

웨이블릿 변환 영역에서 주컬러 정보를 이용한 내용기반 영상 검색

하 용 구, *장 정 동, 이 태 홍

영남대학교 전자공학과, * 한국 전기 공사

Content-Based Image Retrieval using Primary Color Information in Wavelet Transform Domain

Yonggu Ha, *Jungdong Jang, Taihong Yi

Visual Communications Lab., Department of Electronic Engineering, Yeungnam University

ygha@lily.ee.yeungnam.ac.kr

요 약

본 논문은 컬러를 이용한 영상 검색 방법에 관한 것으로 영상 데이터의 효율적인 관리를 위해 먼저 전처리 단계로 웨이블릿 변환을 수행한 후 가장 낮은 저주파 부밴드 영상을 획득한다. 그리고, 변환 후 획득된 영상을 클러스터로 구분한 후, 고유치 및 고유 벡터를 이용하여 특징을 추출하여 색인 정보로 이용하였다. 클러스터링은 영상 화소의 컬러공간 상의 3차원 거리를 클러스터링의 기준으로 삼아 순차 영역 분할(Sequential Clustering) 방법을 적용하였다.

I. 서 론

현재 멀티미디어 기술과 더불어 영상 정보의 사용이 증가함에 따라 영상 데이터 베이스로부터의 효과적인 영상검색이 중요한 관심사로 대두되고 있다. 영상 데이터 베이스 검색 방법은 크게 문자기반, 내용기반, 의미론적 기반 방법으로 나눌 수 있다.

문자기반 검색은 영상 데이터들에 대해서 사람이 입력한 키워드를 이용하여 원하는 영상을 검색하는 방법이다. 의미론적 기반 검색은 의미론적인 의미를 사용하는 방법으로서 추상화된 특징들을 사용하는데 이러한 특징들은 적용 분야와 상당히 밀접한 관계를 갖고 있으므로 분야가 제한된 환경에서만 사용될 수 있다.

내용기반 영상검색 방법은 영상의 내용, 즉, 색상, 질

감, 물체의 모양, 공간적인 관계 등과 같은 영상의 특징과 속성을 자동으로 추출할 수 있다는 장점이 있다.

내용기반 컬러 영상검색에서 많이 사용되고 있는 컬러 히스토그램 방법은 영상내의 특징을 컬러의 빈도 수만으로 나타내는 것으로 히스토그램의 많은 장점에도 불구하고 공간 정보를 고려하지 못한다는 단점을 가지게 되어 유사한 히스토그램을 가진 다른 영상을 검색하게 되는 결과를 가져오게 된다.

본 논문에서는 컬러 히스토그램이 가지는 단점을 극복하는 대안으로 RGB 컬러 공간 상에서의 각 화소가 가지는 화소간 거리를 이용하여 영상을 임의의 영역으로 분할한 후, 각 영역에 대해 RGB 컬러의 분포 방향과 분포량을 고려하기 위해 분할된 각 영역 컬러의 고유벡터와 고유치를 추출하여 검색에 이용하였다. 그리고, 본 논문에서는 효율적인 영상 데이터 저장, 관리와 특징 추출에 필요한 색인 데이터량을 최소화하기 위해서 웨이블릿 변환 영역에서 추출한 특징 벡터를 이용하였다.

본 논문의 전개를 위해 2절에서는 전처리 및 웨이블릿 변환에 대해 나타내었으며, 3절에서는 순차 영역 분할 알고리즘에 대해 설명한다. 4절에서는 클러스터링된 각 영역에 대한 고유치와 고유벡터 특성에 대해 설명한다. 그리고, 5절에서는 유사도 평가에 대해서 나타내고, 마지막으로 6절에서 실험 및 결과를 분석하고 결론을 맺는다.

II. 전처리 및 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환은 에너지 압축, 다해상도 분석, 적응적인 공간-주파수창 신호 상관 제거와 같은 몇 가지 중요한 특성을 가진다. 이와 같은 특징으로 데이터 압축을 위한 분야에 많이 이용되고 있다. 그리고, 최근 들어서는 웨이블릿을 이용한 영상검색 방법이 많이 제안되고 있다. 웨이블릿 변환 방법에서는 영상 변환후 생성되는 서브밴드들을 분석함으로써 영상 정보를 얻을 수 있다. 이는 웨이블릿이라고 불리는 기본 함수를 이동하고 확장함으로써 주파수 영역에 따른 다해상도 영상을 가지게 된다.

웨이블릿 변환의 일반적 수식은 다음과 같이 정의된다.

$$WT_{f(a,b)} = \int \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)f(t)dt \quad (1)$$

변환의 기본 개념은 임의의 함수 $f(x)$ 를 시간-주파수 공간에서 동시에 지역성을 갖는 웨이블릿 기저함수의 선형 결합으로 표현하는 것이다. 식(1)에서 a 는 스케일 변수이고, b 는 이동변수이다.

