

# 편각 차분에 의한 중첩 윤곽선과 질감을 이용한 영상 검색

이정봉\*, 김현종\*\*, 박장춘\*

\*건국대학교 컴퓨터.정보통신공학과, \*\*여주대학 컴퓨터 사이언스학과

email:jblee@cse.konkuk.ac.kr

## Image Retrieval using Interleaved Contour by Declination Difference and Texture

Jeong-Bong Lee\*, Hyun-Jong Kim\*\*, Chang-Choon Park\*

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

\*\*Dept of Computer Science. Yeojoo Collage

### 요 약

영상 검색의 수행 방법으로 사람의 시각 시스템의 특성을 기반으로 웨이블릿 변환의 고주파수 에너지와 형태학적 필터링을 이용하여 분할된 객체의 효과적인 특징 추출을 통한 계층적인 검색 시스템을 제안한다. 영상 고유의 특징을 얻기 위해 객체의 형태 정보와 질감(texture) 방향성 및 칼라 정보를 이용한다. 본 논문에서는 객체의 형태 정보의 추출을 위하여 사용자의 질의(query)영상에서 객체의 윤곽선의 편각차분 변동율에 의한 형태 특징 벡터를 추출하고 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 세부 정보인 칼라 정보를 기반으로 유사도를 측정함으로써 유사한 칼라와 형태를 가지는 영상뿐만 아니라 칼라가 다른 유사한 영상에도 효율적인 검색 성능을 보였다.

### 1. 서론

최근 많은 응용 분야에서 영상 정보의 효율적인 검색 방법이 요구되어지고 있고 중요 관심사가 되고 있다. 이를 위한 영상 자체의 정보를 이용하는 내용기반 검색(content-based retrieval) 방법들에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.[1] 초기의 검색 방법은 주로 전체 영상에 대한 특징값들을 사용하여 검색을 하기 때문에 영상 정보를 대표하는 효율적인 특징 추출이 필요하며 영상내의 주요 객체에 대한 정보를 고려하지 않으므로 유사한 영상을 검색하는 수행은 어렵다는 단점을 가졌다.

따라서 본 논문에는 사람의 시각적 인지특성을 적용하여 사용자가 관심을 가질 수 있는 객체를 포함하는 영상이 우선적으로 검색될 수 있게 하는 방법을 연구하였다. 아울러 사람은 영상을 볼 때 처음에는 영상의 개략적인 형태 구성의 윤곽선을 보게 되고 그 다음에 더 상세한 부분을 보고 영상을 식별하게 되므로 질의영상에서 객체를 분리한 후에 형태 정보를 추출하여 객체의 특징을 기술하는데 이용한다.

형태를 기술하기 위한 방법으로는 Iivarinen등이 제안한 체인코드의 8방향 정보를 이용한 NCCH[2]와 윤곽선상의 곡률이 큰 점이나 윤곽선을 다각형으로

근사화한 convex를 이용하여 이 특징점과 무게 중심사이의 거리함수를 제시하는 방법[3]등이 있다. 그 밖에 회전과 크기 변화에 불변하는 특징을 구하기 위해 CFR(Contour Fluctuation Ratio)를 정의한 후에 윤곽선상의 모든 점을 분할 시작점으로 하는 중첩된 윤곽선 세그먼트를 이용하는 방법[4]가 있다.

본 논문에서는 이러한 형태 정보뿐만 아니라 질감 특징을 추출하여 공간적 형태의 결합 특징으로 사용함으로써 사용자가 질의한 영상과 유사한 영상을 1차적으로 데이터베이스에서 검색하여 후보 영상으로 분류하고 분류된 영상들만을 대상으로 영상의 회전과 작은 이동과 조명의 변화에 비교적 민감하지 않다는 장점을 가지는 칼라 히스토그램과 같은 상세 정보를 비교하여 최종 검색하는 계층적인 방법을 제안한다.

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

### 2. 제안된 영상 검색 방법

#### 2.1 전처리 단계

질의 RGB영상을 YIQ 칼라 모델로 변환한 후에 luminance(Y)를 추출해서 그레이 레벨로 변환한다.

## 2.2 객체 분리

### 2.2.1 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환은 임의의 함수를 시간-주파수 영역에서 국부성을 갖는 웨이블릿 기저 함수의 선형 결합으로 표현하는데 기저 함수를 이동하고 확장함으로써 주파수 영역에 따른 다해상도(multi-resolution)를 갖게 된다. 웨이블릿 변환의 일반적인 수식은 다음의 식(1)과 같다.

$$\psi_{ab}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (1)$$

여기서  $\psi(x)$ 는 원형 웨이블릿 함수로 scale 변수  $a$ 만큼 확장, 이동 변수  $b$ 만큼 이동하여 기저함수가 생성된다. 웨이블릿 변환을 수행하면 하나의 저대역 부밴드와 수평, 수직 대각선의 방향으로 에지 성분을 가지는 3개의 고대역 부밴드를 얻을 수 있다.

