

논문 2005-42SP-5-13

칼라의 공간적 상관관계 및 국부 질감 특성을 이용한 영상검색

(Image Retrieval Using Spacial Color Correlation and Local Texture Characteristics)

성 중 기*, 천 영 덕**, 김 남 철**

(Joong-Ki Sung, Young-Deok Chun, and Nam-Chul Kim)

요 약

본 논문에서는 칼라 특징으로 칼라 오토코렐로그램(autocorrelogram)을 선택하고 질감 특징으로 BDIP(block difference inverse probabilities)와 BVLC(block variance of local correlation coefficient)를 선택하여 이들을 효율적으로 추출하고 결합한 다중 특징기반 영상검색 기법을 제안한다. 칼라 오토코렐로그램은 영상의 H(hue), S(saturation) 칼라 성분으로부터 추출하였고, BDIP와 BVLC는 V(value) 성분으로부터 추출하였다. 이때 각 특징추출 시 계산량을 고려하여 간소화된 오토코렐로그램과 BVLC를 제안하여 사용하였으며, 추출한 특징들을 효율적으로 저장하기 위해 특징벡터성분들의 값을 그 분포에 따라 균등 또는 비균등 양자화 하여 사용하였다. Corel DB 및 VisTex DB에 대한 실험 결과, 칼라 오토코렐로그램과 BDIP, BVLC 질감 특징을 결합함으로써 동일한 차원에서 오토코렐로그램만을 사용할 때보다 최대 9.5%, BDIP, BVLC만을 사용할 때보다 최대 4% 검색성능이 향상되었다. 또한 제안한 다중 특징은 웨이브렛 모멘트, CSD, 칼라 히스토그램에 비해 특징벡터의 저장공간을 약 3분의 1 정도 적게 차지하면서 검색성능이 각각 최대 12.6%, 14.6%, 27.9% 우수하게 나타남을 확인할 수 있었다.

Abstract

This paper presents a content-based image retrieval (CBIR) method using the combination of color and texture features. As a color feature, a color autocorrelogram is chosen which is extracted from the hue and saturation components of a color image. As a texture feature, BDIP(block difference of inverse probabilities) and BVLC(block variation of local correlation coefficients) are chosen which are extracted from the value component. When the features are extracted, the color autocorrelogram and the BVLC are simplified in consideration of their calculation complexity. After the feature extraction, vector components of these features are efficiently quantized in consideration of their storage space. Experiments for Corel and VisTex DBs show that the proposed retrieval method yields 9.5% maximum precision gain over the method using only the color autocorrelogram and 4.0% over the BDIP-BVLC. Also, the proposed method yields 12.6%, 14.6%, and 27.9% maximum precision gains over the methods using wavelet moments, CSD, and color histogram, respectively.

Keywords : CBIR, Color autocorrelogram, BDIP, BVLC. Feature combination.

I. 서 론

최근 급속하게 증가하고 있는 멀티미디어 정보 중 특히 영상은 정보 전달력이 가장 강한 정보로서 다양한 응용분야에서 폭 넓게 이용되고 있다. 그러나 영상은 정보량이 방대하여, 이에 대한 효과적인 표현, 저장, 검색에 대한 필요성이 증대 되고 있다^[1]. 영상 검색기법 중 내용기반 영상검색 기법(content-based image retrieval)은 칼라(color), 질감(texture), 모양(shape) 등

* 정희원, LG.PHILIPS LCD
(LG.PHILIPS LCD)

** 정희원, 경북대학교 전자공학과
(Department of Electronic Engineering, KyungPook National University)

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

접수일자: 2005년2월11일, 수정완료일: 2005년4월28일

과 같은 영상의 내용과 관련된 시각적 특징을 추출하여 미리 저장된 영상 데이터베이스(DB)로부터 질의 영상과 유사한 영상을 검색하는 기법으로 최근 다양한 방법들이 활발하게 연구되고 있다^[1-3].

내용기반 영상검색에서 중요한 것 중의 하나는 영상을 대표할 수 있는 특징을 추출하는 일이다^[4]. 이 중 칼라는 내용기반 영상검색에서 가장 널리 사용되는 특징으로 영상의 크기와 방향에 독립적인 특성을 가진다^[2]. 일반적으로 사용하는 칼라 특징으로는 칼라 히스토그램(color histogram)^[5], MPEG-7의 기술자(descriptor)인 SCD (scalable color descriptor), CLD(color layout descriptor) 및 CSD(color structure descriptor)^[6], 그리고 칼라 오토코렐로그램(color autocorrelogram)^[7] 등이 있다. 특히, 칼라 오토코렐로그램은 거리에 따른 같은 칼라 쌍의 공간적인 상관관계를 나타낸 것으로, 칼라의 공간정보를 효과적으로 나타내는 칼라 특징으로 알려져 있다^[7].

질감은 구름, 나무, 벽돌, 직물 등과 같은 실세계 객체들의 표면특성과 관련된 중요한 특징으로 표면의 구조적인 배열과 주위 화소와의 관계에 대한 정보를 나타낸다^[8]. 내용기반 영상검색에 사용되는 질감 특징으로는 GLCM(gray-level co-occurrence matrix)을 이용한 통계적 질감특징^[8], MPEG-7 기술자인 EHD(edge histogram descriptor)^[6], 웨이블릿 변환을 이용한 다해상도 질감 특징^[9] 등이 있다. 최근에는 영상내의 밸리(valley)와 에지(edge)를 잘 표현하는 BDIP(block difference inverse probabilities)와 영상이 가지는 질감의 부드럽고 거친 정도를 잘 표현하는 BVLC(block variance of local correlation coefficient)를 결합하여 사용하는 검색기법이 제안된 바 있으며 비교적 낮은 특징의 차원을 가지면서도 우수한 검색성능을 나타내는 효율적인 기법으로 알려져 있다^[10].

모양은 객체의 윤곽선을 나타내는 특징으로 인간이 시각적으로 이미지를 분류하거나 인식하는 데 있어서 가장 중요한 정보이다. 그러나 모양 특징은 배경이 복잡하거나 객체와 배경의 구분이 명확하지 않은 영상에서는 객관적이고 정확한 추출이 어렵다는 단점이 있다^[4]. 모양 특징에는 Fourier 서술자, Chain 코드, Zernike 모멘트 등이 있다^[3, 11].

초기에 연구된 내용기반 영상검색에서는 영상의 칼라, 질감, 모양 등의 시각적 특징 중 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 최근에는 여러 가지 특징을 결합하여 영상을 검색하는 다중 특징을 이용한 검색기법에 관한 연구가 활발히 수행되고 있다^[12-14]. 이 중 특징들의 결합에 있어서 모양 특징은 객체의 윤곽이 뚜렷하지 않은 영상에서는 추출하기 어렵기 때문에 일반 자연 영상을 대상으로 하는 영상 검색에 사용되는 다중 특징으로는 칼라와 질감 특징이 주로 사용된다^[13]. 그러나 아무 특징을 결합한다고 해서 반드시 성능이 향상되지는 않는다^[15]. 보다 향상된 성능의 다중 특징을 구성하기 위해서는 서로 상호보완적인 특징들을 잘 선택해야 하고, 선택된 특징들을 잘 표현할 수 있게 효과적으로 추출하고 결합하는 방법에 대한 연구도 매우 중요하다. 또한 방대한 양의 영상들을 처리하고 저장해야 하므로 효율적인 영상검색 시스템을 구현하기 위해서는 특징벡터 추출에 필요한 계산량과 특징벡터의 저장공간도 중요하게 고려되어야 한다.

