

# 에지 정보에 의한 형태와 질감 및 칼라 정보를 이용한 영상 검색

이정봉\*, 이광호\*\*, 최철\*, 조성민\*, 박장춘\*  
\*건국대학교 컴퓨터.정보통신공학과, \*\*안양과학기술대학교 컴퓨터정보학부

## Image Retrieval Using Shape by Edge Feature and Texture and Color

Jeong-Bong Lee\*, Kwang-ho Lee\*\*, Ccul-Choi\*, Sung-Min Cho\*, Chang-Choon Park\*

\*Dept of Computer & Information COMM. ENG. Konkuk University

\*\*Dept of Computer & Information Anyang, Technical College

E-mail: jblee@cse.konkuk.ac.kr

### 요 약

영상 검색의 수행 방법으로 사람의 시각 시스템의 특성을 기반으로 효과적인 특징 추출 통한 계층적인 내용 기반 검색 시스템을 제안한다. 영상 고유의 특징을 얻기 위해 영상내에 존재하는 형태 정보와 질감 방향성 및 칼라 정보를 이용한다.

본 논문에서는 형태 정보의 추출을 위하여 사용자의 질의 영상에서 에지 특징 정보를 추출하고 부분 영역으로 분할된 영상에서 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)의 Contrast를 질감 특징으로 추출한다. 이들 두 특징을 이용하여 1차 분류 과정을 거치고 2차 검사에서는 보다 정확한 검색을 수행하기 위하여 1차로 분류된 후보영상들에 대하여 영상의 세부 정보인 칼라 정보를 기반으로 유사도를 측정함으로써 유사한 칼라와 형태를 가지는 영상뿐만 아니라 칼라가 다른 유사한 영상에도 효율적인 검색 성능을 보였다.

### 1. 서론

최근 멀티미디어 데이터의 증가로 인해 멀티미디어를 처리하는 응용이 급증함에 따라 많은 응용 분야에서 영상 데이터의 효율적인 저장 관리 및 검색 방법이 필수적으로 요구되어지고 있고 중요 관심사가 되고 있다.

영상 검색 방법은 크게 문자를 사용하여 영상을 표현하는 문자 기반의 접근(text-based approach)방법과 영상 자체의 정보를 이용하는 내용기반 접근(content-based approach)방법으로 나눌 수 있다.[1-2]

문자 기반의 접근 방법은 사람이 검색 대상이 되는 영상 데이터에 대하여 키워드나 텍스트를 주는데 이 방법은 주어진 텍스트나 키워드를 잘 포함하고 있다면 만족스러운 결과를 낼 수도 있지만 데이터에 대한 정확한 표현이 어렵고 방대한 영상 데이터의 특성을 수작업으로 일일이 텍스트로 표현하는데 많은 한계를 가지고 있다. 반면에 내용 기반 접근 방법은 이러한 문자 기반 접근 방법의 문제점을 해결하기 위해 영상의 칼라(color), 모양(shape), 질감(texture)등을 통해 얻어진 영상 고유의 특징 요소를 이용하고 질의를 주면 자동으로

영상을 찾을 수 있으며 특징들을 이용해 다양한 질의가 가능하기 때문에 최근에 영상 검색 방법은 내용 기반 검색으로 전환되고 있으며 2개 이상의 특징을 조합하여 보다 효과적인 검색이 가능하게 이 두가지를 동시에 이용하는 검색 방법에 대한 연구가 진행중이다.

Smith와 Chang의 영상의 칼라 Map과 질감 Map을 만들고 두 Map의 조합을 영상의 특징으로 사용하는 방법이 그 좋은 예라 할 수 있다.

이러한 방법은 영상의 특징값들을 사용하여 영상들간에 유사도를 구해 검색을 하기 때문에 특징 추출 시간과 저장 관리의 비효율성을 최소화하기 위한 영상 데이터를 대표하는 효율적인 특징 추출이 필요하다.