### 2.2.2 형태학적 연산

두가지 기본 연산인 dilation인  $\delta_n(f)$ 과 erosion인  $\varepsilon_n(f)$ 를 조합해서 적용하는 형태학적 필터링은 크기가 작은 부분을 제거하여 배경과 객체로 분리된 영상을 단순화 시켜준다. 그러나 이러한 방법으로 영상을 단순화시키면 원래의 에지 정보가 손상된다. 따라서 에지를 보전하기 위해서 식(2)와 (3)으로 정의되는 geodrsic dilation, erosion 조합 연산을 적용한 재구성(reconstruction)에 의한 open/close 필터링을 이용한다.

$$\delta^{(1)}(f, r) = \text{Min}\{\delta_1(f, r), \varepsilon^{(1)}(f, r)\} \quad (2)$$

$$\text{open: } \delta^{(\text{rec})}(\varepsilon_n(f, r), r), \text{ close: } \varepsilon^{(\text{rec})}(\delta_n(f, r), r) \quad (3)$$

여기서  $r$ 은 기준 신호를 의미한다.

### 2.2.3 객체 영역 검출

관심 물체를 상관없는 배경으로부터 검출하기 위해 먼저 고주파 부대역들간의 평균으로부터 에지 영상을 얻어온다. 그런 후에 추출된 에지에서 배경과 객체를 분리하기 위해 에지 영상의 웨이블릿 계수값을 제공하여 식(4)를 이용해 구한 평균 에너지를 비교하여 작은 값을 제거함으로써 배경을 분리한다. 그런 후에 이진 영상을 생성한다.

$$En(i) = \frac{1}{N} \sum_{g=0}^{N-1} [W(g)i]^2 \quad (4)$$

이러한 과정을 통해 배경과 분리된 객체 영역의 영상이 얻어지지만 영상의 배경에 있는 잡음을 제거하고 크기가 작은 어두운 홀(hole)들을 채우고 객체의

에지를 보다 매끄럽게 연결시켜 주기 위해 결과 영상이 더 이상 변화가 없는 안전한 상태가 될 때까지  $r$ 이 입력 영상으로 주어지는 open/close연산을 반복 수행하여 영상을 재구성한 다음 레이블링을 한다.

영상 내 존재하는 두드러진 대상물 위주의 질의를 하기 위해서 가장 큰 면적을 가지는 객체를 선정한다. 그림 1의 (a)-(c)는 원 영상에 대하여 객체와 배경을 분리한 결과를 보여준다.



(a) (b)



(c) (d) (e)

그림 1 객체와 윤곽선 추출 과정

## 2.3 1차 특징 추출과 분석

검출한 객체에서 윤곽선을 구한 후에 [4]의 방법을 기반으로 하여 이 윤곽선에 적응적 편각 차분 벡터를 구하여 회전, 크기의 변화 및 위치 이동에 무관한 형태 특징 벡터를 제안하고 객체의 전체적인 형태를 반영하는 특징으로 사용하였다.

### 2.3.1 편각 차분 함수

편각 차분 함수는 회전에 영향을 받지 않는 방식으로 어떤 점  $P$ 를 중심으로 앞 뒤  $N$ 점 떨어진 점을 연결한 직선이 이루는 각  $\theta$ 를  $P$ 의 점에서의 편각 차분이라고 정의한다.

### 2.3.2 형태 특징 벡터의 추출

먼저 윤곽선의 전체 길이  $L$ 을  $L$ 에 대한 비율로 정규화된 일정한 길이  $l$ 로 분할한다. 이 경우에 윤곽선 세그먼트의 길이가 길면 윤곽선의 국소적인 변화에 둔감해지며 반대로 짧아질수록 윤곽선의 국소적인 변화에 민감해질 수가 있으므로 적절한 길이  $l$ 의 선택이 필요한데 본 실험에서는  $l$ 의 기본값은  $L/11$ 로 지정하였고 또 다른 길이 단위로 7, 13을 두어 검색 시작시에 선택 사항으로 남겨 둔다.

분할이 되고 나서는 정해진 분할점에서 각각의 해당 편각 차분  $DS(l, S_i)$ 를 구한다. 그리고 객체 윤곽선 모양에 더욱 근접하는 앞 뒤 직선사이의 편각 차분을 구할 수 있도록 분할점의 위치는 세그먼트 구간내에서 이동을 할 수 있도록 하였는데 그 방법은 만약 분할된 세그먼트 구간의 곡선과 직선간의 길이 비율을 조사하여 특정 임계치를 넘어서 윤곽선의 굴곡이 커진다면 그림 2와 같이 직선의 중심점에서의 법선과 교차하는 곡선상의 점 (P+1)'로 분할점을 이동하여 앞 뒤 연결 직선의 편각 차분을 구하였다.