본 논문에서는 칼라 특징으로 칼라 오토코렐로그램을 선택하고 질감 특징으로 BDIP와 BVLC를 선택한다. 이들 효율적으로 추출하여 결합한 다중 특징기반 영상검색 기법을 제안한다. 제안한 영상검색 기법의 특징 추출과정은 먼저 영상의 각 화소값을 HSV값으로 변환시킨 후 H(hue)와 S(saturation) 칼라 성분을 균등 양자화하고 이로부터 칼라 오토코렐로그램을 칼라 특징으로 추출한다. 또한 V(value) 성분으로부터는 BDIP를 계산하고 이를 기준으로 영상을 영역별로 분류하여, 분류된 각 영역으로부터 BDIP 및 BVLC 모멘트를 질감 특징으로 추출한다. 이때 특징추출 시 계산량을 고려하여 간소화된 오토코렐로그램과 BVLC를 제안하여 사용한다. 이와 같이 추출된 각 특징벡터들은 양자화 되어 일정 개수의 비트로 표현된 후 각 차원 및 표준편차로 정규화되어 결합된다. 영상간의 유사도는 맨하탄 거리(manhattan distance)로 측정된다.

II. 영상검색을 위한 칼라 및 질감 특징

본 장에서는 제안한 검색기법에 사용될 특징들을 포함하여 몇 가지 기존의 칼라 및 질감 특징들에 대해 알아보기로 한다.

1. 칼라 히스토그램

공간영역에서의 히스토그램^[5]은 영상내의 밝기 값(gray level)의 빈도를 나타낸다. L 개로 균등 양자화 된

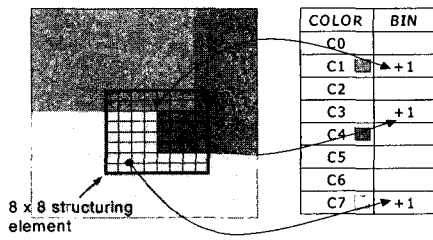


그림 1. CS 히스토그램 계산 예
Fig. 1. Example of CS histogram calculation.

칼라의 히스토그램은 다음과 같이 표현된다.

$$H(l) = \sum_{(i,j) \in I} \delta(I(i,j)-l), l \in \{0, 1, \dots, L-1\} \quad (1)$$

여기서, I 는 영상내의 모든 화소들의 집합이고, $\delta(\cdot)$ 는 입력값이 0일 때 1의 값을 가지는 크로네커 델타(Kronecker delta) 함수를 나타낸다. $I(i, j)$ 는 L 개의 칼라로 균등 양자화된 (i, j) 위치의 화소값을 나타내고, l 은 양자화된 칼라 빈(bin)을 나타낸다.

2. SCD(Scalable Color Descriptor)

SCD^[6]는 HSV 칼라 히스토그램 bin들을 Haar 변환하여 생성된 계수들을 특징벡터로 사용하는 기술자이다. 이 기술자는 칼라 히스토그램을 이용하여 얻은 특징이므로 칼라의 공간적인 정보를 가지지 못하는 단점이 있다. 그러나 반복적인 Haar 변환에 의해 생성된 계수들의 수와 그 계수들의 비트 정밀도 표현에 의해 특징벡터의 차원과 저장공간을 가변적으로 조정할 수 있다.

3. CSD(Color Structure Descriptor)

CSD^[6]는 HMMD(Hue-Max-Min-Diff) 칼라로부터 추출한 CS(color structure) 히스토그램을 특징벡터로 사용하는 기술자이다. CS 히스토그램은 국부 칼라 구조 정보가 포함된 칼라의 히스토그램을 의미하는 것으로, 그림 1은 CS 히스토그램이 계산되는 예를 보이고 있다. SE (structuring element)로 정의된 8x8 크기의 마스크를 주어진 영상 위에 이동시키며 그 영역에 속하는 HMMD 칼라가 있는지 관찰하고 속하는 칼라가 있으면 그 칼라의 히스토그램 값을 1씩 증가시킨다. 이 기술자는 HMMD 칼라 공간의 히스토그램 정보와 칼라의 국부적인 구조에 대한 정보를 동시에 표현할 수 있다.

4. 칼라 오토코렐로그램

칼라 오토코렐로그램^[7]은 칼라의 공간적 상관관계를

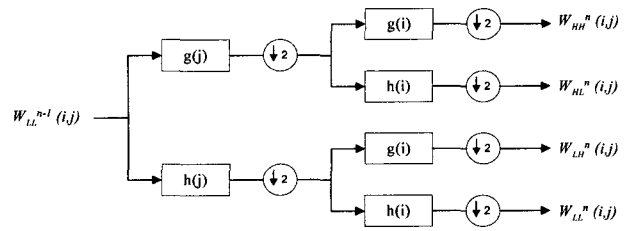


그림 2. 4대역 디지털 필터에 의한 웨이브렛 분해과정
Fig. 2. Procedure of wavelet decomposition by 4 subband digital filter.

잘 나타내는 특징으로, 주어진 화소의 칼라와 임의의 거리에 존재하는 그 주위 화소의 칼라가 같을 확률로 정의된다. L 개로 균등 양자화된 칼라의 오토코렐로그램은 다음과 같이 표현된다.

$$\alpha_l(k) = \Pr [p' \in I \mid |p' - p| = k \text{ and } p' \in I_l \text{ for } p \in I_l \subset I], l \in \{0, 1, \dots, L-1\} \quad (2)$$

여기서, $\Pr[\cdot]$ 은 내부조건을 만족하는 확률이다. I 는 영상내의 모든 화소들의 집합을 나타내고, I_l 은 칼라가 l 인 화소들의 집합을 나타낸다. 영상 내의 화소 p, p' 의 위치가 각각 $(x, y), (x', y')$ 일 때 두 화소 사이의 거리는 다음과 같이 정의된다.

$$|p' - p| = \max \{ |x' - x|, |y' - y| \} \quad (3)$$

즉, (2)식에서 $\alpha_l(k)$ 는 칼라가 l 인 임의의 화소 p 가 주어질 때 주어진 화소로부터 거리 k 만큼 떨어진 화소 p' 의 칼라가 l 일 확률을 나타낸다. 칼라 오토코렐로그램은 카메라의 위치나 줌 변화에 강인한 특성을 나타내며^[6] RGB 칼라 공간보다 HSV 칼라 공간상에서 추출하는 것이 우수한 검색성능을 나타내는 것으로 알려져 있다^[7].

5. 웨이브렛 모멘트

웨이브렛 모멘트는 영상을 웨이브렛 변환하여 다해상도로 분해된 부대역 계수들의 통계적인 특성을 나타내는 질감 특징이다. 그림 2는 한 입력영상에 대한 웨이브렛 분해 과정을 보인 것이다. 여기서 i 와 j 는 수직, 수평방향을 나타내고, g 와 h 는 각각 고대역, 저대역 통과 필터를 나타낸다. 입력영상 $W_{LL}^{n-1}(i, j)$ 은 저대역 영상 $W_{LL}^n(i, j)$ 과 수평, 수직 및 대각선 방향의 고대역 영상 $W_{HL}^n(i, j), W_{LH}^n(i, j), W_{HH}^n(i, j)$ 으로 분해된다. 여기서 $W_{LL}^0(i, j)$ 는 원영상을 나타낸다.

본 논문에서 언급하는 웨이브렛 모멘트는 웨이브렛

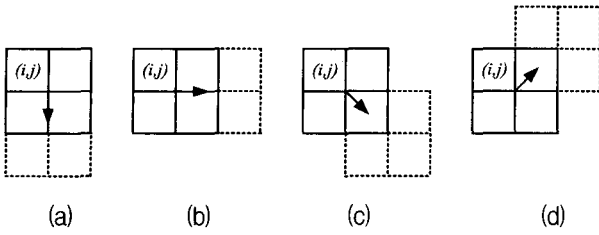


그림 3. 2×2블록과 네 방향으로 이동된 블록의 형상: (a) $\rho(0,1)$, (b) $\rho(1,0)$, (c) $\rho(1,1)$, (d) $\rho(1,-1)$

Fig. 3. Pixel configuration in 2×2 windows and their corresponding windows shifted in each of four directions, which are required to compute: (a) $\rho(0,1)$; (b) $\rho(1,0)$; (c) $\rho(1,1)$; (d) $\rho(1,-1)$.