본 논문에서는 사람의 시각적 인지 특성을 적용하여 영상을 검색하는 방법을 제안한다. 사람은 영상을 볼 때 처음에는 영상의 개략적인 전체 에지 구성 형태를 보게 되고 그 다음에 더 상세한 부분을 보고 영상을 식별하게 된다.

따라서 본 논문에서는 사용자가 관심을 가질 수 있는 객체를 포함하는 영상이 우선적으로 검색될 수 있게 하기 위해서 질의 영상에서 영상의 형태를 잘 나타내는 에지

영상을 추출한다. 효과적인 특징 추출을 위하여 추출된 에지 정보에서 형태 정보를 추출하고 에지 정보가 두드러지는 영역에 내용 표현 요소인 질감을 추출하여 형태 결합 특징으로 사용하였고 영상의 회전과 작은 이동과 조명의 변화에 비교적 민감하지 않다는 장점을 가지는 칼라 히스토그램의 모멘트(Moment)를 칼라 특징으로 사용했다.

본 논문이 제안하는 영상 검색 알고리즘은 먼저 1단계에서는 에지 정보의 표준 편차를 구하고 추출한 에지 영상을 동일한 크기의 부분 영역으로 나눈다. 그런 후에 각 부영역이 가지는 GLCM의 Contrast들의 평균과 분산을 구한다. 이 두 특징을 기반으로 사용자가 질의한 영상과 유사한 영상을 1차적으로 데이터베이스에서 검색하여 후보 영상으로 분류하고 2단계에서는 분류된 영상들만을 대상으로 더 상세한 칼라 특징을 이용하여 상세 정보를 비교하여 최종 검색하는 계층적인 방법을 제안한다. 그림 1은 제안하는 영상 검색 시스템의 구성도를 나타낸다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에는 본 논문이 제안하는 접근 방법을 설명하고 3절에서는 실제 실험 결과를 살펴보고 4절에서는 결론 및 향후 방향을 언급한다.

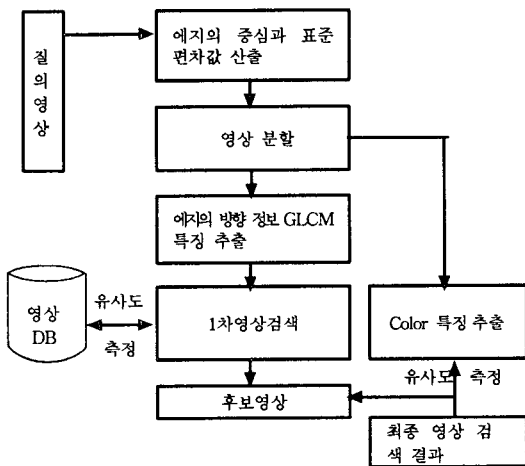


그림 1. 영상 검색 시스템의 전체 구조

## 2. 제안된 영상 검색 방법

### 2.1. 전처리 단계

질의 RGB영상의 입력으로부터 YIQ 칼라 모델로 변환한 후에 밝기(Y)를 추출해서 Grey level로 변환한다.

### 2.2. 에지 추출

#### 2.2.1. 개량형 라플라시안 마스크

에지를 추출하기 위해 상대적으로 다른 방법에 비해 에지 검출 성향이 높고 모든 방향의 에지 검출이 가능한 대표적인 2차 미분 연산자인 라플라시안(Laplacian) 마스크를 적용하여 에지 데이터를 추출한다.

본 논문에서는 기존의 라플라시안 마스크를 사용할 때에는 에지의 정보가 적게 나와서 이를 보완하고자 표 1과 같은 개량형 라플라시안 마스크를 사용하였고 결국 보다 많은 에지의 정보를 수집할 수 있었다.

-1	-1	-1	-3	-3	-3
-1	8	-1	-3	24	-3
-1	-1	-1	-3	-3	-3

(a) 라플라시안 마스크 (b) 개량형 라플라시안 마스크

<표 1> 라플라시안 마스크

#### 2.2.2. 이진화 처리

영상의 밝기의 분포를 계산하여 전체 밝기값의 평균값을 임계치로 적용하여 이보다 높은 값만 255, 낮은 값은 0으로 하여 이진 영상을 생성한다.

