

영상 객체의 특징 추출을 이용한 내용 기반 영상 검색 시스템

정세환^{*}·서광규^{**}

^{*}LG전자기술원 Innovation Center Digital Vision Group

^{**}상명대학교 산업정보시스템공학과

Content-Based Image Retrieval System using Feature Extraction of Image Objects

Seh-Hwan Jung^{*}·Kwang-Kyu Seo^{**}

^{*}Innovation Center Digital Vision Group, LG Electronics Institute of Technology

^{**}Department of Industrial and Information Systems Engineering, SangmyungUniversity

This paper explores an image segmentation and representation method using Vector Quantization(VQ) on color and texture for content-based image retrieval system. The basic idea is a transformation from the raw pixel data to a small set of image regions which are coherent in color and texture space. These schemes are used for object-based image retrieval. Features for image retrieval are three color features from HSV color model and five texture features from Gray-level co-occurrence matrices. Once the feature extraction scheme is performed in the image, 8-dimensional feature vectors represent each pixel in the image. VQ algorithm is used to cluster each pixel data into groups. A representative feature table based on the dominant groups is obtained and used to retrieve similar images according to object within the image. The proposed method can retrieve similar images even in the case that the objects are translated, scaled, and rotated.

Keywords : Vector Quantization(VQ), Clustering, Content-based Image Retrieval System

1. 서 론

최근 정보통신기술의 발달과 더불어 멀티미디어 정보 서비스에 대한 요구가 증가하고 있으며, 인터넷상의 정지화상 및 동영상검색, 방송제작에 사용될 VOD 서비스, 전자도서관, 의료분야 등에 응용될 수 있는 멀티미디어 검색기술에 대한 연구의 필요성이 증가되고 있다.

연구 초기에는 검색의 대상이 되는 모든 멀티미디어 데이터에 사람이 직접 색인을 첨가하고, 사용자 또한 주제를 이용하여 원하는 정보를 검색하는 텍스트기반 검색이 사용되어 왔다. 이러한 방법은 시간비용이 많이 들며, 색인을 첨가하는 사람과 검색하는 사용자의 관점이 불일치할 경우 검색의 효율성이 크게 떨어지게 된다. 또한 멀티미디어 데이터가 가지는 복잡한 속성을 텍

스트만으로는 정확하게 표현할 수 없다는 단점을 가지고 있다. 이를 보완하기 위해 멀티미디어 데이터의 내용을 대표할 수 있는 특징을 추출하여, 이를 기반으로 색인과 검출을 수행하는 내용기반 검색방법이 필요하며, 이 방법은 멀티미디어 데이터로부터 특징을 자동으로 추출하여 색인과정에 사용함으로써 데이터베이스 구축에 필요한 시간 및 인력의 소모를 줄일 수 있다는 장점이 있어 활발한 연구가 이루어지고 있다.

내용기반 영상 검색은 한 영상을 구성하는 객체들을 정확히 분할(segmentation)하여 분할된 각 객체들을 대표하는 대표특징을 추출한 후 이를 영상 검색에 이용한다면 영상에서 검색을 원하는 객체에 대한 명확한 질의가 가능할 것이다. 그런데 실제로 한 영상을 구성하는 객체들을 정확하게 분할하기란 쉽지 않다.

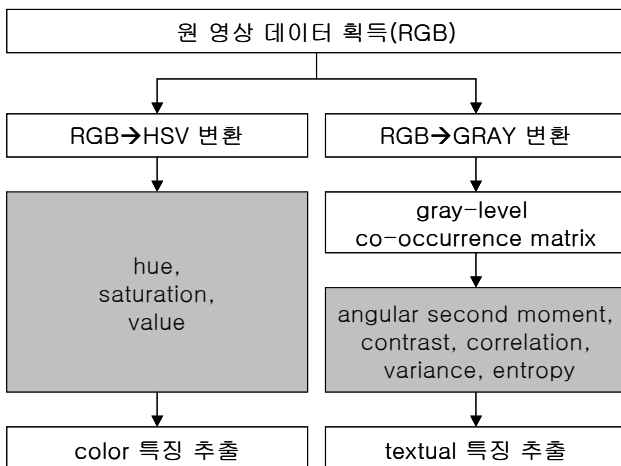
본 연구에서는 패턴의 분포에 따라 클러스터수를 자동적으로 결정하는 VQ (vector quantization) 알고리즘[2, 5]을 이용하여 클러스터링함으로써 주요 특징치를 빠르게 추출하고 한 영상의 내용을 적절하게 표현하는 대표 특징치를 추출하여 이를 영상 검색에 적용하는 연구를 수행하고자 한다.