부대역의 각 계수들의 절대치에 대한 1, 2차 중심모멘트(central moment)이며 다음과 같이 표현된다.

$$\mu_m^n = \frac{1}{N_{mn}} \sum_i \sum_j |W_m^n(i, j)| \quad (4)$$

$$\sigma_m^n = \sqrt{\frac{1}{N_{mn}} \sum_i \sum_j (|W_m^n(i, j)| - \mu_m^n)^2} \quad (5)$$

여기서, n 은 웨이브렛 변환 단계를 나타내고, m 은 부밴드의 방향을 나타낸다. N_{mn} 은 mn 부밴드의 화소수를 나타내며, μ_m^n 과 σ_m^n 은 각각 변환계수의 절대치에 대한 평균과 표준편차를 나타낸다.

6. BDIP(Block Difference Inverse Probabilities)

BDIP는 영상내의 에지와 벨리를 잘 측정하는 질감 특징으로, 블록내의 화소 수에 블록의 가장 큰 화소값과 블록의 화소들의 합과의 비를 뺀 값으로 정의되며 다음과 같이 표현된다^[10].

$$BDIP = M^2 - \frac{\sum_{(i,j) \in B} I(i, j)}{\max_{(i,j) \in B} I(i, j)} \quad (6)$$

여기서, $I(i, j)$ 는 (i, j) 위치의 화소 밝기를 나타내고, B 는 $M \times M$ 크기를 가지는 블록을 나타낸다. BDIP는 블록 내 밝기 변화가 크면 큰 값을 가지고 밝기 변화가 작으면 작은 값을 가진다.

7. BVLC(Block Variance of Local Correlation Coefficient)

BVLC는 이웃화소들과의 국부상관계수들 변화량을 블록단위로 구하여 영상내의 부드러움과 거친 정도를

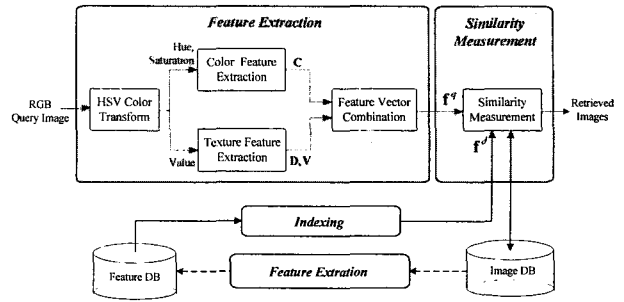


그림 4. 칼라와 질감 특징의 결합을 이용한 영상검색 시스템

Fig. 4. Image retrieval system using the combination of color and texture features.

측정하는 질감 특징이다. 국부상관계수(local correlation coefficients)는 국부 분산(local variance)으로 정규화된 국부 공분산(local covariance)을 의미하며 다음과 같이 표현된다^[10].

$$p(k, l) = \frac{\frac{1}{M^2} \sum_{(i,j) \in B} I(i, j)I(i+k, j+l) - \mu_{0,0}\mu_{k,l}}{\sigma_{0,0}\sigma_{k,l}} \quad (7)$$

여기서, $\mu_{0,0}$, $\sigma_{0,0}$ 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, $\mu_{k,l}$ 과 $\sigma_{k,l}$ 은 각각 (k, l) 만큼 이동한 위치에서 블록의 밝기 평균과 표준편차를 나타낸다. 그림 3은 2×2 인 블록과 각각 네 방향 $(-90^\circ, 0^\circ, -45^\circ, 45^\circ)$ 으로 이동된 블록의 형상을 나타낸다. 따라서 BVLC는 화소 위치가 (i, j) 일 때, 그림 3의 네 방향의 국부상관계수 중 최대값에서 최소값을 뺀 값으로 정의되며, 다음과 같이 표현된다.

$$BVLC = \max_{(k,l) \in O_4} [\rho(k, l)] - \min_{(k,l) \in O_4} [\rho(k, l)] \quad (8)$$

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

III. 제안한 다중 특징 기반 영상검색

그림 4는 본 논문에서 제안하는 다중 특징 기반 영상 검색 시스템의 전체 블록도를 나타낸다. 먼저 질의영상이 검색 시스템으로 입력되면, HSV 칼라로 변환하여 H, S 칼라 성분으로부터 칼라 특징벡터를 추출하고 V 성분으로부터 질감 특징벡터를 추출한 후 결합하여 다중 특징벡터를 구성한다. 이와 같이 질의영상의 특징벡터가

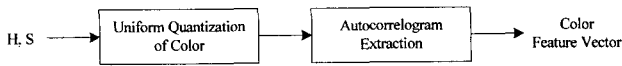


그림 5. 칼라 특징추출 과정
 Fg. 5. Procedure of color feature extraction.

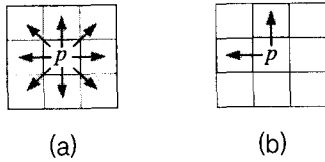


그림 6. 중심화소 p 에 대한 이웃화소들: (a) 8방향, (b) 2방향
 Fig. 6. Neighborhood pixels of center pixel p : (a) 8 directions; (b) 2 directions.

결정되면 시스템은 이 특징벡터와 DB내 영상들의 특징 벡터들과의 유사도를 계산하여 DB에서 질의 영상과 유사도가 높은 일정 개수의 영상을 출력한다.

1. 칼라 특징추출

본 논문에서는 칼라 특징으로 영상의 H, S 성분으로부터 추출한 오토코렐로그램을 사용하였다. 기존의 오토 코렐로그램은 H, S, V 성분으로부터 추출되었으나 본 논문에서는 특징벡터의 차원을 줄이기 위해 칼라의 밝기를 나타내는 V 성분을 제외한 H, S로 표현된 칼라에 대해서 그 특징을 추출하였다. 칼라 특징 추출 시 제외된 V 성분은 질감특징 추출 시 사용된다. 칼라 특징 추출과정은 그림 5와 같다. 먼저 입력영상의 H, S 칼라 성분을 균등 양자화 하여 일정 개수의 칼라 빈을 구성하고, 이 칼라 빈들로부터 오토코렐로그램을 추출하여 특징벡터로 사용한다.

본 논문에서는 기존의 오토코렐로그램 대신, 계산 복잡도(calculation complexity)를 고려하여 다음과 같이 간소화된 오토코렐로그램을 제안하여 사용한다.

$$\alpha_l = \Pr [p' \in I_l | p \in N_2(p) \text{ and } p' \in I_l] \quad (9)$$

for $p \in I_l \subset I, l \in \{0, 1, \dots, L-1\}$

여기서, 영상은 L 개의 칼라로 양자화 되어있고, I_l 은 칼라가 l 인 화소들의 집합을 나타낸다. p 는 (x, y) 위치에서의 화소를 나타내고, p' 는 그 이웃화소를 나타낸다. $N_2(p)$ 는 중심화소 p 에 대한 그림 6(b)과 같은 2방향 이웃화소들의 집합을 의미한다. 즉, (9)식에서 α_l 은 칼라가 l 인 임의의 화소 p 가 주어질 때 p 의 2방향 이웃화소 p' 의

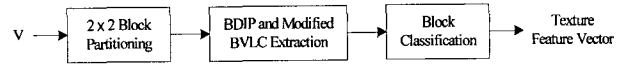


그림 7. 질감 특징추출 과정
 Fig. 7. Procedure of texture feature extraction.

칼라가 l 일 확률을 나타낸다. 이와 같이 간소화시킨 오토 코렐로그램의 특징벡터 C 는 다음과 같이 주어진다.

$$C = [\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_{L-1}], \quad L = L_H \times L_S \quad (10)$$

따라서 칼라 특징 벡터의 차원은 H, S 칼라 성분의 양자화 레벨 수 L_H, L_S 에 의해 결정된다.

