

질감특징들의 융합을 이용한 영상검색

정희원 천영덕*, 서상용**, 김남철***

Image Retrieval Using the Fusion of Texture Features

Young-Deok Chun*, Sang-Yong Seo**, and Nam-Chul Kim*** *Regular Members*

요약

본 논문에서는 저자 등이 질감특징으로 제안한 바 있는 BDIP(block difference of inverse probabilities) 모멘트 특징과 새로이 질감특징으로 제안하는 BVLC(block variation of local correlation coefficient) 모멘트 특징을 기존의 웨이블릿 모멘트 질감특징과 융합하여 칼라영상을 대상으로 검색하는 내용기반 검색법을 제시하였다. 효율적인 융합을 위해 각 특징벡터들에 대한 가중치는 전체 DB에서 각 특징벡터의 성분이 가지는 표준편차와 각 특징벡터가 가지는 차원과의 곱의 역수로 하였다. 시험영상으로는 Corel Draw Photo DB와 Vistex 질감영상 DB를 사용하였다. 실험결과, 제안한 검색기법은 일반영상뿐만 아니라 질감영상에서도 웨이블릿 모멘트 특징보다 7%정도 성능이 향상됨을 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

We present an image retrieval method for improving retrieval performance by effective fusion of entropy features in wavelet region and wavelet moments. In this method, entropy features are sensitive to the local variation of gray level and well extract valley and edges. These features are effectively applied to content-based image retrieval by well fusing to wavelet moments that represent texture property in multi-resolution. In order to evaluate the performance of the proposed method, we use Corel Draw Photo DB. Experiment results show that the proposed yields 11% better performance for Corel Draw Photo DB over wavelet moments method.

1. 서론

컴퓨터 및 네트워크 통신의 발달로 문자이외에 음성, 영상 등의 멀티미디어 데이터의 양은 급속하게 증가하고 있다. 이에 따라 방대한 양의 멀티미디어 데이터의 효율적인 관리와 검색이 요구되고 있다. 일반적으로 영상검색 시스템에서 사용되는 검색 기법에는 텍스트기반 검색법(text-based retrieval)과 내용기반 검색법(content-based retrieval)이 있다¹⁾. 텍스트기반 검색법은 사람이 직접 문자 키워드(key word)를 부여하여 분류와 검색을 수행하므로 방대한 양의 수작업이 필요하며 동일한 영상인 경우에도 키워드가 다르게 부여될 수 있는 문제점이 있다. 반면에 내용기반 검색법은 칼라(color), 모양

(shape), 질감(texture) 등과 같은 영상의 내용과 관련된 시각적 특징을 자동으로 추출하여 데이터 베이스(DB)를 구축하고 질의영상의 특징과 유사도를 비교하여 영상을 검색한다. 그러므로 텍스트 기반보다 효율적으로 정보를 저장 및 검색할 수 있다. 내용기반 검색을 위한 특징 중에서 칼라특징은 칼라 히스토그램, 칼라 CCV(color coherence vectors), 그리고 칼라 모멘트 특징 등이 있다¹⁾. 모양특징을 이용하는 방법에는 개체의 회전이나 패턴의 작은 변화에 덜 민감한 Chain Coded String, Fourier Descriptor, Zernike 모멘트 방법 등이 있다²⁾.

질감특징은 객체의 표면이 가지는 특성을 표현하는 것으로 영상의 내용 정보를 기술하는 가장 기본이 되는 특징 중의 하나라 할 수 있다. 질감특징으

* 경북대학교 전자전기공학부(ydchun@vcl.knu.ac.kr)

*** 경북대학교 전자전기공학부(nckim@ee.knu.ac.kr)

논문번호 : #010107-0521, 접수일자 : 2001년 5월 29일

**한국통신 멀티미디어연구소(seosy@kt.co.kr),

로는 GLCM(gray level co-occurrence matrix)에 근거한 통계적 특징들^[3]이나 마코프 랜덤 필드(Markov random field) 모델링 계수^[4], 자기상관(auto-correlation)함수^[5], Legendre 모멘트^[6] 등이 있으며, 인간 시각 특성을 잘 반영하는 가보(gabor)변환^[7]과 웨이브렛(wavelet)변환^[8]을 사용하여 영상을 다해상도(multi-resolution)로 분해하여 얻은 계수의 절대치에 대한 모멘트 등이 있다. 특히, 이들 특징은 질감정보를 주파수 대역별로 추출함으로써 비교적 우수한 검색결과를 내는 것으로 알려져 있다. 또한, 최근에 엔트로피 특성을 나타내는 질감특징으로 PIM(picture information measure)^[9] 특징을 이용한 검색기법^[10]과 BDIP(block difference inverse probabilities) 특징을 이용한 검색기법이 수행된 바 있다^[11]. 특히, BDIP 특징을 이용한 검색 기법은 영상내의 국부적 밝기 변화도와 벨리, 에지 등을 잘 검출하므로 비교적 좋은 성능을 나타낸다.

여러 가지 질감특징들을 개별적으로 사용하는 것 보다는 특성이 각기 다른 질감특징들을 분석하여 이들을 효율적으로 융합하여 사용하면 검색성능이 크게 향상됨을 기대해볼 수 있다. 이와 같은 연구로는 웨이브렛 변환계수에 대한 일반화된 Gaussian 확률밀도함수의 모델링 계수 즉, 분산과 형태 파라미터를 특징으로 하여 Legendre 모멘트 특징과 융합하여 검색한 경우^[12]와 칼라 성분들간의 상관도(correlation) 특징과 PIM 모멘트를 서로 융합하여 검색한 경우가 있다^[10]. 그런데 이와 같은 융합 방법에서 유사도는 각 특징들간 계산된 거리들의 가중합으로 계산되는데 이 때 가중치를 어떻게 설정하는 것이 효율적인지 검토되어 있지 않다. 따라서 보다 효율적인 검색을 위해서는 가중치의 설정에 대한 검토가 필요하다. 또한, 일반적으로 질감특징의 경우에는 흑백 영상에 대한 질감 특징이 주로 사용되었으나, 칼라의 각 성분영상들의 질감특징도 함께 융합하여 사용할 경우 더욱 좋은 성능을 얻으리라 기대해 볼 수 있다.

