

# 엔트로피 특징을 이용한 영상검색

서 상 용, 천 영 덕, 김 남 철  
경북대학교 전자.전기학부

## Image Retrieval Using Entropy Features

Sang Yong Seo, Young Deok Chun, and Nam Chul Kim  
School of Electronics and Electrical Engineering Kyungpook National University  
E-mail : syseo@palgong.knu.ac.kr

### 요약문

본 논문에서는 웨이브렛 영역에서 엔트로피 특징과 웨이브렛 모멘트의 융합에 의한 효율적인 영상기법을 제안한다. 엔트로피 특징은 밝기값의 국부적 변화도에 민감하고 벨리, 에지 등의 특징을 잘 검출한다. 이러한 특징을 밴드별 위치정보와 주파수정보를 모두 가지는 웨이브렛 모멘트와 융합하여 내용기반 영상검색에 효과적으로 적용하였다. 실험에 사용한 DB는 Corel Draw영상을 사용하였으며 실험 결과, 기존의 검색 방법들에 비해 매우 우수한 검색 성능을 보임을 확인하였다.

구한다. 다음, 각 대역별로 엔트로피가 높은 블록과 낮은 블록으로 분리하여 블록엔트로피의 1, 2차 모멘트를 구한다. 또한 웨이브렛 계수들도 각 대역별로 크기가 큰 계수와 작은 계수들로 분리하여 웨이브렛 1, 2차 모멘트를 구한다. 그리고, 이렇게 구한 웨이브렛 영역의 블록 엔트로피 모멘트와 웨이브렛 모멘트를 융합하여 유사도를 계산한다. 이때, 특징간 가중치 문제는 전체 DB에서 특징벡터의 표준편차로 정규화함(Mahalanobis 거리[7]에 해당)으로써 해결한다. 실험결과, 제안한 방법은 기존의 검색 방법들에 비해 매우 우수한 검색 성능을 보인다.

### I. 서론

최근 컴퓨터 및 네트워크 통신의 발달로 많은 양의 멀티미디어 정보를 다양한 형태로 접하고 있으며 이러한 방대한 양의 데이터를 관리하고 효율적으로 검색할 필요성을 느끼게 된다. 초기의 검색 시스템에서 많이 사용되는 텍스트 기반 검색(text-based retrieval)방법은 색인 구축이 수동으로 수행되는 불편이 있으며 데이터가 가지는 속성을 정확하게 표현하기 힘들다. 반면에 내용기반 검색(content-based retrieval)은 색상(color), 질감(texture), 모양(shape)과 같은 시각적 특징을 자동으로 추출하여 데이터베이스를 구축하므로 텍스트 기반보다 효율적으로 정보를 저장 및 검색할 수 있다[1].

내용기반 검색에 사용되는 여러 가지 특징 중에 화소의 밝기(gray level)분포를 나타내는 히스토그램이나 두 화소간의 거리 및 방향정보를 가진 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)[2]은 영상의 회전(rotation)이나 이동(translation)에 상당히 안정된 성능을 나타내지만 밝기 변화에 상당히 민감한 단점이 있다. 그리고 인간의 시각특성에 적합하게 영상을 다해성도로 분해하여 얻은 웨이브렛 변환계수들의 모멘트는 위치정보와 주파수정보 모두 가지는 장점이 있다. 한편, 최근에 엔트로피 특징과 관련하여 Chang[3]이 제안한 영역내 히스토그램의 최대 빈도수가 차지하는 비율로 엔트로피를 나타내는 PIM(Picture Information Measure)을 검색에 적용한 연구가 있다[4]. 엔트로피 특징으로는 이외에도 Shiojaki[5]가 제안한 엔트로피 연산자가 있으며 벨리 연산자의 일종인 DIP(Difference Inverse Probabilities)[6]가 있다. 이러한 엔트로피 특징은 국부적 변화도와 벨리, 에지 등의 특징을 잘 검출하므로 이러한 특징을 웨이브렛 모멘트 특징과 융합하여 영상 검색에 효과적으로 적용하면 좋은 결과를 얻을 수 있는 것으로 기대된다.

본 논문에서는 웨이브렛 영역에서 엔트로피 특징과 웨이브렛 모멘트의 융합에 의한 효율적인 영상검색 기법을 제안한다. 제안한 방법에서는 먼저 웨이브렛 영역에서 블록 엔트로피를

### II. 내용기반 영상 검색 기법

#### 1. 내용기반 영상 검색

내용 기반 검색은 색상(color), 질감(texture), 모양(shape)과 같은 시각적 특징을 자동으로 추출하여 데이터베이스를 구축하므로 텍스트 기반보다 효율적으로 정보를 저장 및 검색할 수 있다. 영상의 특징을 자동으로 추출하여 이를 기반으로 영상 데이터를 검색하는 내용 기반 영상검색은 그림 1과 같은 과정으로 수행된다. 질의 영상으로부터 특징을 추출하고 DB에 있는 영상들의 특징과 유사도를 비교하여 가장 유사한 영상 순서대로 배열하여 원하는 영상수만큼 출력한다.