2. 질감 특징추출

질감 특징으로는 영상의 V 성분으로부터 추출한 BDIP-BVLC 특징을 사용하였다. 여기서 BDIP-BVLC는 BDIP와 BVLC 특징을 결합한 질감특징을 의미한다^[10]. 기존의 BDIP-BVLC 특징을 이용한 방법은 RGB 각 칼라 성분으로부터 추출한 BDIP, BVLC 모멘트들을 특징벡터로 사용하였으나, 본 논문에서는 이후에 결합될 칼라 특징과의 중복을 배제하고 특징벡터의 차원을 줄여 효율적인 특징벡터를 구성하기 위해 영상의 밝기를 나타내는 V 성분에서만 질감 특징벡터를 추출하였다. 질감 특징 추출과정은 그림 7과 같다. 먼저, V 성분으로 구성된 입력영상을 중복되지 않게 2×2 크기의 블록으로 나누고 이 블록들로부터 BDIP, BVLC를 계산한다. 다음 계산된 BDIP값을 기준으로 블록들을 분류하고 분류된 블록들로부터 BDIP, BVLC의 모멘트를 추출하여 이를 특징벡터로 사용한다.

BDIP와 BVLC 계산 시 이들의 계산 복잡도를 고려할 때 BVLC는 블록당 국부상관계수를 계산해야 하므로 BDIP에 비해 계산량이 다소 많다. 따라서 기존의 BVLC 대신 계산 복잡도를 고려하여 간소화된 BVLC를 제안하여 사용한다. 이는 계산 복잡도를 줄이기 위해 화소값들의 분산 대신 절대차를 사용하였다. 즉, 국부상관계수는 각 블록의 평균밝기차로 정규화된 블록들간의 국부밝기차로 다음과 같이 표현된다.

$$\delta(k, l) = \frac{1}{M^2} \frac{\sum_{(i,j) \in B} |I(i, j) - I(i+k, j+l)|}{(v_{0,0} + v_{k,l})/2} \quad (11)$$

여기서, $I(i, j)$ 는 (i, j) 위치의 화소 밝기를 나타내고, B 는 $M \times M$ 크기를 가지는 블록을 나타내며 $v_{0,0}$ 는 블록

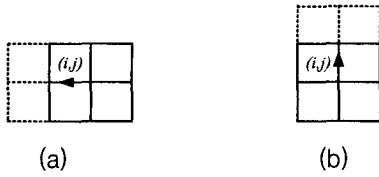


그림 8. 2×2 블록과 2방향으로 이동된 블록의 형상: (a) $\delta(0, -1)$, (b) $\delta(-1, 0)$

Fig. 8. Neighborhood pixels of center pixel p : (a) 8 directions; (b) 2 directions.

의 평균밝기차를 나타낸다. (k, l) 은 블록내의 화소 (i, j) 에서 두 방향($90^\circ, 180^\circ$)과 관련된 수평 방향으로 k , 수직 방향으로 l 만큼의 이동을 나타내고 $v_{k,l}$ 은 (k, l) 만큼 이동한 위치에서 블록의 평균밝기차를 나타낸다. 2×2 크기의 블록을 사용했을 때 블록의 평균 밝기차는 다음과 같이 표현된다.

$$v_{0,0} = \frac{1}{4} \{ |I(i, j) - I(i, j+1)| + |I(i+1, j) - I(i+1, j+1)| + |I(i, j) - I(i+1, j)| + |I(i, j+1) - I(i+1, j+1)| \} \quad (12)$$

그림 8은 2×2 크기의 블록과 각각 두 방향($90^\circ, 180^\circ$)으로 이동된 블록의 형상을 나타낸다. 따라서 간소화된 BVLC는 화소 위치가 (i, j) 일 때, 그림 8의 두 방향의 국부밝기차의 변화량으로 정의되며 다음과 같이 표현된다.

$$BVLC = | \delta(0, -1) - \delta(-1, 0) | \quad (13)$$

이와 같이 BDIP와 간소화된 BVLC를 계산한 후, BDIP의 평균값을 기준으로 블록들을 분류한다. 그림 9는 블록의 분류과정을 나타낸 것이다. 여기서 R^i 은 분류된 i 번째 영역을 나타낸다. BDIP의 평균값 μ^0 을 기준으로 BDIP가 높은 값을 가진 블록들의 영역 R^1 과 낮은 값을 가진 블록들의 영역 R^2 으로 1단계 분류가 되고 이렇게 분류된 영역들에 대해 각 영역에 따른 BDIP 평균값 μ^1, μ^2 을 구해 다시 영역을 각각 높은 영역 R^3, R^5 과 낮은 영역 R^4, R^6 으로 2단계 분류한다. 이와 같이 BDIP 평균값에 따라 영역을 분류하고 분류된 각 영역에 대해 BDIP와 간소화된 BVLC의 1, 2차 모멘트를 구하여 특징벡터로 사용한다. 특징벡터의 구성은 다음과 같다.

$$\mathbf{T} = [\mu^n(D), \sigma^n(D), \mu^n(V), \sigma^n(V)] \quad (14)$$

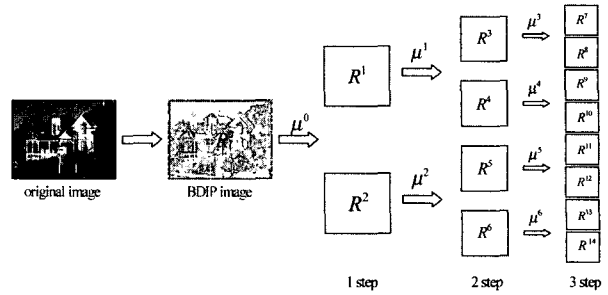


그림 9. BDIP와 BVLC의 모멘트들을 추출하기 위한 블록의 분류과정

Fig. 9. Classification of blocks for obtaining BDIP and BVLC moments.

표 1. 다중 특징벡터의 차원구성

Table 1. Dimension composition of the multiple feature.

Dimension(N)	L_H	L_S	n
8	2	2	1 (R^0)
16	4	2	2 (R^1, R^2)
32	4	4	4 ($R^3 \sim R^6$)
48	8	4	4 ($R^3 \sim R^6$)
64	8	4	8 ($R^7 \sim R^{14}$)
96	16	4	8 ($R^7 \sim R^{14}$)
128	16	4	16 ($R^{15} \sim R^{30}$)

여기서, $\mu^n(D)$ 와 $\sigma^n(D)$ 는 각각 그림 9와 같이 분류된 n 개의 영역에서 추출한 BDIP의 평균과 표준편차 벡터를 의미하고, $\mu^n(V)$ 와 $\sigma^n(V)$ 는 간소화된 BVLC의 평균과 표준편차 벡터를 나타낸다. 즉, 질감 특징벡터의 차원은 모멘트를 추출하는 영역들의 개수 n 에 의해 결정된다.