2. 영상 특징 추출

내용 기반 영상 검색을 위해서는 멀티미디어 데이터의 내용을 대표할 수 있는 특징을 추출해야 하며, 이를 기반으로 색인과 검색을 수행해야 하는데 일반적으로 사용되고 있는 영상의 주요 특징으로는 색상, 질감, 형태 및 영상을 구성하고 있는 객체들의 공간적 위치 등이 있다.

내용 기반 영상 검색의 초기부터 사용되어온 영상의 색상 정보는 영상의 내용을 가장 잘 대표하는 특징이라 할 수 있으며, 영상내의 조명 변화나 관측 위치, 크기 변화 등에 어느 정도 무관하게 적용 가능하다는 장점을 갖고 있다. 색상 정보를 사용하는 검색 방법의 경우에는 색상 공간상에서의 거리 측정을 정확하게 하기 위하여 일반적인 색상 공간인 RGB 모델을 사용하는 대신, HSV, YIQ, YUV 등과 같은 모델을 사용한다[1, 6].

영상의 색상 정보와 더불어 매끄러운, 거친, 나뭇결 무늬, 벽돌 무늬 등과 같은 질감 정보를 특징으로 이용하면 더 좋은 검색 결과를 기대할 수 있다. 따라서, 화소단위 색상 정보 이외에 영역단위의 질감 정보를 추출하여 검색에 사용한다. 주로 이용되는 질감 특징으로는 [Gabor filters, co-occurrence features], Markov Random Field features, Fractal features 등이 있다[3, 4].



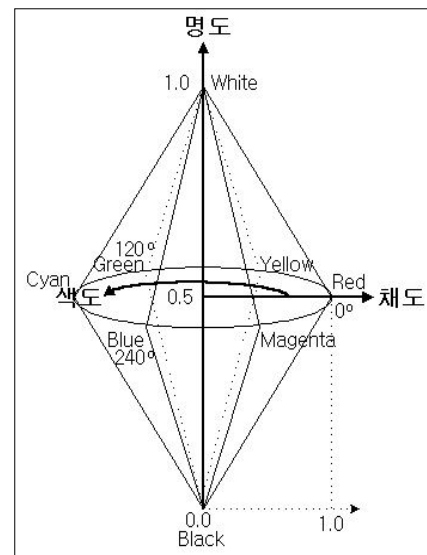
〈그림 1〉 색상 및 질감 특징 추출 과정

본 연구에서는 색상(color) 특징 추출을 위해 HSV 색상 모델을 사용했으며, 질감(texture) 특징 추출을 위해서는 co-occurrence matrix를 사용했다. 정지영상의 특징 추출과정은 <그림 1>과 같다.

2.1 색상 특징 추출

색상 특징으로는 RGB 모델을 HSV 모델로 변환하여 얻은 색도(hue), 채도(saturation), 명도(value)를 이용한다 [1, 6]. <그림 1>의 HSV 색상 공간에서 보는 바와 같이 색도는 $0^{\circ} \sim 360^{\circ}$ 의 육십분법으로 나타내며 채도와 명도는 $0 \sim 1$ 사이의 값으로 나타내어진다. 채도는 순수도를 나타내며 HSV 색상 공간에서 쌍원뿔 표면에 가까이 위치할수록 색상은 순수하며, 반대로 명도 표시축에 가까이 위치할수록 탁하다. 명도는 밝기정도를 나타내며 쌍원뿔의 아래방향으로 내려갈수록 어둡고 위로 올라갈수록 밝다.

