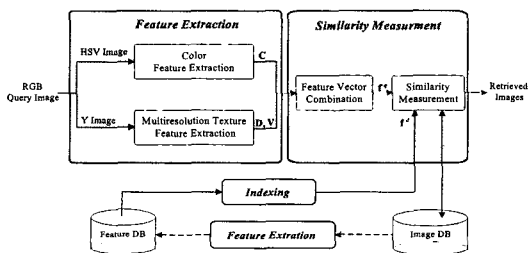


그림 1. 제안한 영상검색 기법의 블록도  
Fig. 1. Block diagram of the proposed image retrieval method.

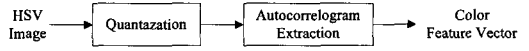


그림 2. 칼라 특징 추출 과정  
Fig. 2. Procedure of the color feature extraction.

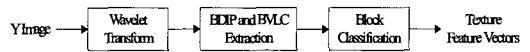


그림 3. 다해상도 질감 특징 추출의 과정.  
Fig. 3. Procedure of the texture feature extraction.

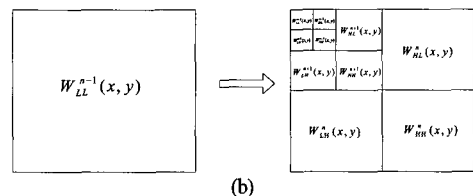
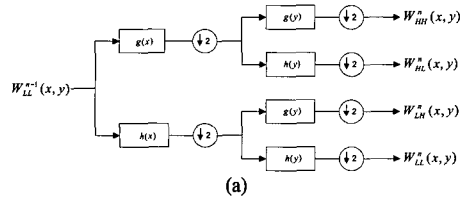


그림 4. 웨이블릿 분해: (a) 4대역 웨이블릿 분해과정, (b) 3레벨 웨이블릿 분해된 형상  
Fig. 4. Wavelet decomposition: (a) Block diagram for 4-band wavelet decomposition, (b) Configuration of 3-level wavelet decomposed images.

#### 3.1 칼라 특징 추출

칼라 특징으로 HSV 칼라 공간상에서 오토코렐로그램을 추출하는 방법<sup>[18]</sup>을 선택하였고 그 추출과정은 그림 2와 같다. 먼저 각 화소의 HSV 칼라는  $L$  칼라 빈(bin)들로 균등(uniform) 양자화되고, HSV 양자화된 영상으로부터 오토코렐로그램이 추출된다. 이때 (1)식의 거리  $k$ 를 1로 선택한다면 HSV 칼라 오토코렐로그램 특징벡터는 다음과 같이 표현된다.

$$C = [\alpha_0(l), \alpha_1(l), \dots, \alpha_{L-1}(l)] \quad (7)$$

#### 3.2 질감 특징 추출

그림 3은 질감 특징의 추출 과정을 나타낸다. 먼저, 질의 영상의 휘도 성분으로부터 웨이블릿 분해된 부대역 영상들을 얻은 다음, 각각의 부대역 영상을  $2 \times 2$  크기의 블록으로 겹치지 않게 나눈다. 각각의 블록에 대해 BDIP와 BVLC를 계산한 다음, 모든 블록들을 각 부밴드의 BDIP 특성에 따라 몇몇의 부류로 나눈다. 마지막으로 각 부류에 대해 BDIP와 BVLC의 1차 및 2차 모멘트들을 질감 특징벡터로 추출한다.

그림 4는 웨이블릿 분해의 예를 보여준다. 그림

4(a)에서 (n-1)-레벨 영상  $W_{LL}^{n-1}(x, y)$ 에 수평 방향으로 고역통과필터  $g(x)$  및 저역통과필터  $h(x)$ 를 통과시키고, 변환된 계수를 간축(decimation)한다. 다음으로 수평방향으로 처리된 계수들에 수직방향으로 고역통과필터  $g(y)$  및 저역통과필터  $h(y)$ 를 통과시키고, 변환된 계수를 간축하면, 한 단계 더 근사화 된 저역밴드 영상  $W_{LL}^n(x, y)$ 와 3개의 고역밴드 영상, 즉 수직, 수평 및 대각선 방향의 영상  $W_{HL}^n(x, y)$ ,  $W_{LH}^n(x, y)$ ,  $W_{HH}^n(x, y)$ 를 얻게 된다. 여기서  $W_{LL}^0(x, y)$ 은 원영상을 나타낸다. 그림 4(b)는 3-레벨 웨이브렛 분해된 형상을 보여준다.