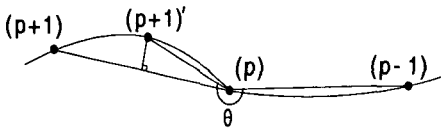


그림 2 분할점 이동에 따른 편각 차분

그런 다음  $DS(l, S_i)$ 를 식(5)에 의해 10개의 bin으로 이루어지는 10차원 윤곽선 세그먼트의 편각 벡터  $V_i(S_i)$ 로 변환하고 식(6)을 이용하여 개별 윤곽선 세그먼트의 편각 벡터의 누적 합으로 전체 윤곽선의 특징 벡터  $V_l$ 를 구한다.

$$V_i(S_i) = [v_k] \quad k=0,1,\dots,8,9 \quad (5)$$

$$v_j = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{DS(S_i)}{360} \times 10 = j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$V_l = \sum_{i=0}^l V_i(S_i) \quad (6)$$

각각의 세그먼트가 갖는 편각 벡터의 누적 bin도를 특징으로 하기 때문에 객체가 회전되어도 이 누적 bin도는 변하지 않으므로 회전에 무관한 특징값을 추출할 수가 있었다. 아울러 편각 차분 방식은 임의의 위치에 객체가 이동하여도 그 값은 변하지 않으므로 위치에 대하여 불감성을 가지고 있다.

그러나 이 형태 특징만을 가지고는 후보 영상들을 분류하기에는 부족하므로 다음과 같이 방향 성분에 의한 질감을 이용하여 보완하고 마찬가지로 이 방향 성분도 객체의 전반적인 방향성을 잘 반영하지만 전혀 다른 공간적인 구조를 가질 경우에도 유사한 값을 가질 수 있는 성질로 인하여 두 특징을 결합하여 영상의 1차 특징들로 지정한다.

### 2.3.3 GLCM 질감 특징 추출

통계적 질감 분석방법의 GLCM은 방향  $\phi$ , 거리  $d$

가 주어졌을 경우 각도와 거리함수인  $P_{\phi, d}(a,b)$  표시할 수 있다. 여기서 a,b는 방향과 거리에 의해 주어지는 두 픽셀의 그레이 레벨이며 bin도  $P_{\phi, d}(a,b)$ 의 Matrix를 이용해서 공간 상의 픽셀간 의존성을 분석할 수 있다.

본 논문에서는 객체 영역을 검출한 뒤에 객체 영역의 장축과 단축을 이용하여 그림 1-(d)처럼 객체를 둘러 감싸는 bounding box를 구하여 질의 영상의 동일한 위치에 씌워서 겹친 후에 픽셀값을 16 그레이 레벨 공간으로 양자화를 한다. 여기서 방향은  $315^\circ$ 를 선택하였다. 생성된 Matrix를 이용하여 질감 분석을 하기 위한 질감 특징으로는 Contrast를 이용하였다. 식(7)은 Contrast를 구하는 식이며 GLCM의 총bin도수  $N$ 으로 나누어서 크기의 변화에 Contrast값이 민감하게 반응하지 않도록 한다.

$$\frac{1}{N} \sum_a \sum_b |a-b|^2 P_{\phi, d}(a,b) \quad (7)$$

### 2.3.4 유사도 측정

첫 번째 단계에서는 우선 식(8)을 이용해 질의 영상과 데이터베이스내의 영상간의 형태 특징 벡터의 중복도  $O_i(f_q, f_d)$ 를 계산하고 식(9)와 같이 질의 영상  $f_q$ 와 데이터베이스내의 영상  $f_d$ 로부터 Contrast인  $\sigma$ 의 Euclidean거리의 합인  $D_i(f_q, f_d)$ 을 구하여 형태 정도가 유사하거나 높은 질감 유사성을 갖는 영상들을 1차 후보 영상을 분류한다. 후보 영상으로 결정되기 위한 조건은 그림 3과 같다.

I Ov 유사도가 80% 이상이고 Dt 유사도가 80% 이상인 영상 II Ov가 60%이상이지만 Dt 유사도가 90%이상인 영상 III Dt가 60%이상이지만 Ov 유사도가 90%이상인 영상
---

그림 3 후보영상 결정 조건

$$O_i(f_q, f_d) = \sum_{i=0}^9 \min(V_i(f_q), V_i(f_d)) \quad (8)$$

$$D_i(f_q, f_d) = |\sigma(f_q) - \sigma(f_d)| \quad (9)$$

### 2.4 2차 특징 추출 및 분석

1차적으로 분류된 영상들만을 대상으로 칼라 특징을 이용하여 상세 정보를 비교함으로써 보다 정확한 영상을 검색할 수 있는데 본 논문에서는 RGB 칼라를 사

람의 시각 특성과 비슷한 HSI 칼라 공간으로 변환하여 칼라 공간을 Intensity에 관계없이 Hue는 6개, Saturation은 2개의 그룹으로 나눔으로써 총 12개의 칼라 빈으로 양자화를 하였는데 그 이유는 Hue 값은 60°를 경계로 해서 다른 칼라로 변하며 Saturation 값은 2개의 값만으로도 그 정보를 충분히 표현할 수 있기 때문이다.