본 논문에서는 저자 등이 제안한 바 있는 BDIP(block difference of inverse probabilities) 모멘트 특징과 새로이 제안하는 BVLC(block variation of local correlation coefficient) 모멘트 특징을 기존의 웨이브렛 모멘트 질감특징과 융합하여 칼라영상을 대상으로 검색하는 내용기반 검색법을 제시한다. BVLC 특징은 이웃화소들과의 국부상관계수들의 변화량으로 특징을 추출하는 VLCC(variation of local correlation coefficient)^[13]를 블록단위로 구하여 처

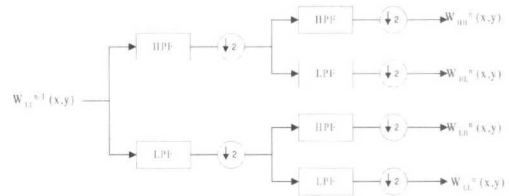
리속도를 향상시킨 것으로 영상내의 질감성분을 잘 추출하는 성능을 나타낸다. 그리고 BDIP 모멘트 특징, BVLC 모멘트 특징 및 웨이브렛 모멘트 특징을 융합시에는 각 특징벡터들에 대한 가중치를 전체 DB에서 각 특징벡터의 성분이 가지는 표준편차와 각 특징벡터가 가지는 차원과의 곱의 역수로 하였다. 실험에서는 질감특징들의 융합을 이용한 검색기법은 일반영상과 질감영상에 대해 성능이 향상됨을 확인한다.

II. 영상검색을 위한 질감특징

본 장에서는 영상검색에서 검색성능이 비교적 우수한 것으로 알려져 있는 웨이브렛 모멘트 질감특징과 BDIP 모멘트 특징, 그리고 본 논문에서 새로이 제안하는 BVLC 모멘트 특징에 대해 살펴 보기로 한다.

2.1 웨이브렛 모멘트

영상을 웨이브렛 변환하여 다해상도로 분해된 부대역 계수들의 절대치에 대한 평균과 표준편차를 영상을 대표하는 특징 값으로 정할 수 있다.



(a) 4대역 디지털 필터에 의한 웨이브렛 분해



(b) 웨이브렛 분해 과정



(c) Corel영상과 웨이브렛 분해 영상

그림 1. 웨이브렛 분해과정 및 분해영상

그림 1(a)와 (b)는 디지털 필터에 의한 4대역 웨

이브렛 분해와 한 입력영상에 대한 웨이브렛 분해 과정을 보인 것이다. $W_{LL}^0(x, y)$ 를 입력영상이라 하면 이를 반복적으로 2차원 웨이브렛 변환하여 다해상도 피라미드를 구성한다. 각 n 번째 웨이브렛 변환에서는 입력 영상 $W_{LL}^{n-1}(x, y)$ 에 수평 방향으로 저역 통과 필터 및 고역 통과 필터를 통과시키고, 변환된 계수를 간축(decimation)한다. 다음으로 수평방향으로 처리된 계수들에 수직방향으로 저역 및 고역 통과 필터를 통과시키고, 변환된 계수를 간축하면, 한 단계 더 근사화 된 영상 $W_{LL}^n(x, y)$ 와 수직, 수평 및 대각선 방향의 영상 ($W_{HL}^n(x, y)$, $W_{LH}^n(x, y)$, $W_{HL}^n(x, y)$)를 얻게 된다. 그림 1의 (c)는 Corel Draw DB의 자동차 영상을 3단계 웨이브렛 분해한 영상이다.

본 논문에서 언급하는 웨이브렛 모멘트는 웨이브렛 변환영역에서 절대치의 1, 2차 중심모멘트(central moment)로서 그림 1과 같이 표현된다.

$$\mu_m^n = \frac{1}{N_{mn}} \sum_x \sum_y |W_m^n(x, y)| \quad (1)$$

$$\sigma_m^n = \sqrt{\frac{1}{N_{mn}} \sum_x \sum_y (|W_m^n(x, y)| - \mu_m^n)^2} \quad (2)$$

여기서, n 은 웨이브렛 변환 단계를 나타내고 m 은 부밴드를 나타낸다. N_{mn} 은 mn 부밴드의 화소 수를 나타내며, μ_m^n 은 변환계수의 절대치 평균을 나타낸다. 이때, 절대치를 취한 것은 에너지와 관련된 정보를 추출하기 위함이다. 그리고 σ_m^n 은 표준편차를 나타낸다. 3차 이상의 중심모멘트는 특징벡터의 차원의 증가에 비해 효과가 크지 않으므로 잘 사용되지 않는다.

2.2 BDIP^[11]

국부화물을 이용하여 밝기의 변화뿐만 아니라 국부적 밝기까지 고려하여 벨리 및 에지들을 잘 추출하는 성능을 나타내는 BDIP는 다음과 같이 표현된다.

$$BDIP = N_B - \frac{\sum_{(i,j) \in B} I(i, j)}{\max_{(i,j) \in B} I(i, j)} \quad (3)$$

여기서, $I(i, j)$ 는 (i, j) 위치의 화소 밝기를 나타내고, N_B 는 블록내의 화소 수를 나타낸다. BDIP는 블록내의 밝기 변화가 많으면 커지고 변화가 없이 평탄한 블록이면 작아진다. 특히 국부적 밝기를 고려

하므로 벨리나 에지를 잘 추출하고 또한, 어두운 영역의 밝기 변화를 잘 추출한다. 그림 2에서는 블록내 화소값의 분포에 따른 BDIP값을 구한 것으로 화소의 밝기변화가 동일하지만 어두운 블록에서 BDIP가 크게 나타남을 알 수 있다. 이에 반하여, 영역 내 히스토그램의 최대 빈도수가 차지하는 비율을 나타내는 PIM^[9]을 그림 2 (a), (b)에 적용하면 모두 동일한 값을 가진다.