### 2.3. 1차 특징 추출과 분석

에지를 추출한 뒤에 식 (1), (2), (3)을 이용해서 에지에 속하는 픽셀의 위치 정보 x, y 좌표에 대한 2차 모멘트인 표준편차를 구하고 이 표준편차값은 영상의 전체적인 형태를 반영하는 특징이 될 수 있다. 그러나 이 표준편차 값만으로는 후보 영상들을 분류하기에는 부족하므로 이 분산 특징을 보완하기 위해 방향 성분에 의한 질감 특징을 이용한다. 마찬가지로 이 방향 성분도 영상의 전반적인 방향성을 잘 반영하지만 전혀 다른 공간적인 구조를 가질 경우에도 유사한 값을 가질 수 있기 때문에 질감과 에지의 분산 특징으로 이를 보완할 수 있다.

질감 특징은 질의 영상을 동일한 크기의 8×8개의 부영역으로 나누어 영상의 부분적인 세그멘테이션 효과를 가질 수 있게 한 다음 각 부영역으로부터 에지를 추정하여 그 부영역이 가지는 GLCM의 Contrast를 구한다. 이 두 특징을 추출한 뒤에 에지의 표준편차와 부영역이 가지는 Contrast 값들의 평균과 분산을 영상의 1차 특징으로 지정한다.

#### 2.3.1. 에지의 중심, 분산, 표준 편차 추출

밝기값에 따라서 다른 임계치를 적용한 에지를 추출한 영상을 식(1), 식(2), 식(3)의 공식을 이용하여 에지의  $X_{center} = x$  좌표의 중심,  $Y_{center} = y$  좌표의 중심,  $V(X) = x$  좌표의 분산,  $V(Y) = y$  좌표의 분산,  $Sd(X) = x$  좌표의 표준 편차,  $Sd(Y) = y$  좌표의 표준 편차를 각각 구한다.

$$X_{center} = \frac{\sum_{i=0}^{m-1} x_i}{xnum}, Y_{center} = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} y_i}{ynum} \quad (1)$$

xnum : 에지의 x좌표 개수 ynum : 에지의 y좌표 개수

$$V(X) = \frac{\sum_{i=0}^{m-1} (x_i - X_{center})^2}{xnum}$$

$$V(Y) = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} (y_i - Y_{center})^2}{ynum} \quad (2)$$

$$Sd(X) = \sqrt{V(X)}, Sd(Y) = \sqrt{V(Y)} \quad (3)$$

### 2.3.2. 에지 영역 검출

에지 영역을 판별하기 위해서 영상내에 존재하는 픽셀값의 변화 여부를 확인하여 에지를 검출한다. 본 논문에서 사용하는 방법은 픽셀값간의 차이를 이용하여 에지 영역을 검출하는 방법[3]으로써 전체 픽셀값의 명암도중 상위 25% 밝기를 가지는 픽셀값의 평균과 하위 25% 밝기값을 가지는 픽셀값의 평균을 계산하여 이 두평균의 차이가 임계값인 16보다 클 경우에만 부 영역내에 에지가 존재한다고 판단한다.

### 2.3.3. GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix) 특징 추출

질감은 영상에서 동일한 패턴을 가지는 영역의 특성으로 객체의 표면이 가지는 거칠 정도나 밝기 변화 정도를 나타내는 일정한 특성을 표현하기 때문에 영상의 중요한 특징이 된다.

통계적 질감 분석방법의 GLCM은 Gray level의 값으로 질감 특징을 추출하는 방법으로 거리와 방향이 일치하는 픽셀 쌍이 얼마나 자주 나타나는가, 즉 빈도수를 갖는 Matrix로서 질감 패턴상의 Gray level이 반복되는 출현 회수이다. 이 Matrix를 이용해서 공간상의 픽셀간 의존성을 분석할 수 있다.