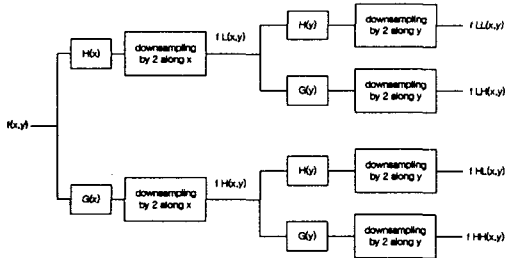


그림 1. 웨이블릿 변환

실제 영상처리에서는 그림 1과 같이 영상에 대해 저주파 필터링과 고주파 필터링을 수행하여 변환을 행하면 먼저 하나의 저주파 서브 밴드와 수평, 수직, 대각 성분을 가지는 3개의 고주파 서브 밴드를 생성하게 된다. LL영역으로 불리우는 저주파 서브 밴드는 웨이블릿 서브밴드 중에서 가장 중요한 요소이다. 그리고, 수평, 수직, 대각선 부밴드 들은 각각 영상의 수평, 수직, 대각선 방향의 에지정보를 제공한다.

본 논문에서는 변환 후 생성된 부밴드들 중에서 저주파 부밴드 만을 사용한다. 이 저주파 부밴드 영상은 원 영상의 1/4 크기이지만 원 영상이 가지는 대부분 정보를 포함하고 있기 때문에 웨이블릿 변환을 함으로써 저장공간과 처리시간 면에서 효율성이 높아 대용량 영

상데이터 베이스에 유용하게 사용될 수 있다. 본 논문에서의 검색을 위해 사용되는 클러스터링 알고리즘도 이 저주파 서브 밴드에 생성되는 영상에 대하여 행하게 된다.

III. 순차영역 분할 알고리즘

웨이블릿 변환후 획득된 저주파 밴드 영상에 대해서 영상을 동일한 특성의 영역으로 분할하기 위해 패턴인식 분야에서 사용되고 있는 순차 영역 분할 기법(Sequential Clustering)을 영상검색 기법[1]에 맞도록 변형하여 도입했다. 이 방법은 연속적으로 입력되는 영상의 화소들을 군집화(Clustering)하는 기법으로 최초 화소의 컬러 성분을 첫 번째 군집영역의 대표값으로 하고, 이 대표값과 다음 화소의 컬러 성분과의 거리를 계산하여 임의의 설정치와 비교한다. 이때 설정한 범위를 벗어나면 새로운 군집영역을 생성하게 되고, 범위 안에 있으면 해당 군집영역에 할당하게 함으로서 연속되는 영상의 화소들을 군집화 한다. 즉, 입력되는 영상의 화소 값인 f 와 군집영역 C 간의 거리를 $d(f,C)$ 로 나타내면 $d(f,C) = d(f,\bar{C})$ 가 되며, 이때 \bar{C} 는 C 의 대표값(평균값)을 나타내며, 생성된 군집영역에 입력영상의 화소의 값 f 가 할당될 때마다 해당 군집영역의 대표값을 식 (2)와 같이 적용적으로 변화시킨다.

$$\bar{C}_k^{new} = \frac{(n\bar{C}_k - 1)\bar{C}_k^{old} + f}{nC_k^{new}} \quad (2)$$

여기서 nC_k^{new} 는 입력 화소값 f 가 k 번째 군집영역에 할당된 상태에서 계산된 화소의 수를 나타내며, \bar{C}_k^{new} 및 \bar{C}_k^{old} 는 각각 입력 화소값 f 가 군집영역 C_k 에 할당되기 전과 후의 대표값(평균값)을 나타낸다. 여기서는 군집영역의 구분을 더욱 정확히 하기 위해서 군집영역 결정 루틴과 영역분할 루틴으로 나누어 최초 루틴에서는 각 영역의 대표값 즉, 컬러 평균값을 결정하고, 다음 루틴에서 영역을 분할하는 기법을 사용한다.

$$\bar{R}_k = \sum \frac{r_k}{n_k}, \bar{G}_k = \sum \frac{g_k}{n_k}, \bar{B}_k = \sum \frac{b_k}{n_k} \quad (3)$$

$$R_k = |r - \bar{R}_k|, G_k = |g - \bar{G}_k|, B_k = |b - \bar{B}_k| \quad (4)$$

$$D = \sqrt{R_k^2 + G_k^2 + B_k^2} \quad (5)$$

$$\text{Min}(TH, D) = \begin{cases} C_k, & TH \leq D \\ C_{k+1}, & TH > D \end{cases} \quad (6)$$

여기서, k 는 순차영역 분할 알고리즘에 의해 생성된 군집 영역의 수를 나타내며, n_k 는 k 번째 영역의 화소 수를 나타낸다. $\overline{R}_k, \overline{G}_k, \overline{B}_k$ 및 r_k, g_k, b_k 는 각 영역의 RGB 3채널의 평균치 및 화소의 값을 나타내며, r, g, b 는 입력되는 화소값이다.