각 부밴드에 대해 BDIP 계산시 음수가 존재하지 않는 공간영역에서만 추출이 가능하도록 정의되어 있는 (4)식의 기존의 BDIP 서술자는 적합하지 않다. (4)식의 분모는 웨이브렛 영역에서는 음수값을 가질 수 있으므로 이러한 방식의 밝기 변화에 대한 측정은 무의미해질 수 있다. 따라서 본 논문에서는 BDIP의 정의를 다음과 같이 수정하였다.

$$BDIP = \frac{\sum_{(x,y) \in B} \left( \max_{(x,y) \in B} W_m(x, y) - W_m(x, y) \right)}{\max_{(x,y) \in B} [W_{LL}(x, y)]}, \quad (8)$$

$$m \in \{LL, HL, LH, HH\}$$

여기서,  $W_m(x, y)$ , 는 웨이브렛 변환된 영상의 m 방향의 부밴드에서의 (x,y) 위치의 화소 밝기를 나타낸다. (8)식의 분모 식이 1보다 작을 경우, 이로 인하여 불안정하게 분자가 크게 증폭되는 것을 피하기 위해 강제로 분모를 1의 값을 갖도록 하였다. BDIP와 BVLC를 계산한 다음, 높은 레벨의 부대역들에서의 모든 블록들은 BDIP 평균값을 임계치(threshold)로 하여 두 부류로 나뉜다.

질감 특징 추출에서 얻어진 다해상도 질감 특징 벡터는 다음과 같다.

$$\mathbf{T} = [\boldsymbol{\mu}_D, \boldsymbol{\sigma}_D, \boldsymbol{\mu}_V, \boldsymbol{\sigma}_V] \quad (9)$$

여기서  $\boldsymbol{\mu}_D$ 와  $\boldsymbol{\sigma}_D$ 는 각각 다해상도로 구성된 BDIP의 평균벡터와 표준편차벡터를 나타내고  $\boldsymbol{\mu}_V$ 와  $\boldsymbol{\sigma}_V$ 는 각각 다해상도로 구성된 BVLC의 평균벡터와 표준편차벡터를 나타낸다. (9)식에서 각 성분벡터는 분해 레벨의 수, 부밴드방향의 수, 그리고 부밴드당 부류의 수의 곱으로 주어지는 차원을 가진다.

### 3.3 유사도 측정

추출된 칼라와 질감특징벡터들은 다음과 같이 결합된다.

$$\mathbf{f} = \left[ \frac{\mathbf{C}}{N_C \cdot \boldsymbol{\sigma}_C}, \frac{\mathbf{T}}{N_T \cdot \boldsymbol{\sigma}_T} \right] \quad (10)$$

여기서  $\mathbf{C}$ 와  $\mathbf{T}$ 는 각각 (7)식에서의 칼라 특징벡터와 (9)식에서의 질감 특징벡터 나타내고,  $N_C$ 와  $N_T$ 는 각각 칼라와 질감 특징벡터들의 차원을, 그리고  $\boldsymbol{\sigma}$ 는 전체 DB에서 얻은 각 특징벡터들에 대한 표준편차를 나타낸다. 여기서 벡터 연산은 벡터 성분 간의 연산을 의미한다. 질의 영상의 특징벡터와 대상 영상의 특징벡터의 유사도 측정을 위한 거리는 다음과 같이 정의된다.

$$D(\mathbf{f}^q, \mathbf{f}^d) = \sum_{i=1}^n |f_i^q - f_i^d| \quad (11)$$

여기서 q와 d는 각각 질의 영상과 대상 영상을 나타내고,  $f_i^q$ 와  $f_i^d$ 는 각각 질의 특징벡터  $\mathbf{f}^q$ 와 대상 특징벡터  $\mathbf{f}^d$ 의 i번째 성분들을 나타내고, 그리고 n은 특징벡터의 차원을 나타낸다. (11)식을 근거로 하여 질의 영상과 유사도가 높은 일정 개수의 대상 영상들이 검색된다.

