

논문 2005-42SP-4-14

# 적응적 대표 컬러 히스토그램과 방향성 패턴 히스토그램을 이용한 내용 기반 영상 검색

(Content-based image retrieval using adaptive representative color histogram and directional pattern histogram)

김 태 수\*, 김 승 진\*, 이 건 일\*\*

(Tae-Su Kim, Seung-Jin Kim, and Kuhn-Il Lee)

## 요 약

본 논문에서는 영상의 블록 분류 특성에 적응적인 대표 컬러 히스토그램 (representative color histogram)과 방향성 패턴 히스토그램 (directional pattern histogram)을 이용한 새로운 내용 기반 영상 검색 방법 (content-based image retrieval)을 제안한다. 제안한 방법에서는 영상을 일정한 크기의 블록으로 나누고, 분할된 블록의 분류 특성에 따라 컬러와 패턴 특징 벡터를 추출한다. 먼저 분할된 블록을 채도 (saturation)에 따라 휘도 블록 또는 컬러 블록으로 분류한 후, 휘도 블록에 대해서는 블록 평균 휘도 쌍의 히스토그램을 구하고, 컬러 블록에 대해서는 블록 평균 컬러 쌍 히스토그램을 구함으로써 블록 분류 특성에 따라 컬러 특징 벡터를 추출한다. 또한 블록 휘도 변화의 기울기 (gradient)를 계산하여 방향성 분류를 행한 후 히스토그램을 계산함으로써 블록 방향성 패턴 특징을 추출한다. 본 논문에서 제안한 영상 검색 방법의 성능을 평가하기 위해서 컴퓨터 모의실험을 행한 결과 제안한 방법이 기존의 방법들보다 정확도 (precision) 및 특징 벡터 차원 (feature vector dimension) 크기 등의 객관적인 측면에서 우수함을 확인하였다.

## Abstract

We propose a new content-based image retrieval using a representative color histogram and directional pattern histogram that is adaptive to the classification characteristics of the image blocks. In the proposed method, the color and pattern feature vectors are extracted according to the characteristics of the block classification after dividing the image into blocks with a fixed size. First, the divided blocks are classified as either luminance or color blocks depending on the saturation of the block. Thereafter, the color feature vectors are extracted by calculating histograms of the block average luminance co-occurrence for the luminance block and the block average colors for the color blocks. In addition, block directional pattern feature vectors are extracted by calculating histograms after performing the directional gradient classification of the luminance. Experimental results show that the proposed method can outperform the conventional methods as regards the precision and the size of the feature vector dimension.

**Keywords :** image retrieval, color feature, pattern feature, adaptive histogram, block classification

## I. 서 론

최근, 멀티미디어 산업의 성장에 따라 디지털 영상, 비디오, 및 오디오 데이터 등의 멀티미디어 정보가 증가하고 있고, 이를 전송 및 검색하는 사용자 또한 크게

증가하고 있다. 특히 디지털 카메라의 보급 확대 및 인터넷 사용자의 증가에 따라 데이터베이스 내의 방대한 영상 중에서 사용자가 원하는 영상만을 효율적으로 검색 및 선택할 수 있는 영상 검색 기술들의 필요성이 중요시 되고 있다. 디지털 영상의 검색 방법은 텍스트 기반 영상 검색(text-based image retrieval) 방법과 내용 기반 영상 검색 (content-based image retrieval) 방법이 있다. 텍스트 기반 영상 검색은 분류자가 키워드(keyword) 및 문장(sentence) 등의 텍스트를 이용하여

\* 학생회원, \*\* 정회원, 경북대학교 전자전기컴퓨터학부  
(School of Electrical Engineering and Computer Science, Kyungpook National University)  
접수일자: 2005년3월2일, 수정완료일: 2005년6월1일

영상의 내용을 표현한 후, 텍스트 간의 비교를 통해 검색이 행해지는 방법이다. 이 방법에서는 영상의 내용이 분류자의 주관적인 지각에 따라 텍스트로 표현되어지므로 동일한 영상인 경우에도 다르게 색인(index)될 수 있는 문제점이 있다. 또한 이 방법은 데이터베이스(database) 내의 영상 데이터 크기가 커질수록 수동 색인(manual indexing)에 어려움이 있다.