1 단계 웨이블릿 변환된 영상에 순차영역 분할 알고리즘을 사용하여 3개의 영역으로 클러스터링 한 예를 그림 2에 나타내었다.

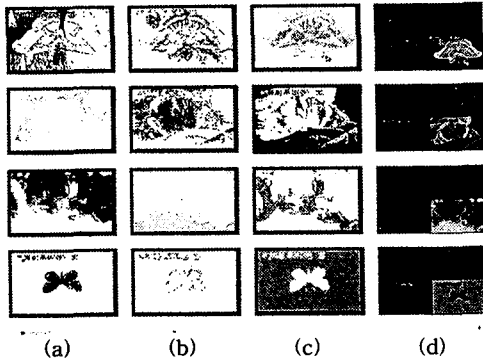


그림 2. (a) 웨이블릿변환 영상 (b) 클러스터링1
(c) 클러스터링 2 (d) 클러스터링3

IV. 분할된 영역의 각 컬러의 고유치, 고유벡터 특성

1 단계 웨이블릿 변환 수행 후 가장 낮은 저주파 부밴드에서 획득된 영상 $f(x)$ 에 대하여 각 컬러(RGB)의 대표값을 이용해 클러스터링을 실행해 각 영상마다 3개의 클러스터링된 영상 $f_i(x)$ ($i=1,2,3$)을 획득한다. 한 영상에서 생성되는 각 영역을 RGB컬러를 가지는 벡터로 보고 3개의 벡터 영상에 대해서 RGB 값에 대하여 식(7)과 같이 공분산(Covariance)을 구한다.

$$C_i = E\{(f_i - m_i)(f_i - m_i)^T\} \quad (7)$$

여기서, m_i 는 i 의 기대값이고, T 는 행렬의 전치를 나타낸다. 이렇게 구해진 공분산에 대해서 고유벡터

V_i ($i=1,2,3$)와 고유치 λ_i ($i=1,2,3$)를 구한다. C_i 는 실수값을 가지고 대칭이기 때문에 n 개의 정규 직교인 고유벡터를 찾는 것은 항상 가능하다. 여기서는 RGB 값을 가지는 3×3 의 고유벡터와 고유치를 구하게 된다. 구해진 고유치와 고유벡터는 각 영역에서 그 영역이 포함하고 있는 컬러 성분의 주된 방향과 그 방향으로의 분포량을 나타내게 된다. 고유치를 크기순으로 정렬해서 가장 큰 고유치를 선택하게 되는데, 이 가장 큰 고유치는 컬러 영상의 주요 컬러 성분을 나타내게 된다. 그림3에 RGB 컬러 공간에서 나타나는 고유벡터를 나타내었다.

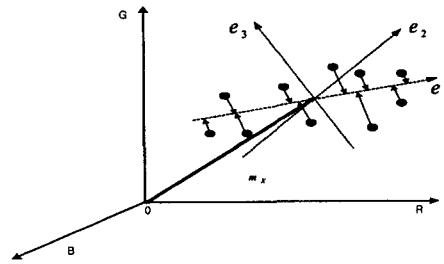


그림 3. RGB 컬러 모델상의 고유벡터

클러스터링에서 각 컬러의 평균값을 이용해 3개의 영역으로 분할하였는데, 각 영역에 속한 컬러는 동일한 특성을 가지는 컬러라고 할 수 있다. 이 동일한 컬러 영역에 대해서 RGB의 상관벡터의 고유벡터, 고유치는 이 영역이 포함하고 있는 컬러의 분포방향과 분포량을 나타내는 특징이 될 수 있다.

V. 유사도 평가

영상 검색을 위해서는 간단하면서도 효율적인 유사도를 판단할 수 있는 특징을 정의하는 것이 중요하다. 원 영상에서 3개의 영역으로 분할된 영역 영상에서 각각의 최대 고유치를 가지는 고유벡터 값과 그 고유치 값은 그 영상의 컬러 분포의 방향과 분포량을 나타내기 때문에 영상검색시 평가 방법이 될 수 있다. 영상 f 와 g 간의 유사도 측정은 식(8)과 같이 벡터간의 내적을 이용하여 측정하였다.

$$f_i \cdot g_i = \|V_{fi}\| \|V_{gi}\| \cos \theta \quad (i=1,2,3) \quad (8)$$

여기서, V_{fi} 는 영상 f 의 i 번째 클러스터의 가장 큰 고유치에 대응하는 고유벡터이다.