## IV. 실험 결과 및 검토

제안한 검색 방법의 성능을 평가하기 위해서 Corel DB<sup>[8]</sup>, VisTex DB<sup>[13]</sup>와 이들로부터 파생된 Corel\_MR DB, VisTex\_MR DB를 사용하였다. Corel\_MR DB는 Corel DB의 각 부류당 90개의 영상들 중에서 30개는 원영상을 그대로 구성하였고, 나머지 60개의 원영상은 각각 (1.5:1)<sup>2</sup>과 (2:1)<sup>2</sup> 비율로 축소되어 구성되었다. VisTex\_MR DB는 VisTex DB의 각 부류당 16개의 영상들 중에서 4개는 원영상을 그대로 구성하였고, 나머지 12개의 원영상은 각각 (1.5:1)<sup>2</sup>, (1.75:1)<sup>2</sup>, 그리고 (2:1)<sup>2</sup> 비율로 축소되어 구성되었다. 그 결과로 이 두 DB는 Corel DB와 VisTex DB와 같은 부류 개수와 영상 개수를 가지면서 다양한 해상도의 영상을 포함한다. 그림 5는 Corel DB, VisTex DB, Corel\_MR DB, 그리고 VisTex\_MR DB에 포함된 영상들 예를 들어 보인 것이다.

검색 성능을 평가하는 방법으로는 정확도(preci-

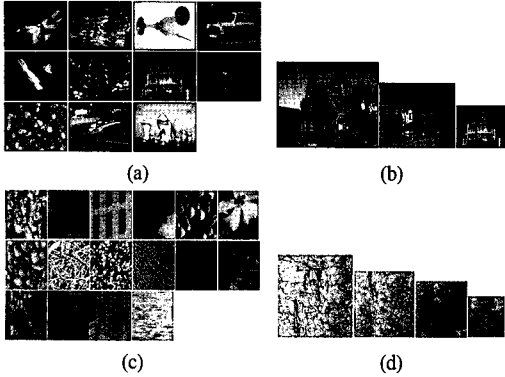


그림 5. 실험 DB 영상들의 예: (a) Corel DB, (b) Corel\_MR DB, (c) VisTex DB, (d) VisTex\_MR DB  
 Fig. 5. Example of test DB images: (a) Corel DB, (b) Corel\_MR DB, (c) VisTex DB, (d) VisTex\_MR DB.

recision) 및 정확도 대 재현율(precision vs. recall)<sup>[20]</sup>, 그리고 ANMRR(average normalized modified retrieval rank)<sup>[21]</sup>을 사용하였다. DB영상들의 집합에서 질의영상을  $q$ , 질의영상과 유사한 영상들의 집합을  $s(q)$ , 그리고 검색결과로 출력되는 영상들의 집합을  $A(q)$ 라 했을 때, 정확율  $P(q)$ 와 재현율  $R(q)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$P(q) = \frac{|A(q) \cap S(q)|}{|A(q)|}, R(q) = \frac{|A(q) \cap S(q)|}{|S(q)|} \quad (12)$$

여기서  $|\cdot|$ 는 집합의 크기를 나타낸다. 정확도는 검색된 영상의 수에 대한 검색된 영상 중에 질의영상과 유사한 영상의 수의 비를 나타내고, 재현율은 DB내에서 질의 영상과 유사한 영상의 수에 대한 검색된 영상들 중에서 질의 영상과 유사한 영상의 수의 비를 나타낸다. 질의 영상으로는 각각의 DB 내의 각각의 영상을 모두 사용하였고, 이들을 이용한 검색 성능은 각 DB내의 사용된 각 질의 영상에 대해 평가된 성능들의 평균으로 정해진다. ANMRR은 MPEG-7에서 표준으로 정해진 검색 성능 평가 방법으로 적은 값을 가질수록 우수한 성능을 나타낸다.