반면, 내용 기반 영상 검색은 영상의 고유 특징인 컬러(color), 질감(texture), 및 모양(shape) 등의 시각 정보(visual information)로부터 특징 벡터(feature vector)들을 추출 및 비교하는 방법이다. 이 방법은 분류자의 주관적 판단의 개입 없이 특징 벡터가 추출되므로 텍스트 기반 검색 방법에 비해 객관적이다. 또한 데이터베이스 내의 영상 데이터 규모가 큰 경우에도 특징 벡터 추출이 자동으로 이루어진다. 따라서 영상의 효율적인 검색 방법으로서 내용 기반 영상 검색 방법을 이용한 많은 방법들이 제안되고 있다.<sup>[1]-[13]</sup>

1991년 Swain 등<sup>[1]</sup>은 컬러 히스토그램(color histogram)을 이용한 영상 검색 방법을 제안하였다. 컬러 히스토그램은 영상에서의 컬러 분포(color distribution)를 추출하는 방법으로써 영상의 회전 및 크기 변화에 강인하고 구현이 쉽다. 그러나 히스토그램은 영상 내의 공간적인 상관성(spatial correlation)을 포함하지 않는 전역적 특징(global feature)만을 나타낸다. 따라서 데이터베이스의 크기가 커질수록 다른 내용을 가진 서로 다른 영상들이 유사한 히스토그램을 가질 확률이 높아져 검색 결과가 나빠지는 단점이 있다. 1997년 Huang 등<sup>[2]</sup>은 컬러 히스토그램과 공간적 상관성이 결합된 컬러 코릴로그램(color correlogram)을 이용한 영상 검색 방법을 제안하였다. 컬러 코릴로그램은 거리 변화에 따른 컬러 쌍(pairs of colors)의 공간적 상관성 변화를 나타내므로 일반적으로 히스토그램보다 검색 성능이 우수하다. 그러나 이 방법에서는 화소마다 거리에 대한 컬러 쌍을 계산하므로 계산량이 많고, 특징 벡터 차원의 크기가 커지는 단점이 있다.

최근에는 영상을 블록 단위로 나누고, 블록 특징에 따라 컬러, 질감, 및 모양 등의 히스토그램을 결합하여 특징 벡터들을 추출하는 방법들이 제안되고 있다.<sup>[3],[4],[13]</sup> 2000년 Kwon 등<sup>[13]</sup>은 영상의 블록 분류 특성에 따라 휘도, 컬러, 및 에지의 특징들을 결합한 복합 히스토그램(composite histogram) 방법을 제안하였다. 이 방법에서는 먼저 블록 분류를 행한 후, 에지가 있는 블록에 대해서는 에지 방향 특성을 추출하고, 평탄 블

록에 대해서는 채도를 기준으로 휘도 블록 및 컬러 블록으로 나누어, 각각의 특징 벡터를 추출 결합한다. 이 방법에서는 블록 분류에 따라 적응적인 특성을 추출함으로써 특징 벡터 차원 크기가 14로 매우 작다. 그러나 한 블록 내에서 하나의 컬러를 특징으로 추출하는 방법은 일반적으로 컬러 쌍을 추출하는 방법들에 비해 정확도가 떨어진다. 반면 특징 벡터의 차원이 크게 줄어드는 장점이 있으므로 두 방법을 단순 동일 비교하기가 어렵다. 최근 블록 컬러 쌍을 이용하는 방법으로서, 2003년 Qiu<sup>[3]</sup>는 컬러 쌍 특징인 BCCM(block color co-occurrence matrix) 및 질감 특징인 BPH(block pattern histogram)를 이용한 영상 검색 방법을 제안하였다. BCCM은 전체 영상을 블록 분할한 후, 블록 내 두 개의 대표 평균 컬러의 동시 발생 확률(probability of co-occurrence)을 계산한다. 또한 BPH를 구함으로써 질감 특징을 추출한다. 그러나 BCCM은 블록의 통계적 특성에 상관없이 두 개의 대표 평균 컬러 값만을 이용하여 특징 벡터를 구함으로써 정확한 특징 벡터 추출의 한계가 있고, 또한 특징 벡터 차원이 크다. 또한 BPH는 별도의 코드북 저장 공간이 필요하고, 정확한 코드북을 만들기 위해서는 많은 훈련 영상(training image)이 필요한 단점이 있다. 2004년 Nezamabadi-pour 등<sup>[4]</sup>은 블록 특징을 먼저 분류한 후, 블록 특징에 따라 적응적으로 BCCM을 이용하여 컬러 특징을 추출하는 영상 검색 방법을 제안하였다. 이 방법에서는 모든 블록에 대해 컬러 쌍 히스토그램을 구한 Qiu<sup>[3]</sup>의 방법과는 다르게, 블록을 평탄 블록과 복잡 블록으로 나누어서 평탄 블록에 대해서는 컬러 히스토그램을 추출하고, 복잡 블록에 대해서는 컬러 쌍 히스토그램을 구하였다. 그러나 컬러 쌍 히스토그램은 컬러 히스토그램에 비해 특징 벡터 차원이 제곱으로 커지는 단점이 있다. 즉,  $Q_R$ ,  $Q_G$ , 및  $Q_B$ 로 양자화된 RGB 컬러 영상에서의 히스토그램의 빈(bin)은  $Q_R \times Q_G \times Q_B$  크기의 차원이 필요하지만, Qiu<sup>[3]</sup>와 Nezamabadi-pour 등<sup>[4]</sup>이 제안한 방법에 적용된 컬러 쌍 히스토그램에서는  $(Q_R \times Q_G \times Q_B)^2$  크기의 히스토그램 빈이 필요하므로 검색 정확도는 높아지나, 특징 벡터 차원의 크기가 매우 커지는 단점이 있다.