식(8)로부터 식(9)와 같이 두 벡터 사이의 유사도를 구할 수 있다.

$$\cos \theta = \frac{V_{fi} \cdot V_{gi}}{\|V_{fi}\| \|V_{gi}\|} \quad (i=1,2,3) \quad (9)$$

식(9)에서 구해지는 값은 비교하는 두 벡터가 같은 벡터 일 경우, 값이 1이 되고, 두 벡터의 유사성이 없을 경우에는 0에 가깝게 된다. 각 영역이 가지는 최대 고유치(λ_i :max)와 최소 고유치(λ_i :min)의 비(ratio)는 각 영상이 가지는 주요 컬러 성분의 분포도를 나타내므로 영상마다 다른 값을 가지게 된다.

VI. 실험 및 결론

본 논문에서는 펜티엄III 586 PC와 visual c++ 6.0을 이용해 실험을 실행하였다. 실험에 사용된 영상은 Berkly 대학의 "BlobWorld"시스템[5]에서 사용한 192 × 128 TIFF 영상을 사용하였다. 그리고, 질의 방법은 질의영상의 입력에 의한 질의 방법을 선택하였다. 총 데이터 베이스의 200개의 영상에 대해 질의로 20개 영상을 사용하였다. 그리고, 순차 영역 분할을 하기 위한 임계값은 실험에 의한 값인 55로 하였으며, 클러스터링 되는 영역의 개수는 3개로 고정하였다.

각 질의 영상에 대한 유사도 평가는 비교되는 고유벡터 사이의 내적과 최대/최소 고유치의 비율을 이용하여 비교하였다. 그림 4.에 검색 예를 나타내었다.

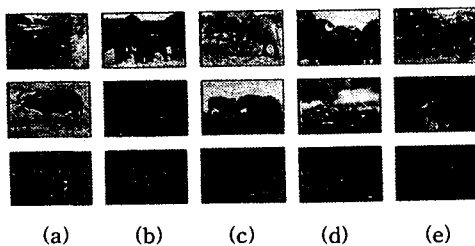


그림 4. 실험결과 영상

- (a) 질의 영상 (b) 1 순위 결과 영상
(c) 2 순위 결과 영상 (d) 3 순위 결과 영상
(e) 4 순위 결과 영상

그림4. 는 질의영상에 대해 상위 4위 안에 검색되어진 결과를 보여주는데 전체 검색 실험에서 고유벡터의 내적과 고유치의 최대/최소 비(ratio)에 대해 가중치를 두고 유사도를 평가 했을 때, 검색 결과 상위 10위 안에 검색되어진 영상을 보면 유사한 영상의 개수가 80% 이상이 되는 것을 알 수 있다. 본 논문에서는 웨이

블릿 변환 영역에서 주요 컬러의 정보를 이용하기 위해서 원 영상에 순차영역 분할 알고리즘을 적용하여 RGB 컬러 영상을 3개의 영역으로 분할하여 분할된 각 영역의 주요 컬러의 특성을 나타내는 고유치와 고유벡터를 이용해서 영상검색을 실시하였다.

분할된 영역의 고유벡터와 고유치의 최대/최소 비율은 영상에서 주된 컬러의 성분을 나타내므로 검색시에 영상의 특징이 될 수 있는 중요한 정보가 된다. 하지만 고유벡터, 고유치가 나타내는 것이 컬러 공간상에서의 각 컬러의 분포를 나타내는 것이므로, 영상자체의 공간 정보에 대한 연구가 이어져야 할 것이다.

참고문헌

- [1] Sergio theodoridos and Kostantinos Kouttroumbas, *Pattern Recognition*, Athens:Academic Press, 1999.
- [2] Rafael C. Gonzalez and Richard E.Woods, *Digital Image Processing*, Addison - Wesley Publishing Company.
- [3] 김희승, 영상인식 - 영상처리.컴퓨터 비전.패턴인식. 신경망, 생능 출판사, 1994
- [4] James Ze Wang, "Wavelet-Based Image Indexing Techniques with Partial Sketch Retrieval Capability", IEEE proceedings of the Fourth Forum on Research and Technology Advanced in Digital Libraries, 1997.
- [5] Chad Carson, Megan Thomas, Serge Belongie, Joseph M. Hellerstein, and Jitendra Malik, "BlobWorld:A System for Region-Based Image Indexing and Retrieval(longversion)", University of California, Berkeley, 1999