200	230	200	230
230	200	230	200
200	230	200	230
230	200	230	200

(a) 밝은 블록
(BDIP=1.05)

100	130	100	130
130	100	130	100
100	130	100	130
130	100	130	100

(b) 어두운블록
(BDIP=1.85)

그림 2. 밝은 블록과 어두운 블록에서의 BDIP 특징

내용기반 영상검색에서 복잡한 영역과 단순한 영역 등의 특성이 다른 영역들을 잘 분류하여 검색하면 높은 검색성능을 기대할 수 있다. 여기서, 두 영역의 구분은 BDIP가 높은 영역과 낮은 영역으로 하였다. 영상내의 각 블록은 엔트로피가 높은 블록과 낮은 블록으로 다음과 같이 분류한다.

$$J_h = \{ (m, n) | BDIP(m, n) > Th, (m, n) \in J \} \quad (4)$$

$$J_l = \{ (m, n) | BDIP(m, n) \leq Th, (m, n) \in J \} \quad (5)$$

여기서, J 는 전체 블록들의 인덱스의 집합이며, Th 는 영상내의 모든 BDIP의 평균값으로 다음과 같다.

$$Th = \frac{1}{N^2} \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N BDIP(m, n) \quad (6)$$

여기서, N^2 는 영상내의 블록 수를 나타낸다. 이러한 블록 분류에 따른 BDIP의 1, 2차 모멘트는 다음과 같이 구한다.

$$\mu_d^e = \frac{1}{N_e} \sum_{(m,n) \in J_e} BDIP(m, n) \quad (7)$$

$$\sigma_d^e = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{(m,n) \in J_e} (BDIP(m, n) - \mu_d^e)^2} \quad (8)$$

여기서, e 는 상위 BDIP 블록 또는 하위 BDIP 블록 부류를 나타내며 N_e 는 상위 BDIP 블록 수 또

는 하위 BDIP 블록의 수를 나타낸다.

BDIP 모멘트를 이용한 검색에서 특징벡터의 각 성분은 다음과 같다.

$$f = [\mu_d^h, \mu_d^l, \sigma_d^h, \sigma_d^l] \quad (9)$$

여기서, $\mu_d^h, \sigma_d^h, \mu_d^l, \sigma_d^l$ 는 상하위 BDIP의 평균 및 표준편차를 나타낸다.

2.3 BVLC

영상내의 질감성분을 잘 나타낼 수 있는 질감특징을 영상검색에 적용하기 위하여 새로이 BVLC 모멘트 특징을 제안한다. 이 질감특징은 이웃화소들과의 국부상관계수들 변화량으로 특징을 추출하는 VLCC^[13]를 블록단위로 구하여 처리속도를 향상시킨 것으로 영상내의 질감성분을 잘 추출하는 성능을 나타낸다.

국부상관계수는 국부 분산(local variance)으로 정규화된 국부 공분산(local covariance)을 의미하며 다음과 같이 표현된다.

$$\rho_{I,J}(k, l) = \frac{\frac{1}{M^2} \sum_{(m,n) \in W(I,J)} \sum_{(i,j) \in O_i} f_{i+m, j+n} f_{i+k+m, j+l+n} - \mu_{I,J} \mu_{I+k, J+l}}{\sigma_{I,J} \sigma_{I+k, J+l}} \quad (10)$$

여기서, (I, J) 는 화소 (i, j) 에 블록의 크기를 곱한 것으로 국부 공분산을 블록단위로 구했다. $W(I, J)$ 는 창의 중심이 (I, J) 이고 크기가 $M \times M$ 인 창을 나타내며 $\mu_{I,J}, \sigma_{I,J}$ 는 중심이 (I, J) 인 창의 밝기 평균과 국부분산의 제곱근을 나타낸다. $\rho_{I,J}(k, l)$ 는 (I, J) 인 창

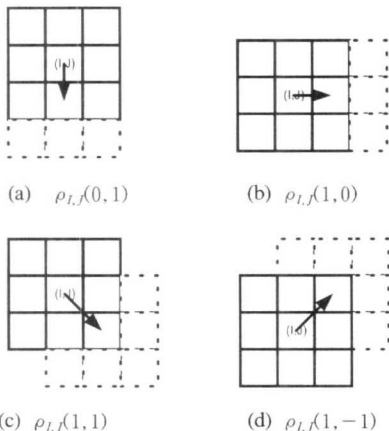


그림 3. 4 방향의 국부상관계수

내의 화소와 수평 방향으로 k , 수직방향으로 l 만큼 떨어진 화소간의 곱의 평균을 나타낸다. 예를 들면, 그림 3은 화소 (I, J) 를 중심으로 하는 3×3 창과 $180^\circ, -45^\circ, 135^\circ, 45^\circ$ 방향으로 옮겨진 창을 나타낸다.