본 논문에서는 블록 분류 특성에 적응적인 대표 컬러 히스토그램과 방향성 패턴 히스토그램을 이용한 내용 기반 영상 검색 방법을 제안한다. 제안한 방법에서는 블록 특징에 맞는 컬러 쌍 히스토그램을 이용함으로써 기존의 컬러 쌍 히스토그램 방법들보다 벡터 차원을 줄

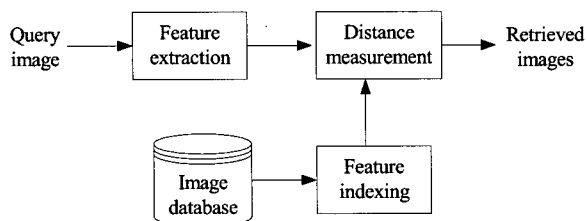


그림 1. 일반적인 내용 기반 영상 검색 시스템 블록도  
Fig. 1. Block diagram of general content-based image retrieval system.

이면서 검색 성능을 향상 시킨다. 먼저 전체 영상을 일정한 크기의 블록으로 분할 후, 채도에 따라 블록을 휘도 블록과 컬러 블록으로 분류한다. 먼저 휘도 블록에 대해서는 블록 평균 휘도값을 기준으로 두 개의 영역으로 나누고, 두 개의 영역에 대한 각각의 평균 결합 확률을 구함으로써 블록 평균 휘도 쌍 히스토그램을 추출한다. 그리고 컬러 블록에 대해서는 휘도 블록의 방법과 동일한 방법으로 블록 평균값을 기준으로 블록 평균 색상 쌍 및 블록 평균 채도 쌍의 히스토그램을 구한다. 또한 패턴 특징으로는 모든 블록에 대해서 휘도 기울기 값의 크기에 따라 6 가지의 방향으로 패턴 분류를 행함으로써 패턴 특징을 추출한다. 컴퓨터 모의실험 결과 제안한 방법이 기존의 방법들보다 정확도 및 특징 벡터 차원 크기 측면에서 우수함을 확인하였다.

## II. 제안한 영상 검색 알고리즘

일반적인 내용 기반 영상 검색 시스템의 블록도는 그림 1과 같다. 사용자가 질의 영상 (query image)을 선택 입력하면 그 특징 벡터가 자동으로 추출되고, 데이터베이스 내에 저장되어 있는 특징 벡터들과의 거리를 서로 비교함으로써 그 오차가 적은 순서대로 자동 정렬된다. 즉, 사용자가 선택 입력한 질의 영상과의 유사도가 높은 순서대로 검색 결과 영상들을 보여준다. 전체 영상 검색 시스템 중에서 본 논문에서 제안한 컬러 특징 벡터 추출 블록도는 그림 2와 같다. 제안한 방법에서는 컬러 및 패턴 특징을 블록의 특성에 맞게 적응적으로 구한다. 먼저, 영상의 국부적 특징을 잘 표현하기 위해서 블록을 일정한 크기로 분할을 하고, RGB 컬러 공간을 색상, 채도, 및 휘도의 HSV(hue, saturation, and value) 컬러 공간으로 변환 한다. 그리고 블록 채도 평균  $T_s$ 에 따라 블록을 휘도 블록과 색상 블록으로 블록 분류를 행한다. 블록 분류된 휘도 블록과 색상 블록은 그 특징에 따라 휘도 블록에 대해서는 블록 평균 휘도

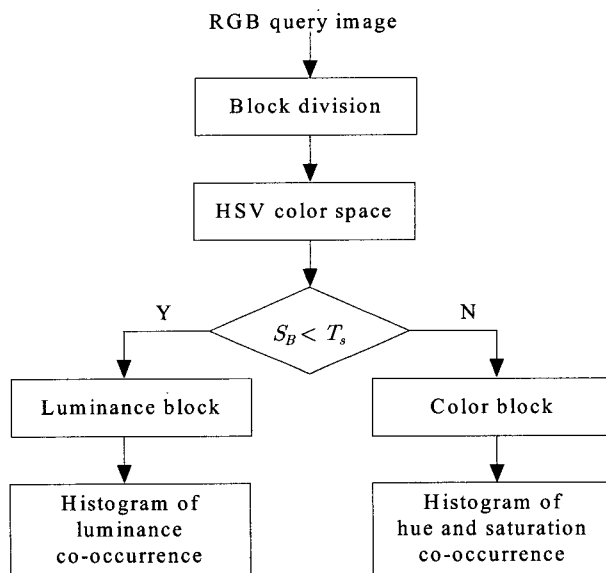


그림 2. 제안한 컬러 특징 벡터 추출 블록도  
Fig. 2. Proposed block diagram of color feature vector extraction.