그림 6은 제안한 방법에서 특징들의 결합의 효과를 살펴보기 위해서 다해상도 BDIPBVLC(BDIPBVLC\_MR) 특징을 이용한 방법과 칼라 오토코렐로그램 특징을 이용한 방법, 그리고 이들의 결합을 이용한 제안한 방법을 차원에 따른 검색 성능을 precision으로 나타내었다. 표 1은 그림 6에서 사용한 특징벡터의 차원 구성을 보여준다. 그림 6에서 제안한 방

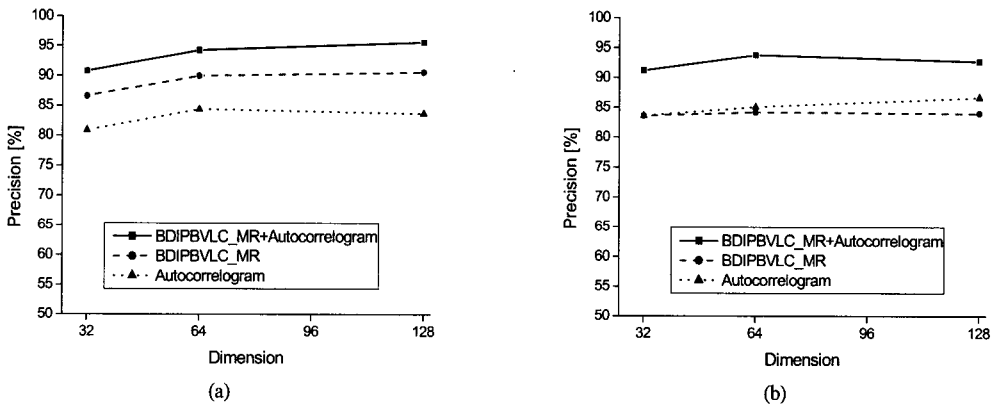


그림 6. 다해상도 BDIPBVLC를 이용한 방법과 칼라 오토코렐로그램을 이용한 방법, 그리고 이들의 결합을 이용한 방법의 특징 벡터의 차원에 따른 precision 성능. (a) Corel DB. (b) VisTex DB

Fig. 6. Precision performance of the method using the BDIPBVLC\_MR, the method using color autocorrelation, and the method using combination of these features according to feature dimension. (a) Corel DB. (b) VisTex DB.

표 1. 각 방법들의 차원의 구성.

Table 1. Dimension composition of retrieval methods.

Dimension	BDIPBVLC_MR		Autocorrelation	Proposed method		
	decomposition level	# of class /subband		BDIPBVLC_MR		Autocorrelation
			quantization level (H:S:V)	decomposition level	# of class /subband	
32	2	1	4:2:4	1	1	2:2:4
64	2	2	4:2:8	2	1	4:2:4
128	2	4	4:4:8	2	2	4:2:8