3. 다중 특징벡터의 구성 및 유사도 측정

(10)식에 의해 추출된 칼라 특징벡터 \mathbf{C} 와 (14)식에 의해 추출된 질감 특징벡터는 \mathbf{T} 는 다음과 같이 결합되어 다중 특징벡터 \mathbf{f} 를 구성한다.

$$\mathbf{f} = [\frac{1}{N_C} \cdot \frac{\mathbf{C}}{\sigma_C}, \frac{1}{N_T} \cdot \frac{\mathbf{T}}{\sigma_T}] \quad (15)$$

여기서, N_C 와 N_T 는 각각 칼라와 질감 특징벡터의 차원을 나타내고, σ_C, σ_T 는 DB 내의 각 특징벡터들에 대한 표준편차 벡터를 나타낸다. 여기서, 벡터연산은 벡터성분간의 연산을 의미한다. 각 특징벡터들은 N_C 와 N_T 에 의해 정규화 되는데, 이는 특징벡터의 각 차원이 다를 경우, 차원이 큰 특징벡터에 의해 검색성능이 좌우되는 것을 보완해준다. 또한 특징벡터의 각 성분별 분포 편차가 크게 다를 경우, 분포 편차가 큰 성분에 의해 검색성능이 좌우

되는 것을 보완하기 위해 특징벡터의 각 성분에 대한 표준편차로 각 성분들을 정규화 하여 특징벡터들을 결합하였다. 특징벡터 결합 시 차원 구성은 표 1과 같다. 여기서, L_H, L_S 는 각각 (10)식에서의 H, S 칼라 성분의 양자화 레벨 수를 나타내고, n 은 그림 9와 같이 분류된 영역들 중 BDIP, BVLC의 모멘트들을 추출하는 영역들의 개수를 나타낸다. 즉, 제안하는 다중 특징벡터의 차원 N 은 다음과 같이 결정된다.

$$N = N_C + N_T = (L_H \times L_S) + (4 \times N_R) \quad (16)$$

이와 같이 질의영상의 특징벡터가 구성되면 시스템은 이 특징벡터와 영상 DB에서 미리 추출된 각각의 대상영상의 특징벡터들과의 유사도를 계산한다. 질의영상과 영상 DB내의 대상영상과의 유사도 측정을 위한 거리는 맨하탄 거리(manhattan distance)를 사용하며, 다음과 같이 표현된다.

$$D(\mathbf{f}^q, \mathbf{f}^d) = \sum_{i=1}^N |f_i^q - f_i^d| \quad (17)$$

여기서, q 와 d 는 각각 질의 영상과 DB 내의 대상영상을 나타내며, f_i^q 와 f_i^d 는 질의영상의 특징벡터 \mathbf{f}^q 와 대상영상의 특징벡터 \mathbf{f}^d 의 i 번째 벡터 성분을 나타내고 N 은 특징 벡터의 차원을 나타낸다. (17)식에 의해 영상 DB 내에서 질의영상과 유사도가 높은 일정 개수의 영상을 출력한다.

4. 특징벡터의 저장

효율적인 영상검색 시스템을 구현하기 위해서는 검색 성능, 특징벡터의 차원, 계산 복잡도 뿐만 아니라 특징 DB의 저장공간도 중요하게 고려되어야 한다. DB의 저장공간을 결정하는 것은 DB내 영상의 개수, 특징벡터의 차원, 그리고 각 벡터성분이 가지는 비트 수(bit size)이다. 본 절에서는 특징 DB의 저장공간을 줄이기 위해 각 특징 벡터성분들이 가지는 값을 양자화하여 적은 비트 수로 표현하는 방법에 관해 설명한다.

각 특징 벡터성분들의 값을 양자화시, BDIP와 BVLC는 블록내 픽셀 값들의 변화량에 의해 그 값이 결정되므로 벡터성분들의 값이 비균일하게 분포되어 있다. 따라서 BDIP와 BVLC 특징 벡터성분 값은 비균등 양자화되어 저장된다. 비균등 양자화의 방법으로, 본 논문에서는 실험에 사용하는 DB 중 일정 개수의 시험영상으로부터 추출한 특징벡터성분의 값들에 대해 Lloyd 알고

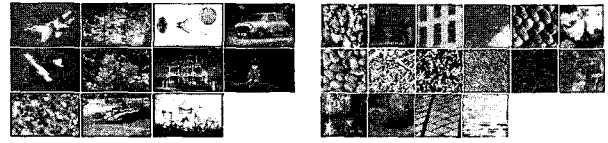


그림 10. 시험 DB 영상들의 예: (a) Corel DB, (b) VisTex DB

Fig. 10. Example of test DB images: (a) Corel DB; (b) VisTex DB.

리즘^[18]을 적용하여 비균등 양자화 레벨을 결정하였다. 이렇게 결정된 양자화 레벨로 양자화 테이블을 구성하고, 실제 검색시스템에서는 이 테이블을 이용하여 각 특징벡터 성분들의 값을 양자화하여 저장한다. BDIP와 BVLC 특징벡터성분의 비트 수는 검색성능이 크게 떨어지지 않는 범위 내에서 6비트(0~63)로 선택하였다.

오토코렐로그램은 그 값이 비교적 균일하게 분포되어 있으므로, 검색성능이 크게 떨어지지 않는 범위 내에서 5비트로 균등 양자화 하여 0~31의 정수 값으로 표현하였다. 따라서 제안한 다중 특징벡터가 하나의 영상을 저장하는데 필요한 비트 수 B 는 다음과 같다.

$$B = (6 \times N_T) + (5 \times N_C) \quad (18)$$

여기서, N_T, N_C 는 각각 질감과 칼라 특징벡터의 차원을 나타낸다. 이와 같이 각 특징벡터 성분들을 그 분포에 따라 효과적으로 양자화 해줌으로써 검색성능을 크게 저하시키지 않고 DB 저장공간을 효율적으로 줄일 수 있다.

IV. 실험결과 및 검토

본 논문에서는 성능을 평가하기 위한 시험영상 DB로 Corel DB^[10]과 VisTex DB^[10]를 사용하였다. 그림 10은 실험에서 사용한 Corel DB와 VisTex DB에 포함된 영상의 일부를 보인 것이다.

검색성능을 평가하는 방법으로는 차원에 따른 정확율(precision), 정확율 대 재현율(precision vs. recall)^[19], ANMRR (average normalized modified retrieval rank)^[20]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.

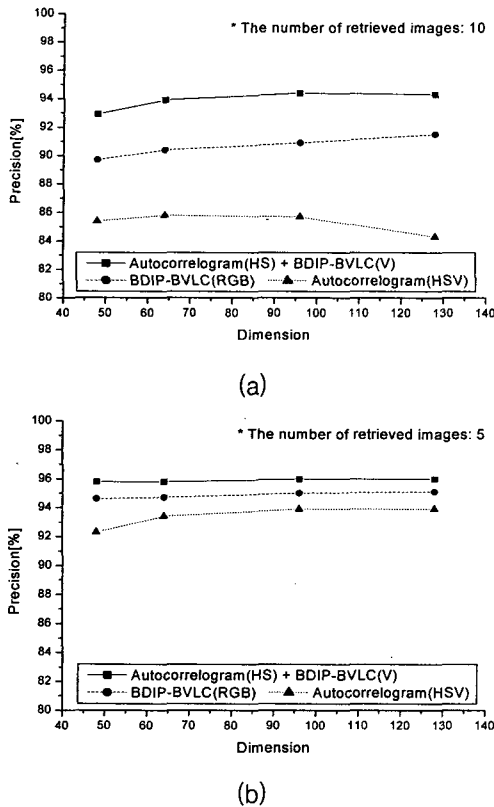


그림 11. 오토코렐로그램과 BDIP-BVLC 및 이들의 결합을 이용한 검색기법의 정확율: (a) Corel DB, (b) VisTex DB

Fig. 11. Precision of retrieval methods using the autocorrelogram, BDIP-BVLC, and combination of these features: (a) Corel DB, (b) VisTex DB.

$$P(q) = \frac{|A(q) \cap S(q)|}{|A(q)|}, R(q) = \frac{|A(q) \cap S(q)|}{|S(q)|} \quad (19)$$

여기서, \cdot 는 집합의 크기를 나타낸다. 본 실험에서는 DB내의 각각의 영상이 질의영상이 되며, 최종 검색성능은 각 질의영상에 대해 평가된 성능들의 평균으로 정해진다. ANMRR은 MPEG-7에서 표준으로 정해진 검색 성능 평가방법으로 작은 값을 가질수록 우수한 성능을 나타낸다. 실험은 Pentium 4, 2GHz CPU를 탑재한 PC를 사용하였고, 제안된 알고리즘은 Microsoft Visual C++ 6.0 언어로 구현하였다.