색도 18개, 채도와 명도는 각각 3개씩으로 하며 그레이(gray) 5개를 추가하여 색상 특징치를 167개로 양자화(quantization)하여 사용함으로써 색상특징치를 단순화하였다. RGB모델에서 HSV모델로의 변환식은 식(1)-식(3)과 같다.



〈그림 2〉 HSV 색상공간

$$H = \begin{cases} \theta, & G \geq B \\ 2\pi - \theta, & G < B \end{cases} \quad \dots\dots\dots (1)$$

$$\text{여기서 } \theta = \cos^{-1} \left[\frac{\frac{1}{2} [(R-G) + (R-B)]}{\left[\frac{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}{2} \right]^{\frac{1}{2}}} \right]$$

$$S = 1 - \frac{3}{R+G+B} [\min(R, G, B)] \dots\dots\dots (2)$$

$$V = \frac{1}{3} (R + G + B) \dots\dots\dots (3)$$

2.2 질감 특징 추출

질감 특징으로는 gray-level co-occurrence matrix를 이용하여 얻을 수 있는 여러 개의 질감 특징 중 angular second moment, contrast, correlation, variance, entropy의 5개를 이용했다[7]. 질감 특징을 얻기 위해 한 영상을 7×7, 즉 49개의 영역으로 나누어 각 블록에 대해 먼저 정규화된 4방향 (0°, 90°, 45°, 135°) gray-level co-occurrence matrix를 계산한 후 이들 matrix로부터 질감특징치를 추출하여 평균함으로써 회전에 무관한 질감 특징치를 얻었다.

먼저 정규화(normalization)되기 전 matrix의 각 엔트리(entry)의 값(frequency)은 아래와 같은 정의에 의해 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} P(i, j, d, 0^\circ) &= \text{num}\{((k, l), (m, n)) \in (Ly \times Lx) \times (Ly \times Lx) \\ &\quad | k - m = 0, |l - n| = d, I(k, l) = i, I(m, n) = j\} \\ P(i, j, d, 45^\circ) &= \text{num}\{((k, l), (m, n)) \in (Ly \times Lx) \times (Ly \times Lx) \\ &\quad | (k - m = d, l - n = -d) \text{ or } (k - m = -d, l - n = d), \\ &\quad I(k, l) = i, I(m, n) = j\} \\ P(i, j, d, 90^\circ) &= \text{num}\{((k, l), (m, n)) \in (Ly \times Lx) \times (Ly \times Lx) \\ &\quad | |k - m| = d, l - n = 0, I(k, l) = i, I(m, n) = j\} \\ P(i, j, d, 135^\circ) &= \text{num}\{((k, l), (m, n)) \in (Ly \times Lx) \times (Ly \times Lx) \\ &\quad | (k - m = d, l - n = d) \text{ or } (k - m = -d, l - n = -d), \\ &\quad I(k, l) = i, I(m, n) = j\} \end{aligned}$$

$P(i, j, d, \text{방향})$: 각 방향에 대한 matrix i행 j열 entry의 값

$Lx = \{1, 2, \dots, Nx\}$, $Ly = \{1, 2, \dots, Ny\}$, $G = \{1, 2, \dots, Ng\}$

image I : $Ly \times Lx \rightarrow G$

Nx : 영상의 가로방향 픽셀수

Ny : 영상의 세로방향 픽셀수

Ng : gray levels

d : 계산에 고려할 이웃픽셀과의 거리

num : 정의를 만족하는 개수

matrix의 각 엔트리 값을 계산한 후 각 방향에 대해 아래와 같은 R값으로 각 엔트리를 나뉘춤으로써 정규화하여 4 방향(0°, 90°, 45°, 135°)에 대한 각각의 gray-level co-occurrence matrix를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} 0^\circ : R &= 2Ly(Lx-1) & 90^\circ : R &= 2Lx(Ly-1) \\ 45^\circ : R &= 2(Ly-1)(Lx-1) & 135^\circ : R &= 2(Lx-1)(Ly-1) \end{aligned}$$

다음은 위에서 얻은 matrix를 이용하여 질감특징을 얻는다. 각 질감 특징치를 계산하는 식은 식(4)-식(8)과 같다.