쌍 히스토그램을 구하고, 컬러 블록에 대해서는 블록 평균 컬러 쌍 히스토그램을 구함으로써 컬러 특징 벡터를 추출한다.

### 1. 컬러 특징 벡터 추출

컬러 특징 벡터 추출을 위하여 먼저 RGB 컬러 공간을 HSV 컬러 공간으로 변환한다. 여기서, H는 색상이고 0도에서 360도 사이의 각도 범위를 갖는다. 그리고 S는 채도이고 0에서 1 사이의 값이며 V는 RGB 값의 평균인 휘도이다. 컬러 공간 변환 후, 영상을 일정한 크기의 블록  $B$ 로 나누고, 모든 블록에 대해 블록 평균 채도  $S_B$  및 블록 평균 휘도  $V_B$ 를 계산한다. 그리고  $S_B$ 를 일정한 크기의 문턱치  $T_s$ 와 비교하여  $S_B$ 가 문턱치보다 크면 컬러 블록으로 분류하고, 그렇지 않으면 휘도 블록으로 분류한다. 즉  $(k, l)$ 번째 블록 분류된 비트 맵  $b(k, l)$ 는

$$b(k, l) = \begin{cases} 0 & \text{if } S_B \geq T_s \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

와 같다. 여기서 0은 컬러 블록, 1은 휘도 블록을 나타낸다. 분류된 블록에 대해서 휘도 쌍 히스토그램 및 컬러 쌍 히스토그램을 구하기 위해서 블록 내 각각의 화소를 밝은 영역 및 어두운 영역의 두 가지 영역으로 나누어 두 가지 대표 값을 찾는다. 이 때 영역 분류 기준은 각 블록의 평균 휘도  $V_B$ 이다. 영역 분류 결과

$m(i, j)$ 는

$$m(i, j) = \begin{cases} 0 & \text{if } V(i, j) \geq V_B \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

와 같다. 여기서,  $V(i, j)$ 는 블록 내의 각 화소의 평균 휘도이다. 즉 모든 블록에 대해  $V_B$ 와  $V(i, j)$ 를 비교함으로써 각 화소의 평균 휘도가 블록 평균 휘도보다 크면 밝은 화소 영역인 0으로 분류하고, 그렇지 않으면 어두운 화소 영역인 1로 분류함으로써 각 블록을 두 개의 영역으로 나눈다.

영역 분류 후, 먼저  $b(k, l)$ 의 값이 1을 만족하는 휘도 블록에 대해서는 블록 평균 휘도 쌍만을 특징 벡터로 추출한다. 블록 평균 휘도 쌍을 구하기 위해서 블록 내  $m(i, j)$ 가 0인 화소와 1인 화소의 각각에 대해 블록 휘도 평균  $V_{Bb}$ 와  $V_{Bd}$ 를 계산한다. 여기서  $V_{Bb}$  및  $V_{Bd}$ 는

$$V_{Bb} = \frac{1}{\sum_{i,j \in B} m(i, j)} \times \sum_{i,j \in B} m(i, j) \times V(i, j) \quad (3)$$

$$V_{Bd} = V_B - V_{Bb} \quad (4)$$

와 같다. 또한  $b(k, l)$ 의 값이 0을 만족하는 컬러 블록에 대해서는 블록 평균 색상  $H_B$  및 블록 평균 채도  $S_B$ 의 컬러 쌍을 계산한다. 휘도 블록에서 블록 휘도 평균 쌍을 구한 방법과 같이  $V_B$ 를 기준으로  $m(i, j)$ 가 0인 화소에 대해 색상 평균  $H_{Bb}$  및 채도 평균  $S_{Bb}$ 를 구하고,  $m(i, j)$ 가 1인 화소에 대해 색상 평균  $H_{Bd}$  및 채도 평균  $S_{Bd}$ 를 구한다.

$V_{Bb}$ 와  $V_{Bd}$ 를 이용하여 휘도 쌍 히스토그램을 구하고  $H_{Bb}$ ,  $S_{Bb}$ ,  $H_{Bd}$ ,  $S_{Bd}$ 를 이용하여 컬러 쌍 히스토그램을 구하기 위하여 색상, 채도, 및 휘도를 일정한 레벨  $h$ 로 양자화 한다. 양자화된 색상, 채도, 및 휘도를  $QH$ ,  $QS$ , 및  $QV$ 라고 하면, 휘도 블록에 대해서는

$$hist^V(h) = Pr((V_{Bb}, V_{Bd}) \in QV_h) \quad (5)$$

와 같이 히스토그램을 계산한다. 여기서  $h$ 는 양자화된 히스토그램의 빈을 나타낸다. 그리고 컬러 블록에 대해서는

$$hist^{HS}(h1, h2) = Pr((H_{Bb} \in QH_{h1}, S_{Bb} \in QS_{h2}) | (H_{Bd} \in QH_{h1}, S_{Bd} \in QS_{h2})) \quad (6)$$

와 같이 컬러 쌍 히스토그램을 구한다. 여기서  $h1$  및  $h2$ 는 색상 및 채도의 결합 양자화 레벨이다.