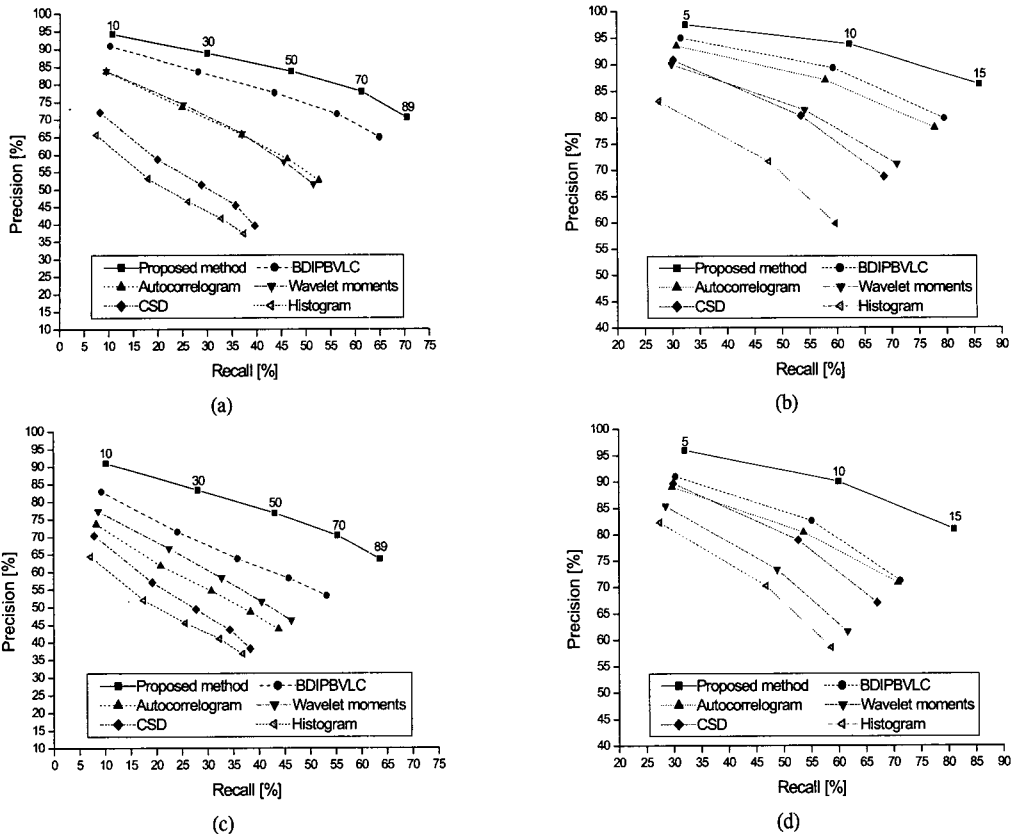


그림 7. 검색 방법들의 precision vs. recision 성능. (a) Corel DB. (b) VisTex DB. (c) Corel\_MR DB. (d) VisTex\_MR DB  
 Fig. 7. Precision versus recall performance of the retrieval methods. (a) Corel DB. (b) VisTex DB. (c) Corel\_MR DB. (d) VisTex\_MR DB.

법은 BDIPBVL\_MR를 단독으로 사용한 방법보다 Corel DB에서는 평균 5%, VisTex DB에서는 평균 9% 상승하였고, 칼라 오토코렐로그램을 단독으로 사용한 방법보다는 Corel DB에서는 평균 11%, VisTex DB에서는 평균 7% 상승하였다. 따라서 제안한 방법은 동일한 특징벡터의 차원에서 각각의 특징들을 단독으로 사용한 방법보다 높은 성능을 나타내어 결합의 효과가 다소 큼을 볼 수 있다.

그림 7은 제안한 방법과 히스토그램, CSD, 웨이브렛 모멘트, 칼라 오토코렐로그램, BDIPBVL을 이용한 방법들과의 검색 성능을 비교하기 위해 (a) Corel DB, (b) VisTex DB, (c) Corel\_MR DB, 그리고 (d) VisTex\_MR DB에서 precision vs. recall 평가 방법으로 나타내었다. 각 방법들의 차원은 표 2와 같으며 그림 7에서 제안한 방법의 그래프 위의 숫자는 검색된 영상의 개수를 나타낸다. Corel DB와 VisTex DB에서 제안한 방법은 기존의 RGB 칼라 공간에서 추출한 BDIPBVL 방법보다 각각 평균 6%와 평균 5% 향상된 성능을 나타내었으며 칼

라 오토코렐로그램 방법보다는 각각 평균 15%와 평균 6% 향상된 성능을 나타내었다. 또한 웨이브렛 모멘트, CSD, 히스토그램을 이용한 방법들보다 각각 15%와 8% 이상의 높은 성능을 나타내었다. 또한 제안한 방법은 다해상도로 구성된 Corel\_MR DB와 VisTex\_MR DB에서도 BDIPBVL 방법보다 각각 평균 11%와 평균 8% 향상되었으며 칼라 오토코렐로그램 방법보다는 각각 평균 20%와 평균 10% 향상된 성능을 나타내었다. 이러한 결과는 제안한 방법이 다른 방법들 보다 단일 해상도로 이루어진 Corel DB와 VisTex DB에서 보다 높은 검색 성능 차이를 나타냄을 보여준다. 따라서 다해상도로 이루어진 영상 DB에서는 다해상도 검색 기법의 효과가 큼을 볼 수 있다.

표 3은 각 방법들의 검색성능을 ANMRR방법으로 나타낸 것이다. 제안한 방법은 ANMRR 성능에서도 다른 방법들에 비해 Corel DB와 VisTex DB에서 각각 최소 0.0482, 0.0498 향상된 성능을 나타내었으며 Corel\_MR DB와 VisTex\_MR DB에서는

표 2. 검색 방법들의 차원.