국부상관계수는 국부분산의 제곱근으로 정규되어 영상내의 대비 변화에 강한 특성을 보이게 된다. BVLC는 화소 위치가 (I, J) 일 때, 그림 3의 네 방향의 국부상관계수에서 최대값에서 최소값을 뺀 값을 나타내며, 다음과 같이 정의하기로 한다.

$$\gamma_{I,J} = \frac{Max_{(k,l) \in O_i} [\rho_{I,J}(k, l)] - Min_{(k,l) \in O_i} [\rho_{I,J}(k, l)]}{1} \quad (11)$$

여기서, $O_i = \{(0, 1), (1, 0), (1, 1), (1, -1)\}$ 이다. 이 특징은 밝기값의 급격한 변화가 있는 에지도 잘 추출하지만 밝기값의 복잡도가 약간 있는 잔잔한 질감영역도 잘 추출한다. 그러므로 이 값이 큰 화소들이 많이 모여 있는 영역은 질감영역으로, 그렇지 않은 영역은 평탄영역으로 볼 수 있다. 화소 (I, J) 에서 국부분산이 매우 작은 경우 BVLC가 불안정하게 과대 추정되는 것을 방지하기 위하여 BVLC값을 0으로 처리한다. 엔트로피가 높은 영역과 낮은 영역에서 BVLC의 1, 2차 모멘트는 다음과 같이 구한다.

$$\mu_v^e = \frac{1}{N_e} \sum_{(I,J) \in I_e} \gamma_{I,J} \quad (12)$$

$$\sigma_v^e = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{(I,J) \in I_e} (\gamma_{I,J} - \mu_v^e)^2} \quad (13)$$

여기서, e 는 엔트로피가 높은 영역과 낮은 영역의 부류를 나타내며 N_e 는 영역의 화소 수를 나타낸다. BVLC 특징벡터는 다음과 같이 4개의 성분으로 구성된다.

$$f = [\mu_v^h, \mu_v^l, \sigma_v^h, \sigma_v^l] \quad (14)$$

여기서, μ_v^h 와 σ_v^h 는 엔트로피가 높은 영역의 BVLC 값의 평균과 표준편차를 나타내고, μ_v^l 와 σ_v^l 는 엔트로피가 낮은 영역의 BVLC 값의 평균과 표준편차를 나타낸다.

그림 4는 여러 가지 종류의 원영상들과 이들로부터 얻은 BDIP 영상과 BVLC 영상들이다. BDIP 영상들은 대체로 에지부분이나 밸리부분에서 큰 값을 갖고 도로, 하늘과 같이 밝기값의 변화가 작은 영역에서는 작은 값을 갖는다. BVLC 영상인 경우도 엔

트로피가 높은 영역은 BVLC값이 크게 나타나고 엔트로피가 낮은 영역중에서도 그림 4(a)의 도로, 그림 4(b)의 꽃잎과 같은 밝기변화가 작은 잔잔한 질감을 가진 영역은 BVLC값이 크게 나타난다.

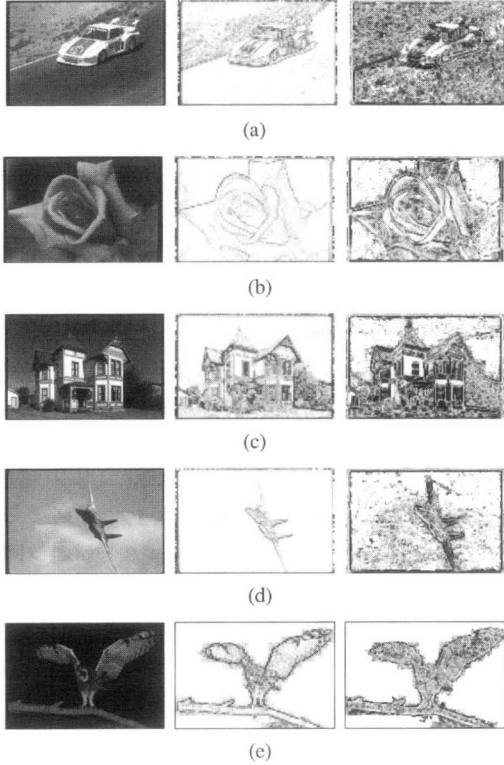


그림 4. 원영상과 특징영상들. 여기서, 첫 번째 열은 원영상들이고, 두 번째 열은 원영상에 대한 BDIP 영상이며, 3번째 열은 원영상에 대한 BVLC 영상들 (a) 차, (b) 꽃, (c) 집, (d) 비행기, (e) 올빼미

그러나 그림 4(e)의 배경영역과 같이 엔트로피가 낮은 영역이지만 BVLC값이 작게 나타나는 이유는 국부분산이 매우 작은 경우 BVLC값이 불안정하게 과대 추정되는 것을 방지하기 위하여 0으로 처리하였기 때문이다. BVLC는 엔트로피가 낮은 영역의 특징을 잘 표현하는 반면 BDIP 특징은 엔트로피가 높은 영역의 특징을 잘 표현한다. 그러므로 이들 두 특성을 서로 융합하면 상호 보완관계에 의하여 좋은 결과를 얻을 수 있을 것으로 기대된다.

III. 질감특징들의 융합에 의한 영상검색

RGB 칼라영상에 대해 질감특징인 BDIP 모멘트 특징과 VLCC 모멘트 특징 그리고 기존의 웨이브

렛 모멘트 특징을 다음과 같이 융합하여 하나의 특징벡터로 나타낼 수 있다.

$$F = [D_R, D_G, D_B, V_R, V_G, V_B, W_R, W_G, W_B] \quad (15)$$

여기서, D_C, V_C, W_C 는 RGB 칼라성분 및 Y성분 영상들에 대한 (9)식의 BDIP 특징벡터, (14)식의 BVLC 특징벡터 그리고 (1), (2)식의 웨이브렛 모멘트 특징벡터를 나타내며, 다음과 같이 주어진다.

$$D_C = [\mu_d^h, \mu_d^l, \sigma_d^h, \sigma_d^l], \quad C \in \{R, G, B, Y\} \quad (16)$$

$$V_C = [\mu_v^h, \mu_v^l, \sigma_v^h, \sigma_v^l], \quad C \in \{R, G, B, Y\} \quad (17)$$

$$W_C = [\mu_{LL}^1, \sigma_{LL}^1, \mu_{HL}^1, \sigma_{HL}^1, \mu_{LH}^1, \sigma_{LH}^1, \dots, \mu_{HH}^3, \sigma_{HH}^3], \quad C \in \{R, G, B, Y\} \quad (18)$$