GLCM 변환은 방향  $\phi$ , 거리  $d$ 가 주어졌을 경우

각도(angle)와 거리(distance)함수인  $P_{\phi, d}(a,b)$  표시할 수 있다. 여기서 a,b는 방향과 거리에 의해 주어지는 두 픽셀의 Gray level이며 어떤 Gray level값은 빈도  $P_{\phi, d}(a,b)$ 의 Matrix로 표현될 수 있다.

그림 2는 원 영상 데이터 값을 3 Grey level로 변환하여 315도 방향의 GLCM을 구하는 예로 거리가 1이라는 전제를 갖는다. 예를 들어  $P_{315, 1}(0,0)$ , 즉 Gray level 0,0을 가진 픽셀의 빈도수는 1이다

0	1	2	0
2	0	0	1
1	1	1	1
1	1	2	1

(a) 원영상

1	1	0
2	2	1
0	2	0

(b)  $P_{315, 1}$  GLCM

그림 2. GLCM 변환 예

본 논문에서는 검색 속도와 질감적 특징의 효율을 고려하여 에지를 가지는 부분 영상만 해당 GLCM을 구하고 구한 부분 영상의 256 Grey level을 16 Grey level로 변환한다. 16 Grey level로 줄인 영상은 시각적으로도 거의 손실이 없었기 때문이다. 방향은 실험 결과에서 성능이 우수한 315도 방향을 선택하였다.[4]

얻어진 Matrix를 이용하여 통계적 방법의 질감 특징을 추출하여 질감 분석을 하기 위한 질감 특징으로는 Contrast, Energy, Entropy, Homogeneity 등을 들 수 있다. 본 논문에서는 그 중 Contrast를 질감의 특징으로 이용하였고 명암도 차이의 분포가 크게 나는 픽셀 수가 많을수록 이 특징값은 큰값을 가진다. 식(4)는 Contrast를 구하는 식을 나타낸다.

$$\frac{1}{N} \sum_a \sum_b |a - b|^2 P_{\phi, d}(a, b) \quad (4)$$

여기서 N이란 GLCM의 총빈도수를 나타낸다.

### 2.3.4. 유사도 측정

본 논문에서 제안하는 유사도 측정 방법은 첫 번째 단계에서는 우선 식 5을 이용해 질의 영상과 데이터베이스내의 영상간의 표준편차의 Euclidean 거리인  $D_s(f_q, f_d)$ 를 계산한다. 그리고 나서 에지를 포함하는 영역과 포함하지 않는 영역의 Contrast 값에 서로 다른 가중치를 부여하여 식(6)과 같이 질의 영상  $f_q$ 와 데이터베이스내의 영상  $f_d$ 로부터 Contrast들의

평균과 분산  $\sigma$ 를 구한후에 *Euclidean*거리의 합인  $D_T(f_q, f_d)$ 을 구한다. 예지 포함 영역의 가중치  $w_0$ 는 0.7, 예지 비포함 영역의  $w_1$ 은 0.3으로 영상 내 객체의 예지 주위에 분포하는 질감 특징을 보다 더 강조한다.

이렇게 구해진 두개의 *Euclidean*거리를 이용하여 유사도를 비교함으로써 예지의 분산 정도가 유사하거나 높은 질감 유사성을 갖는 영상들을 1차 후보 영상을 분류한다. 후보 영상으로 결정되기 위한 조건은 그림 3과 같다.

I Ds 유사도가 80% 이상이고 Dt 유사도가 80% 이상인 영상
II Ds가 60%이상이지만 Dt 유사도가 90%이상인 영상
III Dt가 60%이상이지만 Ds 유사도가 90%이상인 영상

그림 3 후보영상 결정 조건

$$D_s(f_q, f_d) = |Sd(f_q, X) - Sd(f_d, X)| + |Sd(f_q, Y) - Sd(f_d, Y)| \quad (5)$$

$$\left( \begin{array}{l} D_i(f_q, f_d) = w_0 d_{TE}(f_q, f_d) + w_1 d_{NTE}(f_q, f_d) \\ d_{TE}(q, c) = \sum_i |\sigma_1(q) - \sigma_2(c)|, i = 0, 1, \dots, 15 \\ d_{NTE}(q, c) = \sum_i |\sigma_2(q) - \sigma_2(c)|, i = 0, 1, \dots, 15 \end{array} \right) \quad (6)$$

여기서  $\sigma_1, \sigma_2$ 는 질의 영상과 데이터베이스 영상의 Contrast들의 분산값이다.

