
Wavelet 변환 영역에서 칼라 정보와 GLCM 및 방향성을 이용한 영상 검색

이정봉*

**건국대학교

Image Retrieval Using Color Feature and GLCM
and Direction in Wavelet Transform Domain

Jeong-Bong Lee[†]

[†]Konkuk University

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

요 약

본 논문에서는 효과적인 특징 추출을 기반으로 한 계층적인 검색 시스템을 제안한다. 조명 변화 및 영상의 이동과 크기 변화 그리고 회전과 같은 기하학적 변형에도 강한 속성을 가지는 영상 검색을 할 수 있도록 사용자의 질의 영상을 웨이블릿(Wavelet) 변환을 한 후 동일한 크기의 부영역으로 나누어진 저대역 부밴드에서 칼라의 특징으로 추출된 모멘트와 절감 특징인 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)의 Contrast를 사용해 유사 영상들의 1차 분류 과정을 거친다. 보다 정확한 검색을 수행하기 위해 1차 분류된 후보 영상들에 대해 고대역 부밴드에서 추출된 수평, 수직, 대각선 방향별 에너지(Energy)를 기반으로 한 에너지의 상대적인 성분 분포의 비교가 수행됨으로써 효율적인 영상 검색 결과를 보였다.

ABSTRACT

In this paper, hierarchical retrieval system based on efficient feature extraction is proposed. In order to retrieve the image with robustness for geometrical transformation such as translation, scaling, and rotation. After performing the 2-level wavelet transform on image, We extract moment in low-level subband which was subdivided into subimages and texture feature, contrast of GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix). At first we retrieve the candidate images in database by the ones of image. To perform a more accurate image retrieval, the edge information on the high-level subband was subdivided horizontally, vertically and diagonally. And then, the energy rate of edge per direction was determined and used to compare the energy rate of edge between images for higher accuracy.

키워드

웨이블릿 변환, 영상검색, GLCM, 방향성

I. 서 론

최근 멀티미디어 데이터의 증가로 인해 멀티미디어를 처리하는 용·용이 급증함에 따라 많은 용·용 분야에서 영상 데이터의 효율적인 저장 관리 및 검색 방법이 필수적으로 요구되어지고 있다. 따라서 이러한 영상 데이터베이스로부터의 효과적인 영상 검색이 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 연구가 진행중이다.

이 방법은 영상의 특징값을 사용하여 영상들 간에 유사도를 구해 검색을 하기 때문에 영상 데이터를 대표하는 효율적인 특징 추출이 필요하다. 공간 영역상에서 특징의 추출을 시도한 기존의 방법들이 가지는 특징 추출 시간과 저장 관리의 비효율성을 최소화하기 위해 공간 영역상에서 영상 처리보다는 영상의 변환 영역상에서의 연구가 필요하다.[3]

따라서 본 논문에서는 변환 영역상에서 영상의 효율적인 특징 추출 방법을 제안한다. 영상의 내용 표현 요소인 칼라와 질감과 그리고 에지 정보의 방향성 특징을 추출하여 데이터 베이스내 영상을 검색하는 시스템을 구현했다.

먼저 1단계에서 웨이블릿 변환후 얻어진 칼라 특징과 질감 정보인 GLCM의 특징을 이용하여 영상을 1차적으로 분류하고 2단계에서는 분류된 영상들만을 대상으로 에지 방향성의 분포비의 합을 이용하여 사용자가 질의한 영상과 유사한 영상을 데이터베이스에서 최종 검색하는 계층적인 방법을 제안한다. 그림 1은 제안하는 웨이블릿 변환 영역에서 영상의 특징을 이용한 영상 검색 시스템의 구조도를 나타낸다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II절에는 본 논문이 제안하는 접근 방법을 설명하고 III절에서는 실제 실험 결과를 살펴보며 IV절에서는 결론 및 향후 방향을 언급한다.