$$\text{AngularSecondMoment} = \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2 \dots\dots\dots (4)$$

$$\text{Contrast} = \sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j) \right\}, |i - j| = n \dots\dots\dots (5)$$

$$\text{Correlation} = \frac{\sum_i \sum_j (ij) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \dots\dots\dots (6)$$

$$\text{Variance} = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j) \dots\dots\dots (7)$$

$$\text{Entropy} = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j)) \dots\dots\dots (8)$$

여기서

$p(i, j)$: gray-level co-occurrence matrix의 (i, j)째 엔트리
 $px(i)$: $p(i, j)$ 의 행을 합하여 얻은 주변 확률 matrix에서의 i번째 엔트리

$py(j)$: $p(i, j)$ 의 열을 합하여 얻은 주변 확률 matrix에서의 j번째 엔트리

Ng : gray level

$\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$: px 와 py 의 평균과 표준편차

$$\sum_i = \sum_{i=1}^{Ng}, \quad \sum_j = \sum_{j=1}^{Ng}$$

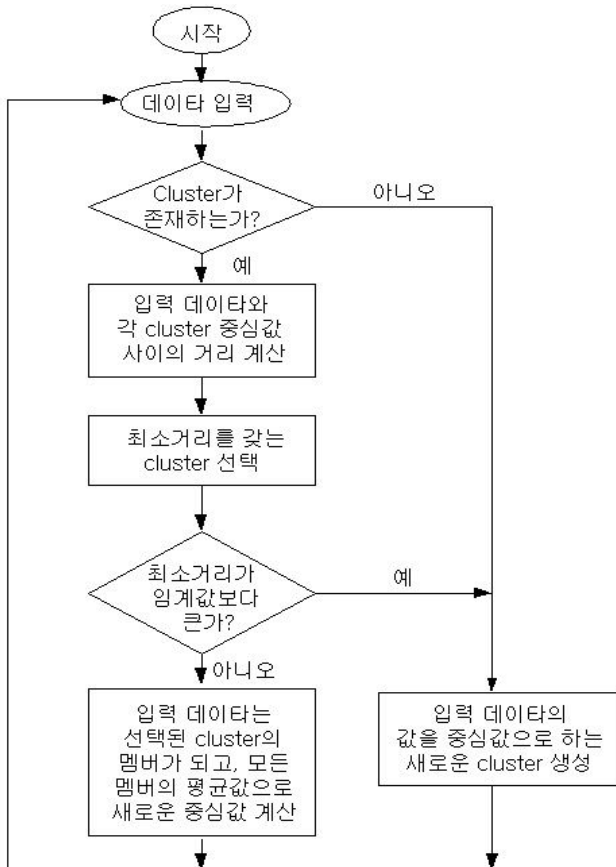
색상특징은 화소단위 특징인 반면, 질감특징은 지역단위 특징이다. 따라서 VQ를 이용하기 위해서는 특정영역의 질감특징치를 영역안의 모든 화소에 부여하는 등의 방법을 통하여 질감특징도 화소단위 특징치를 갖도록 변환한다.

본 연구에서는 각 블록의 특징치 5개를 그 블록안의 모든 화소(pixel)에 부여함으로써 색상 특징치와 더불어 각 화소는 8차원(색상특징치 3개, 질감 특징치 5개) 특징치 벡터를 갖게되며 이는 VQ를 이용한 클러스터링과정에서 입력 데이터로 이용된다.

3. 대표 특징치 추출

3.1 VQ (Vector Quantization)

VQ(Vector Quantization)[5]는 비지도 클러스터링 알고리즘(unsupervised clustering algorithm)으로서 입력 데이터들을 여러 개의 의미 있는 클래스로 나눈다.