Table 2. Dimension of retrieval methods.

Histogram	CSD	Wavelet moments	Autocorrelgorm	BDIPBVLC	Proposed
96	256	96	128	96	64

표 3. 검색 방법들의 ANMRR 성능.

Table 3. ANMRR performance of retrieval methods.

method DB	Histogram	CSD	Wavelet moments	Autocorrelogram	BDIPBVLC	Proposed
Corel	0.5396	0.5258	0.3669	0.3674	0.2289	0.1807
VisTex	0.3091	0.2343	0.1995	0.1389	0.1270	0.0772
Corel_MR	0.5451	0.5382	0.4211	0.4589	0.3405	0.2403
VisTex_MR	0.3192	0.2471	0.2805	0.2127	0.1926	0.1164

각각 최소 0.1002, 0.0762 향상된 성능을 나타내어 그림 7에서의 결과와 유사함을 볼 수 있다.

### V. 결론

본 논문에서는 내용기반 영상검색을 위하여 칼라 특징과 다해상도 질감 특징의 효율적인 결합에 근거한 영상검색 기법을 제안하였다. 칼라 특징으로는 칼라의 공간적인 상관관계를 잘 나타내는 HSV 칼라 오토코렐로그램을 사용하였고, 질감 특징으로는 국부 밝기 변화와 국부 질감의 부드러움 정도를 잘 측정하는 BDIP와 BVLC를 사용하여 이들을 다해상도로 추출하였다. 추출된 칼라와 질감 특징들은 효율적인 유사도 측정을 위해 각각 이들의 차원들과 표준편차 벡터들에 의해 정규화되어 결합되었다. 실험 결과, 제안한 검색방법은 같은 차원에서의 BDIPBVLC와 칼라 오토코렐로그램 방법들보다 평균 8% 향상된 성능을 나타내어 결합효과가 다소 큼을 확인하였다. 또한 제안한 방법은 기존의 칼라 히스토그램, 칼라 오토코렐로그램, BDIP와 BVLC 모멘트, 그리고 웨이브렛 모멘트를 이용한 검색방법들보다 낮은 특징벡터의 차원을 가지면서 Precision vs. Recall 평가에서는 평균 15%, ANMRR 평가에서는 평균 0.2의 향상된 성능을 나타내었고 특히, 다양한 해상도를 가지는 영상 DB에 대해 더 우수한 성능을 나타냄을 확인하였다.

### 참고 문헌

[1] A. W. M. Smeulders, M. Worring, S. Santini, A. Gupta, and R. Jain, "Content-based image retrieval at the end of the early years," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* vol. 22, pp 1349-1380, Dec. 2000.

[2] S. Liapis and G. Tziritas, "Color and texture image retrieval using chromaticity histograms and wavelet frames," *IEEE Trans. Multimedia*, vol. 6, pp. 676-686, Oct. 2004.

[3] A. Vadivel, A. K. Majumdar, and S. Sural, "Characteristics of weighted feature vector in content-based image retrieval applications," in *Proc. IEEE Int. Conf. Intelligent Sensing and Information processing*, Chennai, India, pp. 127-132, Jan. 2004.

[4] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color indexing," *Int. J. Computer Vision*. vol. 7, pp. 11-32, 1991.

[5] J. Huang, S R. Kumar, M. Mitra, W. J. Zhu, and R. Zabih, "Image Indexing Using Color Correlograms", *IEEE Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.762-768, 1997.

[6] *ISO/IEC 15938-3/FDIS Information technology multimedia content description interface part 3 visual*, ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11, Doc. N4358, July 2001.

[7] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Texture features for image classification," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 8, pp. 610-621, Nov. 1973.

[8] 서상용, 천영덕, 김남철, "엔트로피 특징을 이용한 영상검색," *한국통신학회 논문지* 제26권, 9B호, pp. 1283-1291, 2001.

[9] 천영덕, 서상용, 김남철, "질감특징들의 융합을 이용한 영상검색," *한국통신학회 논문지* 제27권, 3A호, pp. 258-267, 2002.