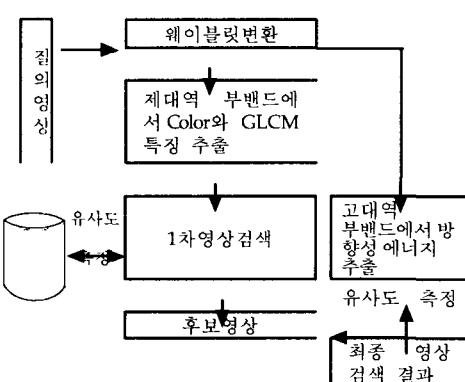


그림 1. 영상 검색 시스템의 전체 구조

II. 제안된 영상 검색 방법

2.1 웨이블릿 변환

우리에 해석에 비해서 웨이블릿 변환은 기본 함수로서 사인(sine), 코사인(cosine) 함수뿐만 아니라 좀더 복잡한 웨이블릿 모함수를 사용할 수 있고 우리에 변환에는 없는 공간에 대한 지역적인 특성을 가지고 있어 영상의 전체적인 특징까지도 분석이 가능하다.

웨이블릿 변환은 임의의 함수를 시간-주파수

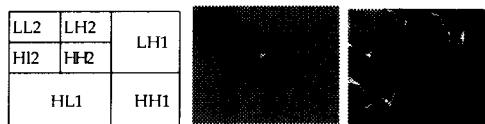


그림 2. 2단계 웨이블릿 변환 결과

영역에서 동시에 국부성을 갖는 웨이블 기저 함수(basis function)의 선형 결합으로 표현하는데 기저 함수를 이동(translating)하고 확장(dilating)함으로써 주파수 영역에 따른 다해상도를 갖게 된다.[3][4]

이처럼 웨이블릿은 영상을 주파수 대역별로 다해상도로 분해하여 분석 가능하고 영상의 위치 정보와 주파수 정보를 고려한 변환 영역에서 영상의 특징 추출 장점이 있고 비교 영상의 크기를 줄여 검색 속도의 향상을 가져 올 수 있다. 웨이블릿 변환의 일반적인 수식은 다음의 식(1)과 같다.

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

여기서 $\psi(x)$ 는 원형 웨이블릿 함수로 스케일 변수 a 만큼 확장, 이동변수 b 만큼 이동하여 기저 함수가 생성된다.

그림 2는 원영상에 대하여 2 단계 웨이블릿 변환을 수행해 웨이블릿 분할 형태를 보인 것이다. 2 단계 분할에서 하나의 저대역 부밴드 LL1 와 수평, 수직 대각선의 방향 성분을 가지는 6 개의 고대역 부밴드 LH1, LH2, HL1, HL2, HH1, HH2 가 생성된다.

2.2 1차 특징 추출과 분석

2.2.2 칼라 특징 추출

영상의 비교에 가장 많이 사용되어지는 방법 중의 하나는 Swain에 의해서 제안된 칼라 히스토그램 방법이 있다. 이 방법은 영상의 회전과 작은 이동등에 비교적 민감하지 않다는 장점이 있지만 조명의 변화와 영상내 물체의 크기변화에 약한 속성을 가지며 영상의 색상이나 명암도

의 공간 분포 정보를 갖지 않기 때문에 전혀 다른 영상도 비슷한 칼라 분포를 가지고 있으면 유사한 영상으로 판단한다.

본 논문에서는 히스토그램의 단점을 보완하기 위해 웨이블릿 변환에 가지는 크기 변화의 불변 속성을 이용하였으며 영상내에 존재하는 객체들의 공간 위치의 정보를 포함할 수 있도록 LL1 저대역 부밴드를 16개의 영역으로 나누어서 부분적인 세그멘테이션 효과를 가질 수 있게 하고 조명의 변화에 민감하게 반응하지 않도록 RGB 채널별로 RGB 칼라 공간을 32단계의 칼라 빈(bin)으로 범위를 양자화한 후에 식 (2), (3)을 이용하여 나누어진 부분 영역으로부터 칼라 채널에 대한 1차 모멘트 E_i 와 2차 모멘트 S_i 가 추출되며 이 S_i 를 칼라 특징으로 이용한다. 그림 3은 부분 영상이 가지는 2차 모멘트들의 구성을 나타낸다.