<그림 3> VQ 알고리즘

VQ에 의한 데이터의 클러스터링 절차는 <그림 3>과 같다. 먼저, n-차원의 벡터들이 클러스터링 될 데이터로서 순서대로 입력된다. 클러스터가 존재하는가를 판별한 후 클러스터가 존재하면 어느 클러스터에 포함시킬지를 판별하고, 클러스터가 존재하지 않을 경우에는 입력 데이터를 중심값으로 하는 새로운 클러스터를 생성한다. 즉, 첫 번째 입력 데이터는 첫 클러스터의 중심값이 된다. 클러스터가 이미 존재할 경우에는 여러 클러스터 중에서 입력 데이터와 가장 가까운 거리를 갖는 클러스터가 데이터를 포함시킬 후보 클러스터가 된다. 데이터와 클러스터간의 거리계산은 식 (9)를 이용하며, M개의 클러스터 중 입력 데이터와 가장 최소거리를 갖는 k번째

클러스터의 선정은 식 (10)과 같다. 최소거리를 갖는 클러스터를 선정한 후에는 새로운 데이터를 그 클러스터에 포함시키는 것이 적합한지를 판별해야 한다. 이를 위해 미리 정해둔 임계값을 이용한다. 즉, 최소거리가 임계값보다 크면 입력 데이터를 중심값으로 하는 새로운 클러스터를 생성하고 임계값보다 작으면 입력 데이터를 최소거리 클러스터에 포함시킨 후 클러스터의 새로운 중심값을 계산한다. 클러스터의 중심값은 식 (11)과 같이 새로이 추가된 데이터를 포함한 클러스터의 모든 멤버(member)의 평균값으로 수정된다.

$$d = ||X^{(p)} - C_j|| = \left[\sum_{i=1}^N (x_i^{(p)} - c_{ji})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad \text{..(9)}$$

$$||X^{(p)} - C_k|| < ||X^{(p)} - C_j|| = \begin{cases} j=1, \dots, M \\ j \neq k \end{cases} \quad \text{(10)}$$

$$C_k = \frac{1}{N_x} \sum_{x \in S_k} X \quad \text{.....(11)}$$

여기서

$X^{(p)}$: p번째 입력 벡터,

N : 벡터 dimension

C_j : j번째 cluster의 중심값

C_k : 입력 데이터와 가장 가까운 cluster의 중심값

N_x : 클러스터 포함 멤버(데이터)수,

S_k : k번째 클러스터 집합

이와 같이 VQ는 분류될 데이터의 클러스터링 개수를 미리 정하여 주지 않아도 적절한 클러스터링 개수만큼 데이터를 자동적으로 분류한다. 이런 특징을 본 연구에 사용함으로써 영상을 구성하는 주요 객체의 수만큼 비교적 유연하게 대표 특징을 추출할 수 있었고 특징 추출시간을 줄일 수 있었다.

3.2 VQ를 이용한 객체의 대표 특징치 추출

한 화소당 3가지 색상 특징치(색도, 채도, 명도)와 5가지 질감 특징치(angular second moment, contrast, correlation, variance, entropy), 즉, 8차원 벡터의 특징치를 추출하였는데 이것은 객체의 대표 특징치 추출을 위한 데이터로 사용된다.

영상 데이터로 가로 192 화소, 세로 128 화소 영상을 사용했다. 따라서 영상이 갖는 총 화소 수는 $192 \times 128 = 24,576$ 개이므로 VQ 알고리즘 이용을 위한 입력 벡터 수는 24,576개이다. 그런데 질감 특징은 물론이고 영상에서 1~2화소정도의 인접 화소는 대체로 동일한 색상 특징을 갖는다. 즉, 모든 화소의 특징치 벡터를 모두 사용하는 것은 VQ를 알고리즘을 사용하는데 있어 많은 입력

벡터수로 인해 불필요하게 소요시간만 늘릴 뿐이다. 그래서 영상에서 수평과 수직방향으로 두 화소씩 건너 뛰면서 입력 벡터로 사용할 화소의 특징치를 샘플링(sampling)하여 한 영상 당 2,752개의 입력 벡터만 사용함으로써 VQ 이용을 위한 입력 벡터 수를 약 1/9로 줄였다. <그림 4>의 영상에서 VQ를 이용하여 추출된 주요 객체 4개의 대표 특징치는 <표 1>과 같다. <그림 4>의 영상을 구성하는 주요 객체 하늘, 집, 짚더미, 잔디에 관한 대표 특징치가 8차원 벡터(색상 특징치 3차원, 질감 특징치 5차원)로 나타남을 볼 수 있다.