여기서, C는 RGB 칼라성분과 RGB칼라성분에서 추출한 Y를 나타낸다. 각 D와 V의 차원은 Y만 사용했을 경우와 RGB 칼라성분을 모두 사용했을 경우에 대해 각각 4와 12가 되며 W는 3단계 웨이브렛 분해 영상으로부터 모멘트를 구하였으므로 각각 24와 72가 된다. 그러므로 (15)식에서 RGB 칼라성분 영상의 특징벡터 F의 차원은 Y만 사용했을 경우는 24가 되며 RGB 칼라성분 모두를 사용했을 경우는 96이 된다. 질감특징들을 융합한 검색에서 질의영상과 DB영상간의 유사도는 다음과 같이 표현된다.

$$Dist(F_a, F_d) = \left\| \frac{F_a - F_d}{S_F} \right\|^p \quad (19)$$

$$S_F = [N_D \sigma_D, N_V \sigma_V, N_W \sigma_W] \quad (20)$$

여기서 p는 메트릭을 나타내며 N_D, N_V, N_W 는 BDIP 모멘트 특징벡터, BVLC 모멘트 특징벡터 및 웨이브렛 모멘트 특징벡터의 차원을 나타낸다. 이 식에서 벡터끼리의 나누기는 각 벡터의 성분별로 나누기 연산이 수행된 결과 벡터를 뜻하며, 따라서 다시 풀어쓰면 다음과 같이 주어진다.

$$Dist(F_a, F_d) = \frac{1}{N_D} \left\| \frac{D_a - D_d}{\sigma_D} \right\|^p + \frac{1}{N_V} \left\| \frac{V_a - V_d}{\sigma_V} \right\|^p + \frac{1}{N_W} \left\| \frac{W_a - W_d}{\sigma_W} \right\|^p \quad (21)$$

여기서, p는 메트릭을 나타내며 특징벡터 모두 동일한 메트릭을 사용한다. 이때, 각 특징벡터의 성분과 특징에 대한 가중치는 융합시 검색성능에 대한

중요한 변수로 작용할 수가 있다. 어느 특정한 특징 벡터의 성분과 특징에 가중치를 많이 주면 어떤 질 의 영상에는 그 특정한 특징벡터의 성분과 특징에 검색율이 높아 융합시에 검색성능이 향상될 수 있 으나 다른 질의 영상에는 검색율이 낮아 융합하면 오히려 검색성능이 떨어질 수가 있다. 따라서, 각 특징벡터의 성분과 특징에 대해 동일한 비중을 갖 도록 하기 위해 각 특징벡터의 성분에 대한 가중치 는 전체 DB에서 각 특징벡터의 성분이 가지는 표 준편차의 역수로 하였으며 각 특징에 대한 가중치 는 각 특징들이 가지는 차원의 역수로 하였다.

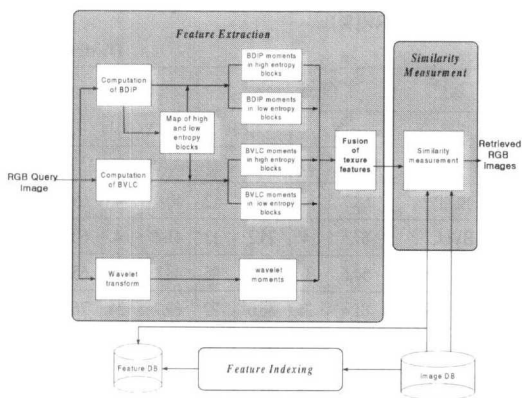


그림 5. 질감특징들의 융합에 의한 영상검색 시스템

그림 5는 제안한 질감특징들의 융합에 의한 영상 검색 시스템을 나타낸 그림이다. 먼저, 영상을 블록 단위로 나누어 BDIP를 구한다. BDIP의 평균값을 기준으로 엔트로피가 높은 블록과 낮은 블록으로 나눈 영역맵을 이용하여 BDIP가 높은 블록과 낮은 블록의 1, 2차 모멘트를 구한다. 또한, BVLC를 구 하고 나서 BDIP의 영역맵을 이용하여 BVLC의 1, 2차 모멘트도 구한다. 그리고 BDIP 모멘트, BVLC 모멘트, 그리고 기존의 웨이브렛 모멘트를 추출한 후 이들을 융합하여 유사도를 계산한다.

N. 실험 결과 및 검토

본 논문에서 성능평가는 정확도(precision)를 사용 하였고 다음과 같이 표현된다.

$$RR = \frac{R_r}{T_r} \quad (22)$$

여기서, RR 은 검색율(retrieval rate)을 의미하며,

T_r 은 검색된 영상의 수이며 R_r 은 질의 영상과 동 일한 부류에 속한 영상 수이다. 따라서, 전체 DB에 서의 평균 검색율(averaged retrieval rate: AVRR) 은 각 질의 영상에 대한 검색율의 합을 전체 영상 수로 나눈 값으로 다음과 같이 표현된다.

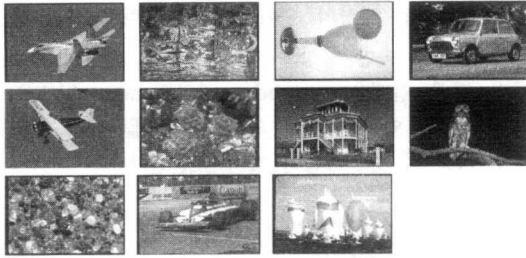
$$AVRR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N RR_i \quad (23)$$

여기서, RR_i 는 i 번째 질의영상의 검색율이며, N 은 DB내의 전체 영상 수를 나타낸다. 본 논문에서는 T_r 을 10으로 하여 기존의 방법들과 성능을 비교하 였다.