[10] D. Feng, W. C. Siu, and H. J. Zhang., *Fundamentals of Content-based Image retrieval*, in *Multimedia Information Retrieval and Management-Technological Fundamentals and*



*Applications*, New York, NY, Springer, 2003.

[11] Y. Rui and T. S. Huang, "Image Retrieval: Current Techniques, Promising, Directions, and Open Issues," *J. Visual Communication and Image Representation*, vol. 10, pp. 39-62, Oct. 1999.

[12] J. R. Smith and S.-F. Chang, "Transform features for texture classification and discrimination in large image databases," in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, vol. 3, pp. 407-411, Nov. 1994.

[13] Y. D. Chun, S. Y. Seo, and N. C. Kim, "Image retrieval using BDIP and BVLC moments," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol.13, pp. 951-957, Sept. 2003.

[14] Q. Iqbal and J. K. Aggarwal, "Combining structure, color and texture for image retrieval: A performance evaluation," in *Proc. IEEE Int. Conf. Dept. of Electr. & Comput. Eng.*, vol. 2, pp. 438-443, Aug. 2002.

[15] T. Gevers, A. W. M. Smeulders, "PicToSeek: combining color and shape invariant features for image retrieval," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 9, pp. 102-119, Jan. 2000.

[16] H. Permuter, J. Francos, and I. H. Jermyn, "Gaussian mixture models of texture and colour for image database retrieval," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, Signal processing*, vol. 3, pp. 569-572, Apr. 2003.

[17] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, and W. J. Zhu, "Spatial color indexing and applications," *Computer Vision, Sixth International Conference*, pp. 602-607, 1998.

[18] T. Ojala, M. Rautiainen, E. Matinmikko, and M. Aittola, "Semantic image retrieval with HSV correlogram," *Proc. 12th Scandinavian Conf. On Image Analysis*, Bergen, Norway, pp. 621-627, 2001.

[19] G. Wyszecki and W. S. Stiles, *Color science* 2nd Edition, pp. 567-572, John Wiley & Sons, New York, 1982.

[20] S. F. Chang, W. C. Horace J. Meng, H. Sundaram, and D. Zhong, "A fully automated content-based video search engine supporting spatiotemporal queries," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 8, no. 5, pp. 602-615, Sep. 1998.

[21] P. Ndjiki-Nya, J. Restat, T. Meiers, J. R.

Ohm, A. Seyferth, and R. Sniehotta, "Subjective evaluation of the MPEG-7 retrieval accuracy measure (ANMRR)," ISO/ WG11 MPEG Meeting, Geneva, Switzerland, Doc. M6029, May 2000.

천 영 덕 (Young-deok Chun)

정회원



2000년 2월 인제대학교 전자공학과 (공학사)  
 2002년 2월 경북대학교 전자공학과(공학석사)  
 2002년 3월~현재 경북대학교 전자공학과 박사과정  
 <관심분야> 영상처리, 영상통신, 컴퓨터비전

성 중 기 (Joong-ki Sung)

정회원



2003년 2월 경북대학교 전자공학과 (공학사)  
 2005년 2월 경북대학교 전자공학과(공학석사)  
 2005년 3월~현재 LG.PHILIPS LCD  
 <관심분야> 영상처리, 영상검색

김 남 철 (Nam-chul Kim)

중신회원



1978년 2월 서울대학교 전자공학과 (공학사)  
 1980년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학석사)  
 1984년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학박사)  
 1984년 3월~현재 경북대학교 전자전기공학부 교수

1994년 1월~1996년 12월 한국통신학회 및 대한전자공학회 편집위원  
 1997년 1월~1998년 12월 한국통신학회 신호처리연구회 위원장  
 2002년 9월~2004년 8월 경북대학교 전자전기컴퓨터학부장  
 2002년 9월~2004년 8월 경북대학교 BK21 정보기술인력양성사업단 단장  
 2005년 1월~현재 대한전자공학회 협동이사, 경북대 직장대표  
 2004년 12월~현재 모바일 단말 상용화센터 인력양성사업 경북대학교 사업책임자  
 2005년 9월~현재 경북대학교 정보전산원장  
 <관심분야> 영상처리, 영상압축, 영상복원, 컴퓨터 비전