## 2. 패턴 특징 벡터 추출

패턴 특징 추출을 위해 각 블록의 밝기 변화 방향을 6개의 클래스로 분류한다. 즉, 패턴 클래스  $C_p$ 는

$$C_p = \{C^L, C^{CH}, C^{CV}, C^{D1}, C^{D2}, C^{CR}\}$$

이고, 각각의 방향성 패턴은 그림 3에서와 같다. 즉 방향성 없는 평탄 블록  $C^L$ , 수평 방향성 블록  $C^{CH}$ , 수직 방향성 블록  $C^{CV}$ , 45도 대각선 방향성 블록  $C^{D1}$ , 135도 대각선 방향 블록  $C^{D2}$ , 및 방향성 없는 복잡 랜덤 블록  $C^{CR}$ 으로 나눈다. 여기서 평탄 블록을 제외한 모든 블록은 수평, 수직, 45도, 및 135도 방향의 4 가지 방향으로 밝기 변화 값  $G$ 를 계산한다. 이때  $G$ 는

$$G = \{G_H, G_V, G_{D1}, G_{D2}\}$$

이다.  $k, l$ 번째 블록의 수직 변화 방향  $G_V(k, l)$ 은

$$G_V(k, l) = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n/2-1} I_{k,l}(k \times m + i, l \times n + j) - \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=n/2}^{n-1} I_{k,l}(k \times m + i, l \times n + j) \quad (7)$$

이고,  $G_V(k, l) \in G_V$ 이다. 나머지 3개의 방향인  $G_H, G_{D1}$ , 및  $G_{D2}$ 에 대해서도 식 (7)과 같은 방법으로 각 방향으로의 방향성 계산을 한다. 4 가지의 방향으로의 각 밝기 변화 값을 계산한 후, 최대값 방향으로 방향성이 결정된다. 예를 들어, 수직 변화 방향  $C^{CV}$ 는

$$C^{CV} = \{B | G_V = \max(G_V, G_H, G_{D1}, G_{D2}), \forall B \in C^M \text{ and } \forall B \in C^H\} \quad (8)$$

이다. 이 때  $C^L$ 은 밝기 방향성 변화 값  $G$  중에서 수평 및 수직 기울기의 합이 문턱치  $T_1$ 보다 작으면 방향성 없는 평탄 블록 클래스로 분류된다. 마지막으로 내림차순 정렬  $Rank(\cdot)$ 를 수행한 후 상위 순위 두 개

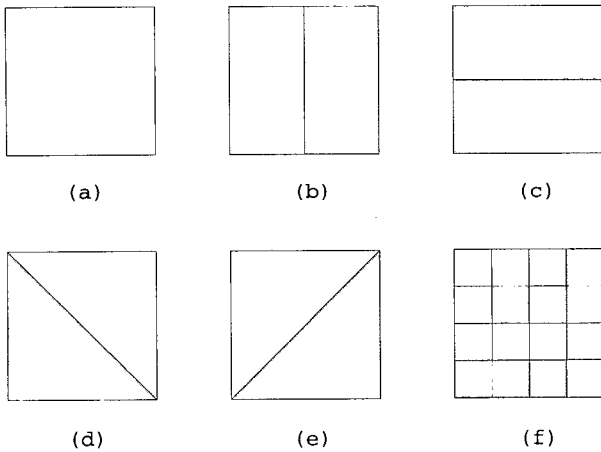


그림 3. 패턴 특징 벡터 추출을 위한 (a) 방향성 없는 평탄 블록  $C^L$ , (b) 수평 방향성 블록  $C^{CH}$ , (c) 수직 방향성 블록  $C^{CV}$ , (d) 45도 방향성 블록  $C^{D1}$ , (e) 135도 방향성 블록  $C^{D2}$ , 및 (f) 방향성 없는 복잡 랜덤 블록  $C^{CR}$

Fig. 3. Directional pattern with (a) non-directional flat block  $C^L$ , (b) horizontal direction block  $C^{CH}$ , (c) vertical direction block  $C^{CV}$ , (d) 45 degree direction block  $C^{D1}$ , (e) 135 degree direction block  $C^{D2}$ , and (f) non-directional complex random block  $C^{CR}$  for pattern feature vector extraction.