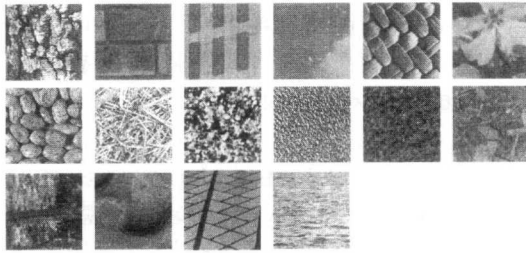
실험에 사용한 영상 DB는 칼라 영상으로 Corel Draw Photo DB^[14]에 분류되어 있는 영상 중에 11 종류 각 90장을 선택하여 총 990장으로 구성하였으 며, 이들 영상은 192×128 크기로 되어있다. 또한 MIT 대학의 Vision and Modeling Group에서 제공 하는 Vistex 질감영상^[15]의 16가지 부류에 속한 영 상들 중에 100개의 영상을 선택하였다. 그리고 선택 된 원 영상(512×512)을 128×128 크기의 영상 16개로 나누어 총 1600장의 질감영상을 만들어 실험 DB로 사용하였다. 표 1은 Corel DB와 Vistex DB의 부류를 나타낸 것이고 그림 6(a), (b)는 실험 에서 사용한 Corel Draw 영상 DB와 Vistex 영상 DB에 포함된 영상을 예로 들어 보인 것이다.

표 1. Corel 영상과 Vistex 영상의 부류

DB Class	Corel Images	Vistex Images
1	Aircraft	Bark
2	Bark	Brick
3	Beverage	Building
4	British motor	Clouds
5	Classic aviation	Fabric
6	Flower	Flowers
7	House	Food
8	Owl	Grass
9	Pebble	Leaves
10	Racing car	Metal
11	Sailing	Misc
12	-	Sand
13	-	Stone
14	-	Terrain
15	-	Tile
16	-	Water



(a) Corel Draw DB 영상들



(b) Vistex DB 영상들

그림 6. 실험 영상들.

그림 7은 BDIP 모멘트 특징과 BVLC 모멘트 특징의 특성을 살펴보기 위해 Corel DB의 부류에 따른 검색결과를 나타낸 것이다. BDIP 모멘트 특징은 비교적 에지성분이 많은 부류(British Motor, Classic Aviation, House, Racing Car)가 BVLC에 비해 높은 검색성능을 나타내었으며 BVLC 모멘트 특징은 비교적 질감성분이 많은 부류(Bark, Flower, Owl, Pebble)가 상대적으로 높은 검색결과를 나타내었다. 이는 BDIP 모멘트 특징은 영상의 벨리나 에지성분을 잘 추출하고 BDIP 모멘트 특징은 잔잔한 밝기변화를 나타내는 질감성분을 잘 추출한다고 할 수 있다.

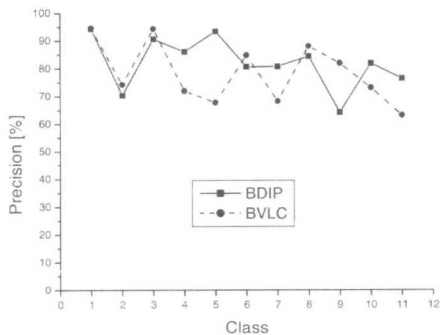


그림 7. BDIP 모멘트특징과 BVLC 모멘트 특징의 부류에 따른 검색결과(Corel DB)

표 2는 영상검색에서 흔히 사용되는 히스토그램

특징과 웨이브렛 모멘트 특징, BDIP 모멘트 특징, BVLC 모멘트 특징, 그리고 질감특징들의 융합에 따른 검색성능을 나타낸다. 여기서, 블록의 크기는 2×2 로 하였고 D는 차원을 나타낸다. 유사도 계산 시, 각 특징들에서 가장 높은 검색성능을 나타내는 메트릭을 사용하였다. 히스토그램 특징에서는 $L_{0.5}$ 메트릭을 사용하였고 나머지 방법에서는 L_2 메트릭을 사용하였다. 히스토그램 특징의 차원은 32로 하였고 웨이브렛 모멘트 특징은 (18)식과 같이 3 레벨까지 분해하여 사용하였다.

표 2. 기존의 특징들과 질감특징들의 융합에 의한 검색결과(AVRR[%]).

D: dimension

DB	Corel Images				Vistex Images					
	color		Y		RGB		Y		RGB	
	AVRR	D	AVRR	D	AVRR	D	AVRR	D	AVRR	D
BDIP	68.7	4	81.2	12	40.0	4	65.0	12		
BVLC	67.3	4	75.2	12	41.2	4	60.9	12		
Histogram	54.6	32	69.8	96	48.8	32	65.1	96		
Wavelet moment	81.4	24	86.0	72	69.7	24	76.2	72		
BDIP+BVLC	81.9	8	87.0	24	68.0	8	77.6	24		
BDIP+BVLC+ Wavelet moment	88.2	32	91.5	96	79.3	32	84.1	96		

BDIP 모멘트 특징과 BVLC 모멘트 특징은 히스토그램 특징과 비교해 보면 BDIP 모멘트 특징과 BVLC 모멘트 특징이 차원이 훨씬 낮으면서도 검색결과는 Corel DB에서는 10%이상 높게 나왔고 Vistex DB에서는 조금 낮게 나왔다. 또한, BDIP 모멘트 특징과 BVLC 모멘트 특징과의 융합한 경우의 검색율은 각각 개별적인 검색율보다는 10%이상 증가하였다. 이는 영상내의 벨리 및 에지성분과 질감성분을 동시에 추출하여 사용함으로써 단독으로 사용할 때보다 높은 검색 성능을 보였다. 비교적 성능이 우수한 웨이브렛 모멘트 특징과 비교해 보면 검색 결과는 거의 비슷하게 나왔으나 차원을 보면 BDIP, BVLC 모멘트 특징을 융합할 경우는 Y와 RGB신호에 대해서 각각 8과 24이나 웨이브렛 모멘트는 24와 72이다. 차원이 높으면 특징 DB에 저장해야 할 데이터량이 많아지고 검색시간이 오래 걸리게 된다. 따라서, 차원을 고려한 검색성능은 BDIP, BVLC 모멘트 특징을 융합한 경우가 더 좋을 수 있다. 그리고 웨이브렛 모멘트 특징과 BDIP, BVLC 모멘트 특징을 융합했을 경우도 웨이

브렛 모멘트 특징보다 성능이 7% 정도 향상됨을 볼 수 있다. 이는 영상의 질감 정보를 공간영역과 주파수 대역별로 추출하여 같이 사용함으로써 검색율의 상승효과를 얻었다고 볼 수 있다.