칼라 특징으로는 객체로부터 평균 칼라 히스토그램을 추출하여 2차 특징으로 하였고 영상 내 칼라 공간 정보를 표현하였다. 유사도 측정은 객체의 12개의 칼라 빈에 해당하는 칼라 히스토그램에 대한 중복도를 계산한 다음 후보 영상들 내에서 질의 영상과 60%이상의 유사도를 가지는 영상들이 최종적으로 추출된다.

### 3. 실험 환경, 실험 결과 및 성능 분석

#### 3.1 실험 환경

본 논문에서 제안한 방법을 구현하기 위해 Windows 98 환경에서 visual C++ 6.0, Microsoft Access 2000 DBMS를 이용하여 구현하였다. 본 연구에 사용된 실험 영상은 새, 자동차, 꽃, 도자기, 비행기, 물고기, 건물 영상으로 총 250개의 영상으로 구성되고 각 실험 영상과 질의 영상은 RGB 칼라 RAW파일을 사용하였다.

검색 방법 대한 성능 평가를 위해 query by example 방식으로 기존의 전체 영상에 대한 웨이블릿에 GLCM을 적용한 방법과 제안한 방법을 비교하여 실험하였다.

#### 3.2 실험 결과 및 성능 분석

영상 검색의 성능 평가를 위해서는 일반적으로 많이 사용되는 Recall rate와 Precision rate를 이용하여 측정하였다. 비교한 방법은 고대역 부밴드의 1차 모멘트와 저대역 부밴드의 Contrast를 결합한 특징을 이용하는 방법으로 표 1에서와 같이 제안한 계층적인 검색의 효율이 Recall과 Precision에서 약 9%, 10%의 더 나은 성능 향상을 가져와 효율적임을 알 수 있다.

실험 방법 성능 평가	WT+GLC M	제안한 방법
Recall	0.86	0.95
Precision	0.78	0.88

표 1 실험 비교 결과

그림 4는 제안한 방법으로 도자기에 대해 세그먼트 길이를 L/11로 지정하여 영상 검색을 수행한 결과의

예를 보인 것으로써 제일 좌측 영상이 질의 영상이고 나머지 영상들은 검색 결과 영상들이다.

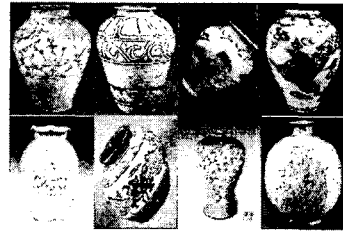


그림 4 검색된 결과 영상의 예

### 4. 결론

본 논문에서는 사용자가 원하는 물체를 포함하는 영상을 얻을 수 있도록 사람의 시각 특성에 기인하여 객체의 특징 공간에서 검색하는 방법을 제시하였다. 편각 차분 벡터의 각 성분값을 전체 윤곽선 길이에 대한 비율로 정규화 하는 중첩된 윤곽선으로 객체의 형태를 기술하며 질감과 칼라 정보를 형태 정보에 조합하여 이용하였다. 실험 결과 기존의 방법에 비해 만족스러운 결과를 보였고 물체의 크기 및 회전, 이동 변화에 적응적임을 확인할 수 있었다.

향후 연구과제는 새로운 영상 분할 cues에 대한 연구가 요구되어지고 객체간의 상호관계를 고려하여서 더욱 효율적인 검색이 가능하도록 향후 보완할 계획이다.

### 참고 문헌

- [1] T. J. Kwon, J. M. Lee, Content-Based Image Retrieval Using Shape Feature, Proc. of the CMC2001, 2001.
- [2] j.livarinen, M. Peura, I. Sarela, and a. Visa, "Comparsion of Combined Shape Descriptors for Irregular Objects," Proc. of the 8th British Machine Vision Conference, BMVC'97, Vol.2, pp.430-439. 1997.
- [3] C.C Chang, S.M Hwang, and D.J. Buehrer, "A Shape Recognition Scheme Based on Relative Distances of Feature Points from the Centroid," Pattern Recognition, Vol.24, pp.1053-1063, 1991.
- [4] 김민기, "윤곽선 변동율을 이용한 물체의 2차원 형태 기술", 멀티미디어학회 논문지, 제5권, 제2호, pp.158-166, 2002.