### 2.4. 2차 특징 추출 및 분석

1차적으로 분류된 영상들만을 대상으로 더 상세한 칼라 특징을 이용하여 상세 정보를 비교하여 보다 정확한 영상을 검색할 수 있다.

#### 2.4.1 특징 추출

영상의 비교에 가장 많이 사용되어지는 방법중의 하나는 Swain에 의해서 제안된 칼라 히스토그램 방법이 있다.[6] 이 방법은 영상의 회전과 작은 이동 그리고 어느 정도의 가려짐에도 비교적 민감하지 않다는 장점이 있지만 조명의 변화와 영상내 물체의 크기변화에 약한 속성을 가지며 영상의 색상이나 명암도의 공간 분포 정보를 가지지 않기 때문에 전혀 다른 영상도 비슷한 칼라 분포를 가지고 있으면 유사한 영상으로 판단한다.

이러한 히스토그램의 단점을 보완하기 위한 방법들

중의 하나는 공간 정보를 이용하는 것인데 Stricker는 영상을 부분적으로 중첩(overlap)된 5개의 fuzzy영역으로 나누어 각 영역의 1차 2차 모멘트를 구하여 유사도를 계산하였다.[7] 하지만 이 방법은 영상을 5개의 퍼지 영역으로 만드는 계산과정이 복잡하다.

본 논문에서는 영상내에 존재하는 객체들의 공간 위치의 정보를 포함할 수 있도록 질의와 후보 영상들이 16개의 부영역으로 나누어지고 조명의 변화에 민감하게 반응하지 않도록 RGB 채널별로 RGB 칼라 공간을 32개의 칼라 빈(bin)으로 나누어 32단계의 칼라 범위로 양자화를 한 후에 식(7), (8)을 이용하여 나누어진 부분 영역으로부터 칼라 채널에 대한 1차 모멘트  $E_i$ 와 2차 모멘트  $S_i$ 가 추출하여 이  $S_i$ 를 칼라 특징으로 이용한다. 그림 4는 부영역이 가지는 2차 모멘트들의 구성도를 나타낸다.

S0	S1	S2	S3
S4	S5	S6	S7
S8	S9	S10	S11
S12	S13	S14	S15

그림 4. 분할된 영상의 칼라 특징

$$E_i = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} p_{ij}}{N} \quad (7)$$

$$S_i = \sqrt{V_i}, V_i = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} (p_{ij} - E_i)^2}{N} \quad (8)$$

여기서  $p_{ij}$ 는 입력 영상의  $i$  번째 칼라 채널에 대한  $j$  번째 픽셀값을 나타낸다.

#### 2.4.2 유사도 측정

본 논문에서는 물체는 주로 중앙에 있다는 가설하에 2차 검색에서 사용한 유사성 척도는 식(9)를 사용하여 1차 분류된 후보 영상들이 가지는 칼라 공간에서 5,6,9, 및 10번 부영역과 나머지 부영역들의 모멘트값에 서로 다른 가중치를 부여하여 영상 내 객체 주위에 분포하는 칼라 특징들을 보다 더 강조하여 배경을 이루고 있는 칼라 분포에 덜 영향을 받도록 하였다.

유사성 척도는 RGB 채널별로 부영역간 2차 모멘트의 *Euclidean*거리의 합을 이용해서 후보 영상들내에서 질의 영상과 60% 이상의 유사도를 가지는 영상들을 최종

적으로 추출한다.

$$D_c(f_q, f_c) = w_0 \sum_i |S(q)_i - S(c)_i| + w_1 \sum_j |S(q)_j - S(c)_j| \quad (9)$$

여기서  $w_0$ 는 0.7이고  $w_1$ 은 0.3으로 하였고  $i$ 는 5, 6, 9, 10이고  $j$ 는  $i$ 를 제외한 나머지 부영역 번호이다.