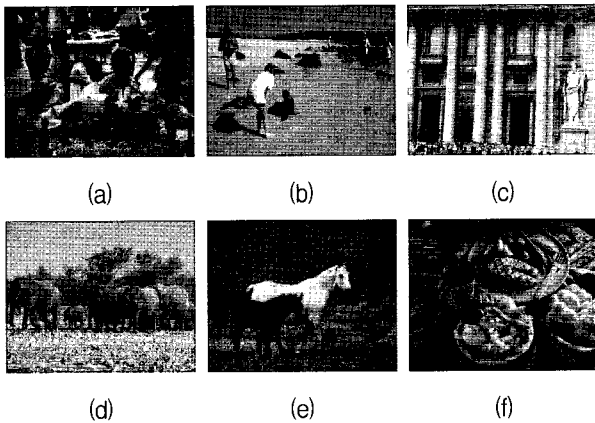


그림 4. 실험에 사용된 (a) Africa people and village, (b) Beach, (c) Buildings, (d) Elephants, (e) Horses, and (f) Food 영상 예

Fig. 4. Image samples of (a) Africa people and village, (b) Beach, (c) Buildings, (d) Elephants, (e) Horses, and (f) Food used for experiment.

의 값 차이가 일정한 문턱치보다 작은 경우에는 방향성 없는 복잡 랜덤 블록  $C^{CR}$ 로 결정한다. 여기서  $Rank(\cdot)$ 는

$$k = Rank(G_i), k \in [0, 3] \text{ and } i \in \{H, V, D1, D2\} \quad (9)$$

을 만족한다. 즉 4개의 방향성 변화  $G$ 에 대해 그 크기에 따라 내림차순 정렬을 수행한 후, 조건(condition)

$$|Rank^{-1}(0) - Rank^{-1}(1)| < T_2 \quad (10)$$

를 만족하면  $C^{CR}$  블록으로 분류된다. 여기서  $Rank^{-1}(\cdot)$ 는  $Rank(\cdot)$ 의 역함수이다. 마지막으로, 블록별 국부적 방향성 패턴을 전체 영상으로 확장하여 그것의 히스토그램을 나타냄으로써 패턴 특징 벡터를 추출한다. 방향성 패턴 히스토그램  $hist^P(i)$ 는

$$hist^P(i) = Pr(i|C_{k,i} = C^i) \quad (11)$$

이고, 여기서  $i \in \{L, CH, CV, CD1, CD2, CR\}$ 이다.

### III. 실험

본 논문에서 제안한 영상 검색 방법의 성능을 평가하기 위해서 컴퓨터 모의실험을 행하였다. 실험 영상은  $384 \times 256$  혹은  $256 \times 384$  크기의 JPEG 부호화된 1,000개 영상<sup>[4],[6]</sup>을 사용 하였다. 실험에 사용된 영상은 표 1에서와 같이 10개의 클래스로 분류되어 있고, 각 클래스에 속한 영상의 개수는 100개이다. 휘도 블록과 컬러 블록을 결정하는 문턱치  $T_s$ 는 Sural 등<sup>[12]</sup>이 제안한 0.2를 사용하였다. 그리고 평탄 블록을 결정하는 기준이 되는  $T_1$ 은 Nezamabadi-pour 등<sup>[4]</sup>과 D. Cheng 등<sup>[7]</sup>에 적용된 실험값인 13으로 결정하였다. 그리고 복잡 랜덤 블록을 결정하기 위한 문턱치  $T_2$ 는 실험적으로 5로 결정하였다. 두 개의 문턱치  $T_1$  및  $T_2$ 의 값에 따라 검색 성능에 영향을 줄 수 있으므로, 본 실험에서는 모든 영상에 대해 고정된 문턱치를 적용하였다. 그림 4는 실험에서 사용된 영상의 일부를 나타낸다. 그리고 질의 영상과 데이터베이스 내의 영상과의 거리척도 (distance measurement)  $D(p, q)$ 는

$$D(p, q) = \lambda_1 \left( \sum_{\forall q} |H_p^V(i) - H_q^V(i)| + \sum_{\forall q, j} |H_p^{HS}(i, j) - H_q^{HS}(i, j)| \right) + \lambda_2 \left( \sum_{\forall C} |H_p^P(i) - H_q^P(i)| \right) \quad (12)$$

를 이용하였다. 여기서  $\lambda_1$  및  $\lambda_2$ 는 컬러 및 패턴에 대한 가중치 (weighting factor)이고,  $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ 을 만