S_0	S_1	S_2	S_3
S_4	S_5	S_6	S_7
S_8	S_9	S_{10}	S_{11}
S_{12}	S_{13}	S_{14}	S_{15}

그림 3. 분할된 영상의 칼라 특징

$$(2) \quad E_i = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} p_{ij}}{N} \quad (3) \quad S_i = \sqrt{\sum_{j=0}^{N-1} (p_{ij} - E_i)^2} \quad (4)$$

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

2.2.3 GLCM 특징 추출

질감은 영상에서 동일한 패턴을 가지는 영역의 특성으로 객체의 표면이 가지는 거칠 정도나 밝기 변화 정도를 나타내는 일정한 특성을 표현하기 때문에 영상내의 다른 물체나 지역등을 식별하는데 중요한 요소로 작용한다.

통계적 질감 분석방법의 GLCM은 gray level의 값으로 질감 특징을 추출하는 방법으로 거리와 방향이 일치하는 픽셀 상의 빈도수를 갖는 Matrix로서 질감 패턴상의 그레이 레벨이 반복되는 출현 회수이다. 이 Matrix를 이용해서 공간상의 픽셀간 의존성을 분석 할 수 있다.[8]

GLCM 변환은 방향 ϕ , 거리 d가 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 level 값은 $P_{\phi}, d(a,b)$ 의 Matrix로 표현 될 수 있다. 그림 4는 원 영상 데이터 값을 3 grey level로 변환하여 315도 방향의 GLCM 을 구하는 예로 거리가 1이라는 전제를 갖는다.

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) $P_{315^{\circ}}, 1$ GLCM

그림 4. GLCM 변환 예

먼저 질의 RGB영상의 입력을 YIQ 칼라 모델로 변환한 후에 밝기(Y)를 추출해서 grey level로 변환한다. 검색 속도와 질감적 특징의 효율을 고려하여 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.[6]

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 회전된 동일한 영상일 경우에도 비슷한 값을 가지며 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 N 이란 GLCM Matrix의 총빈도수를 나타낸다.

2.2.4 유사도 측정

본 논문에서 제안하는 1차 유사도 측정 방법은 우선 칼라 특징에서는 물체가 주로 중앙에 있다는 가설하에 식 5와 같이 질의 영상 f_q 와 데이터베이스내의 영상 f_d 의 칼라 공간에서 5, 6, 9, 및 10번 부영역과 나머지 부영역들의 2차 모멘트값에 서로 다른 가중치를 부여하여 영상내 객체 주위에 분포하는 칼라 특징들을 보다 더 강조하여 배경을 이루고 있는 칼라 분포에 대한 영향을 반도록 하였다.

유사성 척도는 식 6을 이용해 RGB 채널별로 부영역간 2차 모멘트의 Euclidean거리의 합 d_m 과 부영역간 Contrast의 Euclidean거리의 합 d_c 를 이용해서 유사도를 비교하여 칼라 유사도가 80% 이상이고 동시에 Contrast 질감 유사도가 80% 이상을 만족하는 영상을 1차 후보 영상로 분류한다. 여기서 탈락된 영상들 중에 칼라 특징 유사도가 60%이내의 영상들은 Contrast 유사도가 90%이상이면 1차 후보 그룹으로 포함시켜 약한 칼라 정보를 가지는데 비해 높은 질감 유사성을 갖는 영상들이 후보 대상에서 배제

되지 않도록 하였다.

$$(5) \quad d_m(f_a, f_d) = w_0 \sum_i |S(q)_i - S(d)_i| + w_1 \sum_j |S(q)_j - S(d)_j|$$

$$\begin{cases} 1차 후보그룹 & \text{if } |d_m(f_a, f_d)| \text{ and } |d_c(f_a, f_d)| \geq 80\% \\ contrast 비교 & \text{if } |d_m(f_a, f_d)| \geq 60\% \\ 1차 후보그룹 & \text{if } |d_c(f_a, f_d)| \geq 20\% \end{cases}$$

(6)

여기서 w_0 은 0.7이고 w_1 은 0.3으로 하였고 i는 5, 6, 9, 10이고 j는 i를 제외한 나머지 부영역 번호이다.