표 3. 각 특징들의 가중치에 따른 검색결과(AVRR[%])

Weighting case	DB			Corel Images		Vistex Images	
	Feature			Y	RGB	Y	RGB
	BDIP	BVLC	Wavelet				
1	0.46	0.46	0.08	88.4	91.5	79.3	84.1
2	0.33	0.33	0.33	86.3	89.3	76.3	81.8
3	0.5	0.4	0.1	88.6	91.5	79.3	84.3

표 3은 융합시에 각 특징들의 가중치에 따른 검색결과를 나타낸다. 먼저 각 특징벡터의 공간의 거리를 전체 DB에서 특징벡터의 성분이 가지는 표준편차로 정규화한 다음 각각의 특징들에 가중치를 주었다. 특징들의 가중치는 (21)식과 같이 특징들의 차원의 역수로 가중치를 준 경우(1), 각 특징들에 같은 가중치를 준 경우(2), 그리고 각 특징들이 가질 수 있는 모든 경우의 가중치를 준 다음 검색결과가 높은 경우(3)를 나타내었다. 검색 결과를 보면, 가중치를 차원의 역수로 준 경우는 가중치를 같이 준 경우보다 2~3%정도 높은 성능을 나타내었다. 각 특징들의 가중치를 같이 주는 경우는 BDIP와 BVLC 모멘트의 차원은 Y와 RGB에 대해서 각각 4와 12이며 웨이브렛 모멘트는 3 level을 사용하여 24와 72가 된다. 그러므로 융합시에는 결과적으로 웨이브렛 모멘트에 6배의 가중치를 더주는 형태가 된다.

어느 특정한 특징에 가중치를 많이 주면 어떤 질의영상에는 그 특정한 특징에 검색율이 높아 융합시에 검색성능이 향상될 수 있으나 다른 질의영상에는 검색율이 낮아 융합하면 오히려 검색성능이 떨어질 수가 있다. 그러므로 융합시에는 각 특징들의 비중을 같이 만들어 주는 가중치가 필요하게 된다. 이와 같이 각 특징들의 차원의 역수로 가중치를 주는 것은 융합시에는 각 특징들의 비중을 같이 만들어 주는 역할을 한다. 또한, 각 특징들의 차원의 역수로 가중치를 준 경우는 각 특징들이 가질 수 있는 모든 경우의 가중치를 준 다음 검색결과가 높은 경우의 가중치와 비교해보면 거의 유사함을 알 수 있다.

그림 8은 웨이브렛 모멘트 특징과 BDIP, BVLC 모멘트 특징의 융합, 그리고 BDIP, BVLC, 웨이브

렛 모멘트 특징들을 융합했을 경우의 차원에 따른 검색결과를 Vistex DB를 사용하여 나타내었다. 차원은 RGB성분과 웨이브렛 모멘트의 레벨을 조정하여 표현하였고 차원에 따른 각 특징들의 성분구성은 표 4와 같다.

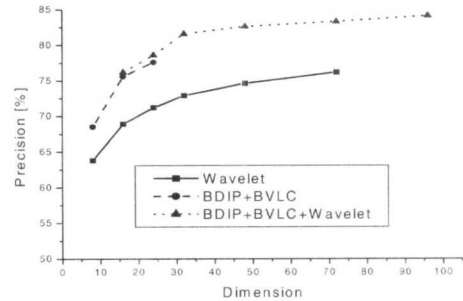


그림 8. 웨이브렛 모멘트와 질감특징들의 융합의 차원에 따른 검색결과 (Vistex DB)

표 4. 차원에 따른 특징들의 성분구성.

D.	Method		BDIP +BVLC	BDIP+BVLC +Wavelet	
	Color	Level	Color	Color	Level
8	B	1	B	-	-
16	B	1, 2	R, B	B	1
24	B	1, 2, 3	R, G, B	B	1, 2
32	R, B	1	-	R, B	1
48	R, B	1, 2	-	R, B	1, 2
72	R, G, B	1, 2, 3	-	R, G, B	1, 2
97	-	-	-	R, G, B	1, 2, 3

같은 차원에서 각 방법들을 비교해 보면, 웨이브렛 모멘트 특징에 비해 BDIP, BVLC 모멘트 특징의 융합방법과 BDIP, BVLC, 웨이브렛 모멘트 특징을 융합방법이 각각 6%와 7% 정도 높은 성능을 나타내어 융합의 효과가 다소 큼을 알 수 있다. 또한 BDIP와 BVLC, 웨이브렛 모멘트 특징의 융합의 상승효과는 웨이브렛 모멘트 특징보다는 BDIP와 BVLC 모멘트 융합이 더 큼을 알 수 있다. BDIP, BVLC 모멘트를 융합방법과 BDIP, BVLC, 웨이브렛 모멘트 특징을 융합방법을 비교하면, 같은 차원에서는 후자의 방법이 0.8%정도로 조금 높은 성능을 나타내었다. 그러나 차원을 높여 좀 더 나은 성능을 요구할 때는 전자의 방법은 차원을 높이는 데 한계가 있으므로 후자의 방법을 이용하는 것이 효과적이다.