<그림 4> 대표 특징치 영상

<표 1> 객체의 대표 특징치 추출 예

객체		하늘	집	짚	잔디
클러스터		1	2	3	4
멤버수		748	422	370	290
중심값	색도	0.5653	0.0576	0.0904	0.3319
	채도	0.3820	0.3025	0.4357	0.2440
	명도	0.4300	0.4014	0.6291	0.3396
	ASM	0.0151	0.0017	0.0013	0.0030
	Contrast	0.0065	0.0294	0.0399	0.0193
	Correlation	0.7690	0.6932	0.5969	0.6505
	Variance	0.0256	0.0995	0.1006	0.0601
	Entropy	0.4184	0.5901	0.6014	0.5779

4. 객체의 특징치를 이용한 영상검색

각 정지 영상에서 추출된 객체의 대표 특징치는 DB에 저장되어 영상 검색 과정에서 이용된다. 객체의 대표 특징치를 이용한 영상 검색 과정은 다음 단계와 같다.

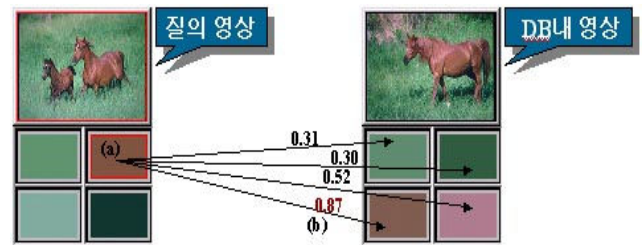
단계 1. 정지 영상내 관심 객체의 대표 색상을 색상테이블에서 선택한다.

단계 2. 데이터베이스내 각 영상을 구성하는 여러 객체들의 대표 특징치와 유사도 계산한다.

단계 3. 한 정지영상내 여러 객체들의 유사도중 최대 값을 질의영상과의 유사도로 저장한다.

단계 4. 유사도에 따라 순서대로 정지 영상 출력한다.

본 연구에서는 <그림 5>와 같이 각 영상마다 정지 영상내 객체들의 대표 특징치중 주요 대표 객체 4개를 선정하여 색상테이블에 표현하였으며, 대표 색상중 검색을 원하는 객체의 대표 색상을 선택함으로써 검색을 시작한다. 대표 색상이 선택되면 각 정지영상마다 계산해 놓은 객체들의 대표 특징치들과 유사도 계산을 한다. 유사도 계산을 위해서는 각 특징치들간의 거리계산이 필요한데 본 논문에서는 식(12)의 유클리디언 거리 계산법이 이용되었으며 유사도는 식(13)에 의해서 두 객체 특징치간의 유사도를 0-1사이의 값으로 표현했다.



(a) 질의 영상의 관심 객체 특징치를 색상으로 표현
(b) DB내 영상의 각 객체들과의 유사도 비교

<그림 5> 영상 검색 과정

$$\begin{aligned}
 d_{QD} = & w_9 [w_1 (H_Q - H_D)^2 + w_2 (S_Q - S_D)^2 + w_3 (V_Q - V_D)^2]^{\frac{1}{2}} \\
 & + w_{10} [w_4 (ASM_Q - ASM_D)^2 + w_5 (CONT_Q - CONT_D)^2 + w_6 (COR_Q - COR_D)^2 + w_7 (VAR_Q - VAR_D)^2 + w_8 (ETRP_Q - ETRP_D)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (12)
 \end{aligned}$$

여기서 Q : 질의영상에 관한 인덱스, D : DB내 영상에 관한 인덱스, H : hue, S : saturation, V : value, ASM : angular second mement, CONT : contrast, COR : correlation, VAR : variance, ETRP : entropy, w_1 - w_8 : 각 특징치에 대한 가중치, w_9 : 색상 특징에 대한 가중치, w_{10} : 질감 특징에 대한 가중치. 실험에서 $w_1=0.44$, $w_2=w_3=0.28$, $w_4=w_5=w_6=w_7=w_8=0.2$, $w_9=w_{10}=0.5$ 로 설정

$$S_{QD} = e^{-\frac{d_{QD}}{2}} \quad (13)$$

5. 실험 및 결과

실험을 위해 펜티엄III 333, RAM 128M 사양의 PC를 이용했으며, 실험 데이터로 192×128 크기의 24bit BMP, GIF, JPG 포맷의 영상 600개를 사용하였다.