족한다. 영상 데이터베이스에 따라서  $\lambda_1$  및  $\lambda_2$ 의 값을 조정하면 검색 결과가 달라질 수 있으므로, 본 실험에서는 각각 0.5로 고정하였다. 모든 조건을 동일하게 설정하고  $\lambda_1$ 을 0.3에서 0.7까지 변경 실험한 결과에서는 검색 정확도  $P$ 가 2 % 내의 변화를 보였다. 여기서  $P$ 는 임의의 순위  $k$ 까지 검색된 결과 영상 중에서 동일 클래스에 속한 영상의 개수를  $A_k$ , 다른 클래스에 속한 영상의 개수를  $B_k$ 라고 하면

$$P_k = \frac{A_k}{A_k + B_k} \quad (13)$$

와 같다.  $k$ 를 변화 시키면서 구한  $P$ 의 결과는 표 2에서와 같다. 표 2에서는 Huang 등<sup>[2]</sup>이 제안한 컬러 코릴로그램, Nezamabadi-pour 등<sup>[4]</sup>이 제안한 방법, 및 제안한 방법의 컬러 추출 결과의 정확도를 비교하였다. 표 2에서 컬러 양자화 레벨에 따라 특징 벡터 차원 및 검색 정확도가 달라지므로 특징 벡터 차원을 비슷하게 되도록 양자화 레벨을 조정 후 실험한 정확도 비교이다. 즉 색상, 채도, 및 휘도를 각각 3 레벨로 양자화하여 729 개의 특징 벡터를 이용한 Huang 등<sup>[2]</sup>의 방법, 486 개의 특징 벡터를 이용한 Nezamabadi-pour 등<sup>[4]</sup>의 방법, 및 464 개의 특징 벡터를 이용한 제안한 방법의 정확도를 비교하였다. 표 2에서와 같이, 제안한 방법이 Huang 등<sup>[2]</sup>의 방법보다 검색 정확도가 3.64~5.48 % 정도 높아짐을 알 수 있고, Nezamabadi-pour 등<sup>[4]</sup>의 방법 보다는 3.44~7.13 % 정도 높아짐을 알 수 있다. 그리고 비슷한 검색 정확도 성능을 나타내기 위해 필요로 되어

표 1. 실험에 사용된 영상 클래스  
Table 1. Image categories for experiment.

Class number	Class name
1	Africa people and village
2	Beach
3	Buildings
4	Buses
5	Dinosaurs
6	Elephants
7	Flowers
8	Horses
9	Mountains and glaciers
10	Food

지는 특징 벡터 차원 크기를 기존의 두 가지 방법들과 비교 실험하였다. 순위  $k$ 가 10이고, 검색 성능이 72 %가 되도록 했을 때 필요로 되어지는 특징 벡터 차원의 크기를 표 3에 나타내었다. 표 3에서와 같이 기존의 방법들이 제안한 방법보다 동일 검색 정확도 조건에서 특징 벡터 차원 크기가 3.04~6.40 배 정도로 더 큰 것을 알 수 있다. 제안한 방법의 블록 크기에 따른 검색 성능의 차이를 비교하기 위해서 블록을 4x4 및 8x8 크기로 가변하면서 정확도 변화를 실험하였다. 표 4는 모든 조건을 동일하게 하고 크기가 320인 벡터 차원에서 블록 크기만 변화한 후의 정확도 변화를 나타낸다. 표 4에서 알 수 있듯이 제안한 방법에서는 블록 크기 변화에 큰 영향을 받지 않는다. 그리고 컬러 특징 벡터에 6개의 방향성 패턴 특징 벡터를 추가하여 컬러 및 패턴 가중치를 각각 0.5를 적용한 실험에서는 컬러 특징만을

표 2. 비슷한 특징 벡터 차원 크기에서의 순위에 따른 검색 결과 정확도

Table 2. Precision of retrieved images according to rank in the similar feature vector dimension.

Rank	Precision [%]		
	Huang's method <sup>[2]</sup>	Nezamabadi-pour's method <sup>[4]</sup>	Proposed method
10	67.43	67.63	71.07
20	62.10	62.15	67.02
30	58.38	58.20	63.74
40	55.46	54.95	60.94
50	53.09	52.10	58.53
60	51.10	49.51	56.34
70	49.37	47.29	54.33
80	47.77	45.29	52.41
90	46.20	43.38	50.01
100	44.64	41.61	48.35

표 3. 동일 정확도에 필요한 특징 벡터 차원 크기  
Table 3. Size of feature vector dimensions for equal precision.

Rank	Precision [%]	Vector dimension		
		Huang's method <sup>[2]</sup>	Nezamabadi-pour's method <sup>[4]</sup>	Proposed method
10	72	4096	1944	640

표 4. 동일 조건에서의 블록 크기 변화에 따른 정확도

Table 4. Precision of the retrieved images according to block size under equal conditions.