V. 결론

본 논문에서는 효율적인 내용기반 영상검색을 위하여 BDIP 모멘트 질감특징과 새로이 제안한 VLCC 모멘트 질감특징을 기존의 웨이브렛 모멘트 질감특징과 융합하여 칼라영상을 대상으로 검색하는 내용기반 검색법을 제시하였다. 제안한 BVLC 특징은 이웃화소들과의 국부상관 계수들의 변화량으로 특징을 추출하는 VLCC를 블록단위로 구하여 처리 속도를 향상시킨 것으로 영상내의 질감성분을 잘 추출하는 성능을 나타낸다. 제안된 검색기법에서는 먼저, 영상을 블록단위로 나누어 BDIP를 구한다. BDIP의 평균값을 기준으로 BDIP가 높은 블록과 낮은 블록으로 나눈 후 BDIP가 높은 블록과 낮은 블록의 1, 2차 모멘트를 구한다. 여기서, BDIP가 높은 블록은 에지나 벨리를 나타내는 복잡한 영역을 나타내며 낮은 블록은 물체의 내부나 배경을 나타내는 단순한 영역을 나타낸다. 이 복잡한 영역과 단순한 영역에 대하여 각각 BVLC의 1, 2차 모멘트를 구한다. 이렇게 구한 BDIP 모멘트와 BVLC 모멘트를 웨이브렛 모멘트와 융합할 때, 각 특징벡터들에 대한 가중치를 전체 DB에서 각 특징벡터의 성분이 가지는 표준편차와 각 특징벡터가 가지는 차원과의 곱의 역수로 하여 각 특징벡터들이 동일한 비중을 갖도록 하였다. 실험결과, 같은 차원에서의 BDIP, BVLC, 웨이브렛 모멘트 특징을 융합한 경우의 검색율은 웨이브렛 모멘트 특징의 검색율보다 7%이상 증가함에 따라 융합에 의한 효과가 다소 큼을 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] Y. Rui and T. S. Huang, "Image retrieval: current techniques, promising directions, and open issues," *J. Visual Communication and Image Representation*, pp. 39-62, Oct. 1999.

[2] Smeulders, A.W.M. Worring, M. Santini, S. Gupta, A. Jain, R. "Content-based image retrieval at the end of the early years," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 12, pp. 1349-1380, Dec. 2000.

[3] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Texture features for image classification," *IEEE Trans. SMC*, vol 8, pp.610-621, Nov. 1973.

[4] L. Wang, J. Liu, and S. Li, "Texture classification using wavelet decomposition with markov random field models," in *Proc. ICPR '98*, 1998.

[5] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, Addison- Wesley, 1992.

[6] M. R. Teague, "Image analysis via the general theory of moments," *Journal of Optical Society of America*, vol. 70, no. 8, pp. 920-930, Aug. 1990.

[7] B. S. Manjunath and W. Y. Ma, "Texture features for browsing and retrieval of image data," *IEEE Trans. PAMI*, vol 18, no. 8, pp. 837-841, Aug. 1996.

[8] I. Daubechies, "The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 36, pp. 961-1005, Sep. 1990.

[9] Shi-kuo Chang, *Principles of pictorial information systems design*, Prentice-Hall, 1989.

[10] S. Y. Jeong, K. H. Kim, B. T. Chun, and J. Y. Lee, "Entropy and color correlation feature for image indexing," in *Proc. ICIP* vol. 2, pp. 895-899, 1999.

[11] 서상용, 천영덕, 김남철, "엔트로피 특징을 이용한 영상검색," *한국통신학회 논문지*, 제 26권, 제 9B호, pp. 1283-1292, 2001.

[12] M. K. Mandal, T. Aboulnasr, and S. Panchanathan, "Image indexing using moments and wavelets," *IEEE Trans. Consumer Electronics*. vol. 42, no. 3, pp. 557-565, Aug. 1996.

[13] S. Y. Seo, C. W. Lim, Y. D. Chun, N. C. Kim, "Extraction of texture regions using region-based local correlation," *VCIP2001, SPIE Proceedings Series* vol. 4315, pp. 694-701, 2001.

[14] Corel Draw Photo DB <http://dip.cs.berkeley.edu/photos/corel/>

[15] Vistex Texture Database, Maintained by the Vision and Modeling group at the MIT Media Lab, <http://www-white.media.mit.edu/vismod/imagery/VisionTexture/vistex.htm>.

천 영 덕(Young-Deok Chun)

준회원



2000년 2월 : 인제대학교 전자
공학과 (공학사)
2002년 2월 : 경북대학교 대학
원 전자공학과(공학석사)
2002년 3월~현재 : 경북대학교
전자공학과 박사과정

<주관심 분야> 영상처리, 영상통신, 컴퓨터비전

서 상 용(Sang-Yong Seo)

정회원



1985년 2월 : 경북대학교 전자공
학과 (공학사)
1988년 2월 : 경북대학교 대학원
전자공학과(공학석사)
2001년 2월 : 경북대학교 대학원
전자공학과(공학박사)
1991년 2월~현재 : 한국통신
연구개발원

<주관심 분야> 영상처리, 영상압축, 컴퓨터비전

김 남 철(Nam Chul Kim)

정회원



1978년 2월 : 서울대학교 전자공
학과 (공학사)
1980년 2월 : 한국과학기술원 전
기 및 전자공학과 (공학
석사)
1984년 2월 : 한국과학기술원 전
기 및 전자공학과 (공학
박사)

1984년 3월~현재 : 경북대학교 전자전기공학부 교수

1990년 1월~1994년 12월 : 생산기술연구원

HDTV 신호처리분과위원

1994년 1월~1996년 12월 : 한국통신학회 편집위원

1994년 1월~1996년 12월 : 대한전자공학회 편집위원

1996년 1월~현재 : 한국방송공학회 편집위원, 이사

1997년 1월~1998년 12월: 한국통신학회 신호처리 연
구회 위원장

<주관심 분야> 영상처리, 영상압축, 영상복원, 컴퓨
터 비전