본 연구에서 두 가지 실험을 하였다.

첫번째 실험으로 색상과 질감의 가중치를 변화하여 질의를 해보았다. 아래 <표 2>에서 보는 바와 같이 색상 특징만을 혹은 질감 특징만을 이용하여 검색한 결과보다 색상과 질감 특징을 혼합하여 이용한 것이 좋은 검색 결과를 보였다. 그 중에서도 색상과 질감의 가중치를 동일하게 0.5로 하는 것이 가장 좋은 결과를 나타냈다.

<표 2> 색상과 질감 특징의 각 가중치에 대한 검출결과

(테스트 영상 : ‘말’ 관련 영상, C:색상, T:질감)

검출 영상수	검출된 관련 영상 수							
	C:1.0	T:0.0	C:0.0	T:1.0	C:0.5	T:0.5	C:0.7	T:0.3
5	4		4		5		4	
10	8		4		9		9	
15	12		9		14		12	
20	12		10		16		14	

두 번째 실험으로 총 600개의 영상을 DB에 저장해 놓고 그 중 질의로 사용할 영상(장미, 말, 계곡, 일몰, 곰, 사람 영상)을 각각 20개씩 포함시킨후 각 질의 영상에 대해 검색해 보았다. DB에 저장하여 사용하는 데이터에 따라 검출율은 다소 차이가 있겠으나 본 실험에서는 대체로 높은 검출율을 얻을 수 있었다. 600개중 20개 영상을 검출한 결과, 표 3과 같이 ‘사람’ 영상의 경우 관련 영상이 18개가 검출되어 0.9의 높은 검출율을 보였으며, ‘일몰’ 영상의 경우 0.75로 다소 낮은 검출율을 보였다.

<표 3> 6종류 영상에 대한 검출결과

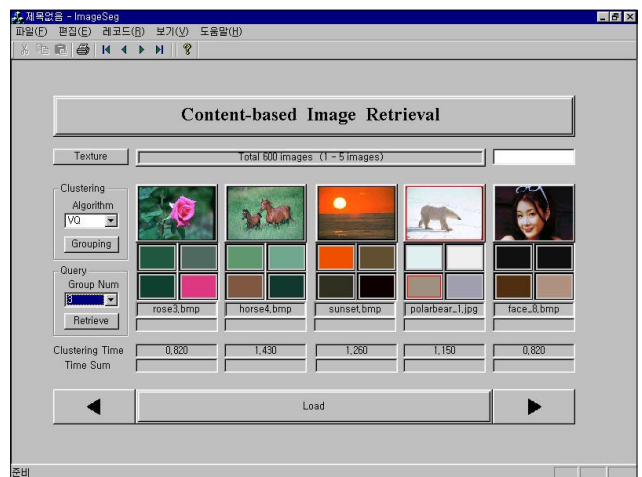
검출 영상 수	검출된 관련 영상 수					검출율					
	장미	말	계곡	일몰	곰	사람	장미	말	계곡	일몰	사람
5	5	5	5	5	5	5	1	1	1	1	1
10	9	9	10	8	10	9	0.9	0.9	1	0.8	0.9
15	13	14	15	11	13	14	0.87	0.93	1	0.73	0.87
20	16	16	16	15	17	18	0.8	0.8	0.8	0.75	0.85

내용 기반 영상 검색에서 통상 precision과 recall을 이용하여 검색성능을 판단하는데 본 연구에서는 DB에 저장된 관련영상과 검출영상 수를 20개씩으로 동일하게