2.3 2차 특징 추출 및 분석

1차 검색에서 분류된 후보 영상들에 대해 방향별 성분 분포비를 이용하여 보다 정확한 영상 검색을 수행한다.

2.3.1 특징 추출

각 부밴드들의 방향 성분에 대해서 수평 방향의 에지 정보를 가지는 LH2 부밴드와 수직 방향의 에지 정보를 가지는 HL2 부밴드와 그리고 대각선 방향의 에지 정보를 가지는 HH2 부밴드에서 식(7)을 이용해 웨이블릿 변환 계수의 에너지(Energy)를 구한다.

크기 변화와 회전에 대한 불변성을 가질 수 있도록 식(8), (9), (10)에 적용해 수직 에너지에 대한 수평 에너지의 성분 분포비 ϕ_{hl} 와 수직에너지에 대한 대각선 에너지의 성분 분포비 ϕ_{hd} 와 그리고 수평 에너지와 대각선 에너지의 성분 분포비 ϕ_{ld} 를 구해 각 방향 성분 분포비들의 총합 ϕ_{lth} 를 2차 특징으로 사용하였다.

$$En(i) = \frac{1}{N} \sum_{g=0}^{N-1} [W(g)_i]^2 \quad i=LH2, HL2, HH2$$

(7)

여기서 $W(g)$ 은 웨이블릿 변환 계수이다.

$$\phi_{hl} = \frac{En(HL2) - En(LH2)}{En(HL2) + En(LH2)} \times 100 \quad (8)$$

$$\phi_{hd} = \frac{En(HL2) - En(HH2)}{En(HL2) + En(HH2)} \times 100 \quad (9)$$

$$\phi_{ld} = \frac{En(LH2) - En(HH2)}{En(LH2) + En(HH2)} \times 100 \quad (10)$$

$$\phi_{lth} = \phi_{hl} + \phi_{hd} + \phi_{ld} \quad (11)$$

성분 분포비는 나누어진 방향중에 어느 방향 성분이 많이 있는가와 두 방향간 에너지의 상대적인 변화률을 나타내는데 크기 변화에 불변적

인 방향성을 얻을 수가 있다. 예를 들어 ϕ_{hl} 분포비는 수직과 수평방향중 어느 방향으로 에너지가 집중되어 있는 가를 나타내는 것으로 수직에너지가 많을수록 양수이고 그 반대의 경우에는 음수로 나타나며 수평과 수직 방향간의 에너지 차이가 커질 수록 분포비의 값은 커진다.

2.3.2 비교 분석

2차 검색에서 사용한 유사성 척도는 식 (12)를 사용하여 1차 분류된 후보 영상들에 대해서만 2차 특징값의 Euclidean거리를 구하여 비교해서 질의 영상과 가장 유사한 데이터 베이스 내의 영상들을 추출한다.

$$d(q, c) = |\phi_{lth}(q) - \phi_{lth}(c)| \quad (12)$$

III. 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.

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 웨이블릿 변환 특징만을 이용하는 방법과 웨이블릿 변환에 GLCM 질감을 결합한 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 식 (13)을 이용하여 측정하였다. 여기에서 Recall rate이란 영상 데이터베이스내에서 질의와 관련된 영상 중 검색된 영상의 비율이고 Precision rate이란 검색된 영상중에 질의와 관련된 영상의 비율을 의미한다.

$$Recall = \frac{R_r}{T} \quad Precision = \frac{R_r}{T_r} \quad (13)$$

여기서 T 는 검색 대상 데이터 베이스 중에서 질의와 관련된 항목의 총수를 말하고 R_r 은 검색된 항목중에 질의와 관련된 항목의 수를 말한

다. 그리고 T_r 은 검색된 항목의 총수를 나타낸다.