1. 칼라 특징과 질감 특징의 결합효과

그림 11은 칼라 오토코렐로그램과 BDIP-BVLC 그리고 이들을 결합한 다중특징의 검색성능을 차원에 따른 정확율로 나타낸 것이다. 이때 검색된 영상의 개수 $A(q)$ 는 Corel DB에서 10개, VisTex DB에서 5개를 선택하여 실험하였다.

그림 11에서 보듯이 다중 특징을 이용한 방법은

표 2. 간소화된 오토코렐로그램 및 BDIP-BVLC의 계산 복잡도

Table 2. Calculation complexity of simplified autocorrelogram and BDIP-BVLC features.

Color and texture features		Calculation complexity		
		Addition	Multiplication	Comparison
Autocorrelogram	No simplification	$(4k^2 + 4k + 1)hv$	chv	$(4k^2 + 4k)hv$
	Simplification	$(2k + 1)hv$	chv	$2khv$
BDIP-BVLC	No simplification	$(16 + \frac{2}{M^2})chv$	$(9 + \frac{34}{M^2})chv$	$(1 + \frac{8}{M^2})chv$
	Simplification	$(16 + \frac{4}{M^2})chv$	$\frac{9}{M^2}chv$	$(1 + \frac{2}{M^2})chv$

표 3. 실험에 사용되는 간소화된 오토코렐로그램 및 BDIP-BVLC의 계산 복잡도

Table 3. Calculation complexity of simplified autocorrelogram and BDIP-BVLC features using in the experiment.

Color and texture features		Calculation complexity		
		Addition	Multiplication	Comparison
Autocorrelogram	No simplification	9	2	8
	Simplification	3	2	2
BDIP-BVLC	No simplification	16.5	17.5	3
	Simplification	13	2.25	1.5

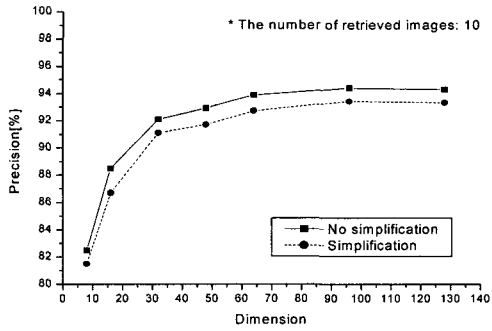
Corel DB를 사용한 결과 기존의 2가지 방법보다 각각 9.5%와 4.0% 상승하였고, VisTex DB를 사용한 결과 기존의 2가지 방법보다 각각 3.2%와 1.2%의 상승하였다. 따라서 칼라와 질감 특징을 결합한 방법은 각각의 특징들을 단독으로 사용한 방법보다 동일한 차원에서 높은 성능을 나타내어 결합의 효과가 다소 큼을 볼 수 있으며, Corel DB에서 그 효과가 더 큼을 볼 수 있다.

2. 특징추출 간소화의 효과

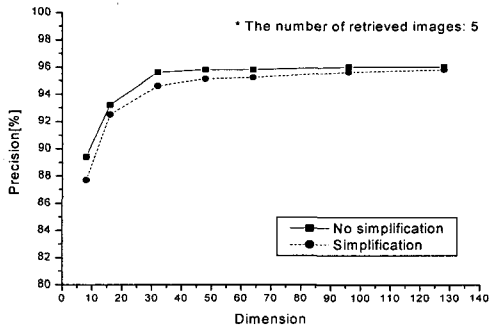
표 2는 본 논문에서 제안하는 간소화된 오토코렐로그램과 BDIP-BVLC 각각의 계산 복잡도를 간소화하지 않았을 때와 비교하여 덧셈, 곱셈, 비교 연산자로 나타낸 것이다. 여기서, c 는 사용된 칼라성분의 개수를 나타내고, h 와 v 는 원 영상의 수평, 수직 방향의 크기를 나타낸다. M^2 은 BDIP-BVLC 추출 시 블록의 크기를 나타내며, k 는 오토코렐로그램 추출 시 픽셀간의 거리를 나타낸다. 본 실험에서 다중 특징에 사용되는 오토코렐로그램은 픽셀간 거리 k 를 1로 고정시켜 H, S 칼라성분으로부터 추출하였으며, BDIP-BVLC는 2×2 크기의 블록을 사용하여 V 성분으로부터 추출했다. 표 3은 이때의 간소화된 오토코렐로그램과 BDIP-BVLC 각각의 계산 복잡도를 간소화하지 않았을 때와 비교한 것이다.

표 4. 간소화된 다중 특징의 계산 복잡도 및 수행시간
Table 4. Calculation complexity and processing time of the simplified multiple feature.

Multiple feature	Calculation complexity [hw]			Processing time [ms]	
	Addition	Multiplication	Comparison	Corel DB	VisTex DB
No simplification	25.5	19.5	11	55.8	37.2
Simplification	16	4.25	3.5	29.2	19.3



(a)



(b)

그림 12. 간소화된 다중 특징을 이용한 검색기법의 정확율: (a) Corel DB, (b) VisTex DB
Fig. 12. Precision performance of retrieval methods using the simplified multiple feature: (a) Corel DB; (b) VisTex DB.

표 3에서 보듯이 특징 추출을 간소화함으로써 오토 코렐로그램은 덧셈 연산이 약 67.7%, 비교 연산이 75% 줄어들었으며, BDIP-BVLC는 곱셈 연산이 약 87.5%, 비교 연산이 50% 줄어들어 간소화의 효과가 큼을 볼 수 있다.

표 4는 간소화된 특징들을 결합한 다중 특징의 계산 복잡도 및 수행시간을 비교한 것이다. 여기서 수행시간은 하나의 영상으로부터 다중 특징을 계산하는데 걸리는 시간을 의미한다. 표 4에서 보듯이 특징들을 간소화하여 결합함으로써 간소화하지 않았을 때 보다 덧셈 연산이 약 37.3%, 곱셈 연산이 약 78.2%, 비교 연산이 약 68.2% 줄어들었으며, 실제 Corel 및 VisTex DB에서 다중 특징을 추출 했을 때 수행시간은 약 반으로 줄어들었음을 볼 수 있다.

표 5. 기존의 특징들의 계산 복잡도
Table 5. Calculation complexity of conventional features.

	Addition	Multiplication	Comparison
BDIP-BVLC	$(16 + \frac{2}{M^2})chw$	$(9 + \frac{34}{M^2})chw$	$(1 + \frac{8}{M^2})chw$
Autocorrelogram	$(4k^2 + 4k + 1)hv$	chw	$(4k^2 + 4k)hv$
Wavelet moments	$\frac{4}{3}[(HT+LT)(1 - \frac{1}{4^L}) + 1]chw$	$\frac{4}{3}[(HT+LT)(1 - \frac{1}{4^L}) + \frac{3}{2}]chw$.
CSD	E^2hw	$2hw$	$(E^2 + 4)hw$
SCD	hw	$3hw$	4096
Color histogram	hw	chw	.

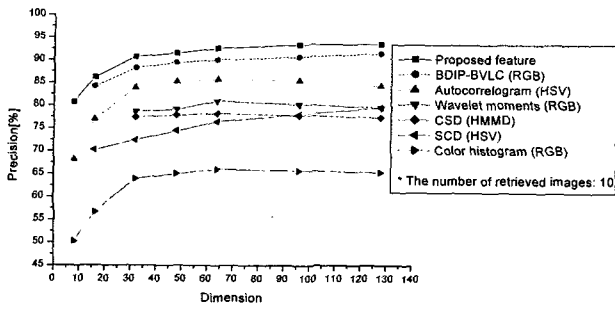
표 6. 제안한 다중 특징과 기존의 특징과의 성능 비교
Table 6. Performance comparison between the proposed multiple feature and conventional features.