### 3. 실험 환경, 실험 결과 및 성능 분석

#### 3.1 실험 환경

본 논문에서 제안한 방법을 분석하기 위해 Windows 98 환경에서 Pentium III-450MHz PC를 사용하였고, 프로그램은 visual C++ 6.0, Microsoft Access 2000 DBMS를 이용하여 구현하였다.

본 연구에 사용된 실험 영상은 새, 자동차(승용차), 꽃(장미), 도자기, 비행기, 물고기, 건물(주택) 영상으로 총 250개의 영상으로 구성되고 각 실험 영상과 질의 영상은 RGB 칼라 RAW파일을 사용하였다. 아울러 실험에 사용된 영상들은 주로 하늘과 산, 그리고 단일색을 배경으로 한다.

제안한 방법에 대한 성능 평가를 위해 검색 방법은 하나의 질의 영상이 주어지고 그 영상과 유사한 영상이 검색 결과로 나오는 query by example 방식을 택하였고 기존의 CCV(Color Coherence Vector) 방법[8]과 GLCM 질감 특징을 이용한 방법을 본 연구에서 제안한 방법과 비교하여 실험하였다.

#### 3.2 실험 결과 및 성능 분석

영상 검색의 성능 평가를 위해서는 일반적으로 많이 사용되는 Recall rate와 Precision rate을 이용하여 측정하였다. 여기에서 Recall rate이란 영상 데이터베이스내에서 질의와 관련된 영상 중 검색된 영상의 비율이고 Precision rate이란 검색된 영상중에 질의와 관련된 영상의 비율을 의미한다.

$$Recall = \frac{R_r}{T_r} \quad Precision = \frac{R_r}{T_r} \quad (10)$$

여기서  $T_r$ 는 검색 대상 데이터 베이스 중에서 질의와 관련된 항목의 총수를 말하고  $R_r$ 은 검색된 항목중에 질의와 관련된 항목의 수를 말한다. 그리고  $T_r$ 은 검색된 항목의 총수를 나타낸다. 비교할 첫 번째 CCV방법은 영상의 각 픽셀값들이 연속적으로 분포하는가 비연속적으로 분포하는가로 나누어 칼라 정보를 표현

하는 방법으로써 연속성 기준값은 150으로 했으며 Bucket의 수는 8개로 하여 Coherent vector 8개, Incoherent vector 8개를 구하여 Euclidean거리의 합을 이용해서 유사도를 측정하였다. 두번째 비교 방법은 분할된 영상의 GLCM Contrast를 특징으로 이용하는 방법이다.

표 2 에서와 같이 제안한 계층적인 비교 검색의 효율이 CCV를 이용하는 것보다 Recall과 Precision에서 약 10%, 13%, 그리고 GLCM의 Contrast를 적용한 두 번째 방법보다 18%, 22%의 성능 향상을 가져와 더 효율적임을 알 수 있다.

그림 5와 6은 CCV와 GLCM만으로 영상 검색을 수행한 결과의 예를 보인 것으로 제일 좌측 영상이 질의 영상이고 나머지 영상들은 검색 결과 영상들이다. 실험 결과를 보면 GLCM 결과 영상으로 모양이 전혀 다른 건물 영상이 보인다.

이런 경우에 본 논문이 제안한 방법에서는 예지의 형태 정보는 차이가 나기 때문에 비슷한 GLCM 방향성의 질감 특징을 가지면서 공간적인 특성이 다른 영상을 식별할 수 있었고 반면에 날고 있는 새나 비행기의 영상과 같이 비슷한 형태를 가지는 영상들은 GLCM을 이용함으로써 보완 할 수 있었다. 이들 두 특징이 서로간에 보완적으로 작용하여 1차 후보 영상을 효과적으로 추출해낼 수 있었다.