Rank	Precision [%]	
	Block size 4×4	Block size 8×8
10	69.13	68.98
20	64.56	64.61
30	61.55	61.52
40	58.81	59.09
50	56.60	56.83
60	54.44	54.61
70	52.61	52.75
80	50.87	50.98
90	49.31	49.35
100	47.55	47.68

이용할 때의 검색 정확도 보다 1.70~2.58 % 정도의 성능 향상이 있음을 확인하였다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 블록의 분류 특성에 따라 영상의 컬러 특징 및 패턴 특징을 결합한 새로운 영상 검색 방법을 제안하였다. 제안한 방법에서는 영상을 일정한 크기의 블록으로 블록 분할을 행한 후, 분할된 블록에 대해서 블록 평균 채도를 기준으로 휘도 블록 및 색상 블록으로 블록 분류를 수행하였다. 분류된 블록의 특징에 따라 휘도 블록에서는 블록 평균 휘도 블록을 기준으로 밝은 화소 영역 및 어두운 화소 영역으로 화소 분류를 행한 후, 각 영역의 화소들을 평균함으로써 블록마다 두 가지의 블록 대표 평균 휘도를 구하였다. 그리고 컬러 블록에서도 휘도 블록과 같은 방법으로 영역 분류를 행하고, 휘도가 아닌 색상 및 채도 각각에 대해서 두 개의 블록 평균 대표 값을 구하였다. 마지막으로 모든 블록의 대표 평균 벡터들에 대해서 전체 영상에서의 결합 확률 히스토그램을 구함으로써 컬러 특징 벡터를 추출하였다. 또한 패턴 특징 벡터 추출을 위해 6가지 방향에 대해 휘도 기울기를 계산함으로써 방향성 분류를 행하였다. 분류된 6가지 블록 방향성에 대해 방향성 패턴 히스토그램을 구함으로써 전역적인 영상의 패턴 특징을 추출하

였다.

제안한 방법의 성능 평가를 위해 1,000개의 영상<sup>[4],[6]</sup>에 대해 컴퓨터 모의실험을 행한 결과 제안한 방법이 기존의 방법들보다 정확도 및 특징 벡터 차원 크기 측면에서 우수한 성능을 나타냄을 확인하였다.

#### 참 고 문 헌

- [1] Michael J. Swain and Dana H. Ballard, "Color indexing," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 7, no. 1, pp. 11-32, Apr. 1991.
- [2] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, Wei-Jing Zhu, and R. Zabih, "Image indexing using color correlogram," *Proc. CVPR97*, pp. 762-768, June 1997.
- [3] Guoping Qiu, "Color image indexing using BTC," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 12, no. 1, pp. 93-101, Jan. 2003.
- [4] H. Nezamabadi-pour and E. Kabir, "Image retrieval using histograms of uni-color and bi-color blocks and directional changes in intensity gradient," *Pattern Recogn. Lett.*, vol. 25, no. 14, pp. 1547-1557, Oct. 2004.
- [5] Yong Rui, Thomas S. Huang, and Shiu-Fu Chang, "Image retrieval: Current techniques, promising directions, and open issues," *J. Vis. Commun. Image Represent.*, vol. 10, no. 1, pp. 39-62, Mar. 1999.
- [6] J. Z. Wang, Jia Li, and Gio Wiederhold, "SIMPLcity: semantics-integrated matching for picture libraries," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell.*, vol. 23, no. 9, pp. 947-963, Sep. 2001.
- [7] D. Chen and A. C. Bovik, "Visual pattern image coding," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 38, no. 12, pp. 2137-2146, Dec. 1990.
- [8] A. Mojsilovic, H. Hu, and E. Soljanin, "Extraction of perceptually important colors and similarity measurement for image matching, retrieval, and analysis," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 11, no. 11, pp. 1238-1248, Nov. 2002.
- [9] Thomas Sikora, "The MPEG-7 visual standard for content description—an overview," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 11, no. 6, pp. 696-702, June 2001.
- [10] M. Mirmehdi and R. Perissamy, "Perceptual image indexing and retrieval," *J. Vis. Commun. Image Represent.*, vol. 13, no. 4, pp. 460-475, Dec. 2002.
- [11] Y. A. Aslandogan and C. T. Yu, "Techniques

and systems for image and video retrieval,"  
*IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 11, no. 1,  
 pp. 56-63, Jan.-Feb. 1999.

- [12] S. Sural, G. Quin, and S. Pramanic, "Segmentation and histogram generation using the HSV color space for image retrieval," *Proc. of ICIP*, vol. 2, no. 2, pp. 589-592, Nov. 2002.
- [13] D. K. Park, Y. S. Jeon, C. S. Won, S. J. Park, and S. J. Yoo, "A composite histogram for image retrieval," *Proc. of ICME*, vol. 1, pp. 355-358, Jul.-Aug. 2000.

---

저 자 소 개

---

김 태 수(학생회원)  
 제 41권 SP편 제 6호 참조

김 승 진(학생회원)  
 제 39권 SP편 제 5호 참조

이 건 일(정회원)  
 제 36권 SP편 제 4호 참조