Features	Calculation complexity [hw]			Processing time [ms]	Storage space [bit]
	Addition	Multiplication	Comparison		
Proposed feature	16	4.25	3.5	29.2	352
BDIP-BVLC	49.5	52.5	9	91.8	512
Auto-correlogram	9	3	8	19.2	320
Wavelet moments	20	22	.	59.8	384
CSD	64	2	68	49.1	512
SCD	1	3	0.2	3.1	354
Color histogram	1	3	.	2.6	512

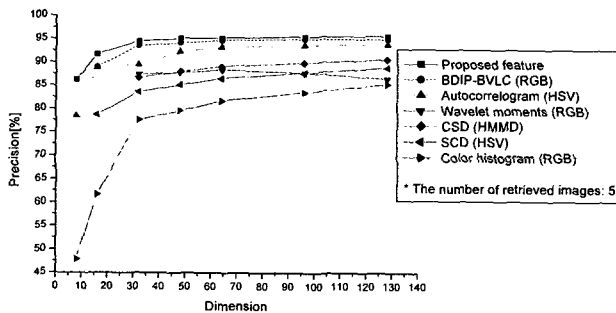
그림 12는 간소화된 다중 특징과 간소화되지 않은 다중 특징의 검색성능을 차원에 따른 정확율로 나타낸 것이다. 실험결과 특징 추출과정을 간소화시킴으로써 정확율은 그림 12에서 보듯이 Corel DB에서 평균 약 1.1%, VisTex DB에서 평균 약 0.6% 정도로 미소하게 떨어진 반면, 수행시간은 약 반으로 줄어들어 계산량 개선의 효과가 큼을 볼 수 있다.

3. 기존의 검색기법과의 성능비교

표 5는 제안한 다중 특징과 기존의 특징들의 계산 복잡도를 나타낸 것이다. 여기서 HT, LT는 각각 웨이블렛 고대역 통과 필터와 저대역 통과 필터의 탭 크기를 나타내고, L_W 는 웨이블렛 분해 레벨을 나타낸다. E^2 은 CSD에서의 SE의 크기를 나타낸다. 제안한 다중 특징과 비교되는 기존의 간소화되지 않은 BDIP-BVLC는 2×2 크기의 블록을 사용하여 RGB 칼라성분으로부터 추출하였고, 오토코렐로그램은 화소간 거리 k 를 1을 선택하여 HSV 칼라로부터 추출하였다. 웨이블렛 모멘트는 3단계 변환된 각 부밴드와 RGB 칼라성분으로부터 Harr $2/2$ 탭 필터를 사용하여 추출하였다. CSD는 8×8 크기의 SE를 사용하여 추출하였으며, 칼라 히스토그램은 RGB 칼라 성분으로부터 추출하였다.



(a)



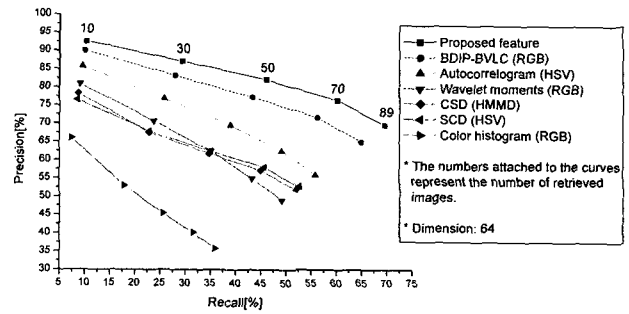
(b)

그림 13. 제안한 다중 특징과 기존의 특징들을 이용한 검색기법의 정확율: (a) Corel DB, (b) VisTex DB
Fig. 13. Precision performance of retrieval methods using the proposed multiple feature and conventional features: (a) Corel DB; (b) VisTex DB.

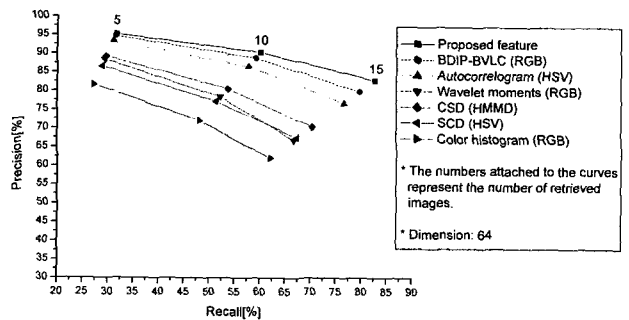
표 6은 제안한 다중 특징과 각 특징들의 계산 복잡도, 특징 추출시간, 저장공간을 나타낸 것이다. 특징 추출시간은 하나의 Corel영상에서 소요되는 추출 시간을 의미한다. 표 6에서 제안한 다중 특징은 칼라 히스토그램과 SCD에 비해 약 10배, 오토코렐로그램에 비해서는 약 1.5배 정도 특징 추출시간이 더 소요되지만, BDIP-BVLC에 비해 약 3분의 1, 웨이브렛 모멘트와 CSD에 비해 약 2분의 1 정도 특징 추출시간이 적게 소요됨을 알 수 있다.

저장공간은 하나의 영상에 대한 특징벡터를 저장하는데 필요한 비트수를 나타낸 것으로 차원이 64 일때 계산하였다. 저장공간을 결정하는 데 있어서 제안한 다중 특징의 칼라 및 질감 벡터성분들은 검색성능이 크게 떨어지지 않는 범위 내에서 각각 균등 및 비균등 양자화되어 5비트, 6비트로 제한되었다. SCD와 CSD의 저장공간은 [6]에서 제시된 비트수로 제한하였고, 나머지 특징들 또한 검색성능이 떨어지지 않는 범위 내에서 벡터성분을 균등 양자화 하여 비트수를 제한하였다. 표 6에서 제안한 다중 특징은 BDIP-BVLC, CSD, 칼라 히스토그램에 비해 약 1/3 정도 저장공간을 적게 차지함을 볼 수 있다.

그림 13~15는 제안한 다중 특징과 기존의 특징들의 검색성능을 비교한 것이다. 그림 13은 각 특징들의 검색



(a)



(b)

그림 14. 제안한 다중 특징과 기존의 특징들을 이용한 검색기법의 정확율 대 재현율: Corel DB, (b) VisTex DB
Fig. 14. Precision vs. Recall performance of retrieval methods using the proposed multiple feature and conventional features: (a) Corel DB; (b) VisTex DB.

성능을 차원에 따른 정확율로 나타낸 것이다. 그림 13에서 제안한 다중 특징은 질감 특징인 BDIP-BVLC와 웨이브렛 모멘트에 비해 Corel DB에서 각각 평균 2.3%, 12.6%, VisTex DB에서 각각 1.1%, 7.7% 우수한 검색 성능을 나타낸다. 또한 칼라 특징인 칼라 오토코렐로그램, CSD, SCD, 칼라 히스토그램에 비해 Corel DB에서 각각 평균 8.4%, 14.6%, 16.1%, 27.9%, VisTex DB에서 각각 3.5%, 6.3%, 9.5%, 19.5% 우수한 검색 성능을 나타낸다.

그림 14는 추출되는 영상의 개수에 따른 검색성능을 비교하기 위해 차원이 64 일때의 정확율 대 재현율을 나타낸 것이다. 그림에서 제안한 다중 특징은 BDIP-BVLC와 웨이브렛 모멘트에 비해 Core DB에서 각각 평균 4.1%, 17.9%, VisTex DB에서 각각 1.7%, 11.6% 우수한 검색 성능을 나타내고, 칼라 오토코렐로그램, CSD, SCD, 칼라 히스토그램에 비해 Corel DB에서 각각 11.5%, 18.2%, 18.0%, 33.5%, VisTex DB에서 각각 3.9%, 9.4%, 12.4%, 17.5% 우수한 검색 성능을 나타낸다.