실험 방법 \ 성능 평가	CCV	GLCM	제안한 방법
Recall	0.82	0.79	0.92
Precision	0.67	0.63	0.85

표 2. 실험 비교 결과

그림 6은 제안한 방법으로 영상 검색을 수행한 결과의 예를 보인 것으로써 제일 좌측 영상이 질의 영상이고 나머지 영상들은 검색 결과 영상들이다.

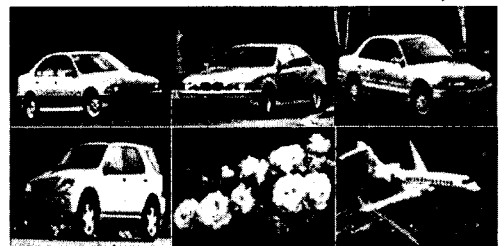


그림 5 CCV를 이용한 검색 결과 예



그림 6 GLCM을 이용한 검색 결과 예



그림 7. 제안한 방법을 이용한 검색 예

#### 4. 결론

본 논문에서는 사람의 시각 특성에 기인하여 위치 정보를 가지는 에지의 형태 특징과 GLCM으로부터 얻은 질감 특징을 사용하여 분류한 영상을 칼라 정보로 최종 검색하는 방법을 제시했다. CCV를 이용하는 방법이나 GLCM을 이용한 방법보다 더 좋은 검색 결과를 보였고 조명의 변화나 회전, 이동, 물체의 크기 변화에도 적응적임을 확인하였다. 아울러 형태 정보를 이용함으로써 사용자의 단순한 스케치에 의한 영상같이 질의 영상이 정확한 영상이 아닌 경우에도 영상 검색을 할 수 있을 것이다.

향후 연구과제로는 본 논문에서 제안한 형태 특징은 영상내의 객체 분할을 기반으로 하지 않기 때문에 영상내 배경과 객체의 정확한 분리·추출에 대한 연구가 요구되어지고 대량의 데이터베이스에서 사용자가 제시하는 스케치, 지정색, 그리고 주식등과 같은 다양한 키워드를 내용 기반 검색 방법과 효과적으로 조합하여 더욱 효율적인 검색이 가능하도록 향

후 보완할 계획이다.

#### [참고문헌]

- [1] Hidenori Yamamoto, Hidehiko Iwasa, Naokazu Yokoya, Haruo Takemura, "Content-Based Similarity Retrieval of Image Based on Spatial Color Distributions", In ICIAP99, pp.951-956, 1999
- [2] Heuer, J., Sanahuja, F., Kaup, A., "Visual Feature Discrimination versus Compression Ratio for Polygonal Shape Descriptors," Proceeding of SPIE Vol.4210, pp.82-93, 2000
- [3] 진화훈, "화소값과 DCT계수를 이용한 VIDEO OBJECT PLANE(VOD) 분할기법 연구", 원광대학교, 석사학위논문, 2000
- [4] 김진아, "내용기반 영상 데이터베이스 검색을 위한 질감 특징 추출", 창원대학교 석사학위논문, 1997
- [5] 안세정, 정성환, "가중치 특징 기반의 영상 검색 기법 연구", 창원대학교, 정보통신연구소 논문집, 5집, pp.79-85, 2000
- [6] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color Indexing", International Journal of Computer Vision. Vol7, No.1, pp.11-32, 1991
- [7] Stricker M. and Dimai A., "Color Indexing with Weak Spatial Constraints, and Storage and Retrieval for Image and Video Databases IV", SPIE Proceedings Series Vol. 2670
- [8] Greg Pass, Ramin Zabih, Justin Miller, "Computer Images Using Color Coherence Vectors", In ACM Multimedia 96, pp.65-73, 1996.
- [9] 김유선, 고병철, 이해성, 변해란, "형태 정보와 방향 정보를 이용한 2단계 상표 영상 검색", 정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용, 28권, 8호, pp. 570-581, 2001
- [10] 염성주, 김우생, "형태와 컬러 성분을 이용한 효율적인 내용 기반의 이미지 검색 방법", 한국정보처리학회논문지, 3권, 4호, pp.733-744, 1996