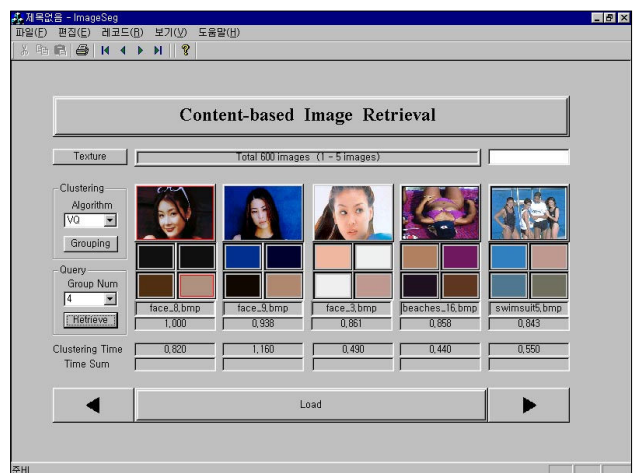
함으로써 precision과 recall에 의한 결과 수치를 동시에 나타내는 검출율을 이용했다. 계산식은 식 (14)과 같다.

$$\text{검출율} = \frac{\text{관련 영상 수}}{\text{총 검출 영상 수}} \dots\dots\dots (14)$$

개발한 검색 시스템의 초기화면은 <그림 6>과 같고, <그림 7>은 ‘사람’ 관련 영상 검색 결과이다.



<그림 6> 검색시스템 초기화면



6. 결 론

본 논문에서는 정지 영상을 구성하고 있는 주요 객체들의 대표 색상 및 질감 특징치를 VQ 알고리즘을 이용하여 빠르게 추출하였으며 한 영상의 내용을 적절하게 표현하는 대표 특징치를 내용 기반 검색에 이용함으로써 정지영상의 내용에 근거한 검색을 가능하게 했고 객체 단위 검색을 함으로써 객체의 위치, 회전 및 크기

변화에 무관한 검색을 가능하게 했다.

영상의 특징으로 색상과 질감 특징을 이용하였다. 색상 특징으로는 RGB 색상 모델을 HSV 색상 모델로 변환함으로써 얻을 수 있는 색도, 채도, 명도를 이용하였고, 질감 특징으로는 gray-level co-occurrence matrix를 이용하여 얻을 수 있는 ASM, contrast, correlation, variance, entropy를 이용했다.

추출된 색상과 질감 특징은 화소단위 특징으로 변환되며 각 화소는 8차원 (색상특징치 3차원과 질감특징치 5차원)의 벡터 특징치를 갖게 되었다. 각 화소의 8차원 벡터 특징치는 VQ 적용을 위한 입력 데이터로 사용되었으며, VQ를 이용하여 한 영상의 특징치들을 클러스터링함으로써 각 영상을 구성하는 주요 객체들의 대표 특징치를 얻을 수 있었다. VQ를 이용하여 얻은 대표 특징치는 영상 검색에 활용되었는데, 영상의 대표 특징치 중 색상 관련 특징치를 이용하여 각 영상의 주요 객체들에 대한 대표 색상을 색상 테이블에 표현하였다. 영상 안의 관심 객체를 나타내는 색상을 색상 테이블에서 선택함으로써 DB에 저장되어 있는 모든 영상의 각 객체들과 유사도 계산을 하여 검색 결과를 보여주었다.

참고문헌

- [1] Gonzalez, R. C. and Richard E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing Company, 1993.
- [2] Jung, S. -H., "Representative Feature Extraction of Objects using VQ and its Application to Content-based Image Retrieval", Korea University, Master Thesis, 1999.
- [3] Ma, W. Y. and Manjunath, B. S., "A Pattern Thesaurus for Browsing Large Aerial Photographs", Tech. Rep. ECE TR-96-10, June 1996.
- [4] Ohanian, P. P. and Richard C. D., "Performance Evaluation For Four Classes of Textural Features", Pattern Recognition, Vol.25, no.8, pp. 819-833, 1992.
- [5] Pandey, A., S., Pattern Recognition With Neural Networks in C++, IEEE Press, 1995.
- [6] Pitas, I., Digital Image Processing Algorithms, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1993.
- [7] Robert M. Haralick, K. Shanmugam, I. D., "Textural Features for Image Classification" IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Vol. SMC-3, No.6 November 1973.