그림 15는 각 특징들의 ANMRR 성능평가를 나타낸 것이다. 그림에서 보듯이 제안한 다중 특징은 BDIP-

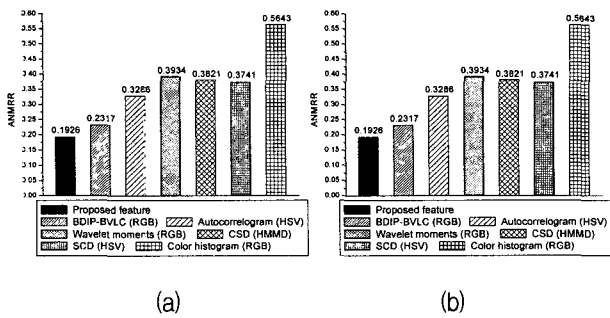


그림 15. 제안한 다중 특징과 기존의 특징들을 이용한 검색기법의 ANMRR 성능: (a) Corel DB, (b) VisTex DB

Fig. 15. ANMRR performance of retrieval methods using the proposed multiple feature and conventional features: (a) Corel DB; (b) VisTex DB.

BVLC와 웨이브렛 모멘트에 비해 Corel DB에서 각각 0.0391, 0.2008, VisTex DB에서 각각 0.0249, 0.1399 만큼 우수한 성능을 나타내고, 칼라 오토코렐로그램, CSD, SCD, 칼라 히스토그램에 비해 Corel DB에서 각각 0.136, 0.1895, 0.1815, 0.3717, VisTex DB에서 각각 0.0551, 0.1069, 0.1319, 0.1852 만큼 우수한 성능을 나타낸다. 그러나 제안한 방법은 칼라와 질감을 특징의 결합을 이용한 방법이므로 검색시 질의 영상과 모양은 다른데도 불구하고 칼라나 질감이 유사하여 잘못 검색되는 경우가 발생할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 칼라 특징으로 칼라 오토코렐로그램을 선택하고 질감 특징으로 BDIP와 BVLC를 선택한 다음, 이들을 효율적으로 추출하여 결합한 다중 특징 기반 영상검색 기법을 제안하였다. 칼라 오토코렐로그램은 영상의 H, S 칼라 성분으로부터 추출 하였고, BDIP, BVLC 는 V성분으로부터 추출하였다. 이때 각 특징추출 시 계산량을 고려하여 간소화된 오토코렐로그램과 BVLC를 제안하여 사용하였으며, 추출한 특징들을 효율적으로 저장하기 위해 각 특징들의 벡터성분들을 효과적으로 양자화하여 사용하였다.

Corel 및 VisTex DB에 대한 실험 결과, 칼라 오토코렐로그램과 BDIP, BVLC 질감 특징을 결합함으로써 동일한 차원에서 오토코렐로그램만을 사용할 때보다 최대 9.5%, BDIP-BVLC만을 사용할 때보다 최대 4.0% 검색 성능이 향상되었다. 또한 제안한 방법에서 특징들의 간소화효과는 특징들을 간소화하지 않았을 때 보다 검색

성능은 미소하게 떨어진 반면, 특징 추출에 소요되는 시간이 약 48% 줄었으며, 추출된 특징벡터성분을 효과적으로 양자화하여 특징 DB의 저장공간을 효율적으로 줄였다. 이러한 제안한 방법은 웨이브렛 모멘트, CSD, 칼라 히스토그램에 비해 비교적 적은 계산량과 저장공간을 차지하면서 각각 최대 12.6%, 14.6%, 27.9% 우수하게 나타냄을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [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, no. 12, pp. 1349-1380, Dec. 2000.
- [2] A. Yoshitaka and T. Ichikawa, "A survey on content-based retrieval for multimedia databases," *IEEE Trans. Knowledge and Data Eng.*, vol. 11, no. 1, pp. 81-93, Jan.-Feb. 1999.
- [3] Y. Rui and T. S. Huang, "Image retrieval: Current techniques, promising directions, and open issues," *J. Visual Communication and Image Representation*, vol. 10, no. 4, pp. 39-62, Oct. 1999.
- [4] D. Feng, W. C. Siu, and H. J. Zhang, *Multimedia Information Retrieval and Management - Technological Fundamentals and Applications*, Springer, pp. 4-24, 2003.
- [5] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color indexing," *J. Computer Vision*, vol. 7, no. 1, pp. 11-32, Nov. 1991.
- [6] "ISO/IEC 15938-3/FDIS Information Technology - Multimedia Content Description Interface - part 3 Visual," *ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11*, Doc. N4358, Sydney, Australia, July 2001.
- [7] Jing Huang, S. Ravi Kumar, Mandar Mitra, Wei-Jing Zhu, and Ramin Zabih, "Image indexing using color correlograms," in *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 762-768, Virginia, USA, July 1997.
- [8] 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.
- [9] K. S. Thyagarajan, T. Nguyen, and C. Persons, "A maximum likelihood approach to texture classification using wavelet transform," in *Proc. of IEEE Conf. on Image Processing*, pp. 640-644, Austin, USA, Nov. 1994.

- [10] 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, no. 9, pp. 951-957, Sep. 2003.
- [11] B. M. Mehtre, M. Kankanhalli, and W. F. Lee, "Shape measures for content based image retrieval: A comparison," *Information Processing & Management*, vol. 33, no. 3, pp. 319-337, May 1997.
- [12] T. Gevers and 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.
- [13] Q. Iqbal and J. K. Aggarwal, "Combining structure, color, and texture for image retrieval: A performance evaluation," in *Proc. of IEEE Conf. on Pattern Recognition*, pp. 438-443, Quebec, Canada, Aug. 2002.
- [14] H. Permuter, J. Francos, and I. H. Jermyn, "Gaussian mixture models of texture and colour for image database retrieval," in *Proc. of IEEE Conf. on Acoustics, Speech, and Signal processing*, pp. 569-572, Hong Kong, China, Apr. 2003.
- [15] 성중기, 칼라의 공간적 상관관계 및 국부 질감 특성을 이용한 영상검색, 경북대학교 석사학위논문, 2004년 12월
- [16] Jing Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, and Wei-Jing Zhu, "Spatial color indexing and applications," in *Proc. of Int. Conf. on Computer Vision*, pp. 602-607, Bombay, India, Jan. 1998.
- [17] T. Ojala, M. Rautiainen, E. Matinmikko, and M. Aittola, "Semantic image retrieval with HSV correlogram," in *Proc. of 12th Scandinavian Conf. on Image Anal.*, pp. 621-627, Bergen, Norway, June 2001.
- [18] S. P. Lloyd, "Least squares quantization in PCM," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 28, no. 2, pp. 129-137, Mar. 1982.
- [19] 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.
- [20] 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, Doc. M6029*, Geneva, Switzerland, May 2000.

 저 자 소 개



성 중 기(정회원)
 2003년 경북대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 2005년 경북대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 2005년~현재 LG.PHILIPS LCD
 <주관심분야:영상처리,영상검색>



천 영 덕(정회원)
 2000년 인제대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 2002년 경북대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 2002년~현재 경북대학교
 전자공학과 박사과정.

<주관심분야 : 영상처리, 영상통신, 컴퓨터비전>



김 남 철(정회원)
 1978년 서울대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1980년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사 졸업.
 1984년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사 졸업.
 1984년~현재 경북대학교 전자전기공학부 교수
 1990년~1994년 생산기술연구원 HDTV 신호처리분과 위원
 1994년~1996년 한국통신학회 및 대한전자공학회 편집위원
 1996년~1998년 한국방송공학회 편집위원, 이사
 1997년~1998년 한국통신학회 신호처리 연구회 위원장
 2002년~2004년 경북대학교 전자전기컴퓨터 학부장
 <주관심분야: 영상처리, 영상압축, 영상복원, 컴퓨터비전>