비교할 첫 번째 방법은 2단계 웨이블릿 변환을 하여 얻은 고대역 부밴드의 에너지들의 합을 특징으로 사용하고 두 번째 방법은 고대역 부밴드의 1차 모멘트와 저대역 부밴드의 Contrast를 결합한 특징을 이용하는 방법이다.

표 1에서와 같이 제안한 계층적인 비교 검색의 효율이 웨이블릿 에너지 합을 이용하는 것보다 Recall과 Precision에서 약 7%, 9%, 그리고 여기에 GLCM의 contrast를 적용한 두 번째 방법보다 4%, 2%의 성능 향상을 가져와 더 효율적임을 알수 있다.

그림 5는 제안한 방법으로 영상 검색을 수행한 결과의 예를 보인 것으로 제일 좌측 영상이 질의 영상이고 나머지 영상들은 검색 결과 영상들이다. 단, 실험에 사용된 자동차의 영상들은 주로 하늘과 산을 배경으로 한다.

표 1. 실험 비교 결과

실험 방법 성능 평가	웨이블릿	웨이블릿+GLCM	제안한 방법
Recall	0.86	0.89	0.93
Precision	0.75	0.82	0.84

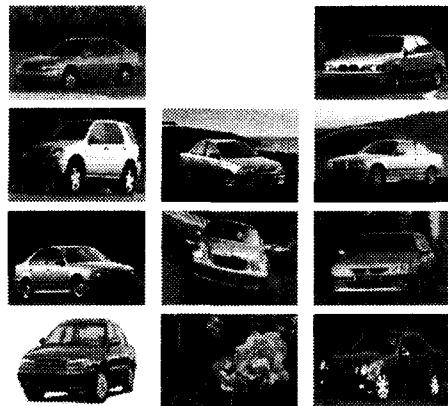


그림 5. 제안한 방법을 이용한 검색 실험 결과 예

IV. 결 론

본 논문에서는 웨이블릿 변환 영역상에서 위치 정보를 포함하는 칼라 특징과 GLCM으로부터 얻은 질감 특징을 사용하여 분류한 영상을 방향별 에너지의 성분비로 검색하는 방법을 제시했다. 웨이블릿 변환 계수만 특징값으로 이용하는 방법이나 웨이블릿에 GLCM을 결합한 방법보다 더 좋은 검색 결과를 보였다. 아울러 조

명의 변화나 회전, 이동, 물체의 크기 변화에도 적응적임을 확인하였다.

향후 연구과제로는 사용자가 관심을 가질 수 있는 객체를 포함하는 영상이 우선적으로 검색될 수 있게 하기 위해서 정확한 영상내 객체의 분리·추출에 대한 연구와 대량의 데이터베이스에서 사용자가 제시하는 스케치, 지정색, 그리고 주석등과 같은 다양한 키워드를 내용 기반 검색 방법과 효과적으로 조합할 수 있는 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] Kai-Chieh Liang, X. Wan, and C.-C. Jay Kuo, "Indexing, retrieval and browsing of wavelet compresse image data", SPIE Storage and Retrieval for Image and Video Databases V, Vol.3022, pp.506-517, Feb.1997.
- [2] John R Smith and Shih-Fu Chang, " Single Color Extraction and Image Query", IEEE International Conference on Image Processing(ICIP-1995)
- [3] M. K. Mandal "Image Indexing Using Moments and Wavelets", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.42, No.3, pp.557-565, Aug,1996
- [4] 구현모, "웨이블렛 변환 영역에서 대역간 상관 관계를 이용한 영상 부호화", 석사학위논문, 경북대학교, 1994.
- [5] 정소영, 정성환, "Wavelet 변환 영역에서 특징을 이용한 영상 검색 시스템의 구현" 창원대학교 정보통신연구소, 논문집 제 3권 ppl.45-54, 1999.
- [6] 김진아, "내용기반 영상 데이터베이스 검색을 위한 질감 특징 추출", 창원대학교 석사학위논문, 1997