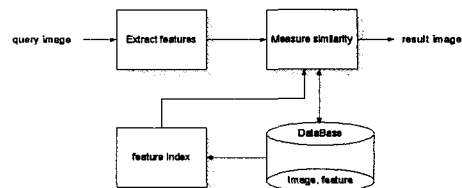


그림 1. 내용 기반 영상 검색 블록도

#### 2. 영상 검색 특징들

효율적인 영상 검색을 위해서는 무엇보다도 각 영상을 대표하는 특징 추출이 매우 중요하다. 내용을 표현하는 요소중 하나인 모양 특징은 영상에서 객체의 모양 윤곽선을 구분짓는 특성으로 객체의 크기나 위치에 무관한 장점을 가지지만 객체의 윤곽선을 정확히 추출하기가 어렵다는 단점이 있다. 그리고 칼라 특징중에 칼라 히스토그램은 가장 대표적인 특징으로 이 또한 영상의 크기나 방향에 무관한 장점을 가진다. 그리고 질감 특징은 영상의 표면 특성을 나타내므로 영상을 식별하기 위한 중요한 요소이며 그레이 레벨 영상에 적합한 특징이다. 여러 가지 질감 특징 중에 다음 몇가지를 보기로 한다.

(1) GLCM을 이용한 통계적 질감 특성

화소간의 거리 및 방향에 근거한 매트릭스로 부터 대비(contrast), 엔트로피(entropy), 에너지(energy), 동질성(homogeneity)과 같은 통계적 질감 특징을 추출하여 검색에 적용한다. 질감은 2차원 공간적인 특성도 가지므로 단순한 1차원의 히스토그램 방법으로 영상의 질감 특징을 분석하는 것보다 이러한 공간적인 특성을 이용하는 것이 효율적이다.

(2) 웨이브렛 모멘트

웨이브렛 모멘트 특징 추출을 위한 웨이브렛 변환[7]에 대하여 살펴보면, 그림 2에 입력 및 웨이브렛 분해된 영상을 보인다.  $W_{LL}^n(x, y)$ 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 계수에 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 ( $W_{HH}^n(x, y)$ ,  $W_{HL}^n(x, y)$ ,  $W_{HL}^n(x, y)$ )를 얻게 된다.

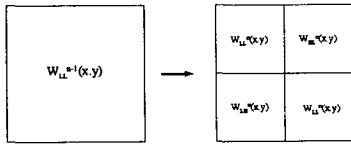


그림 2. 웨이브렛 분해 영상

웨이브렛 변환 영역에서 웨이브렛 계수를  $W_m^n(x, y)$ 라 하자. 여기서  $n$ 은 차수를,  $m$ 은 LL, HL, LH, HH 대역을 나타낸다. 웨이브렛 계수의 절대치에 대한  $k$ 차 정규(regular) 모멘트는 다음과 같이 주어진다.

$$f_m^k(k) = \frac{1}{N} \sum_x \sum_y |W_m^n(x, y)|^k, \quad k=1, 2, \dots \quad (1)$$

여기서  $N$ 은  $mn$ 부밴드의 화소수를 나타낸다.  $k$ 가 1이면 변환계수의 절대치에 대한 평균이며 2차는 전력을 나타낸다. 이 모멘트는 차수가 증가할수록 모멘트값이 기하급수적으로 증가하므로  $k$ 차 모멘트는  $k$ 제곱근하여 값을 줄여 준다. 일반적으로 정규 모멘트보다 중앙(central) 모멘트가 널리 사용되며 이것은 다음과 같이 표현된다.

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

여기서  $N$ 은 부밴드의 화소수를 나타낸다.

(3) 엔트로피 특징

엔트로피를 영상의 밝기값(intensities)과 연관지어 보면 국부적 변화도나 벨리, 에지를 잘 검출하고 같은 밝기의 변화에서도 어두운 부분의 변화를 잘 감지하므로 엔트로피 특징을 영상 검색에 적용하면 좋은 결과를 얻을 수 있다. Shiojaki[5]가 제안한 엔트로피 연산자는 화소단위로 엔트로피를 다음과 같이 구한다.

$$E(m, n) = - \sum_{(k,l) \in W} P_{mn}(k, l) \log_2 P_{mn}(k, l) \quad (3)$$

여기서  $W$ 는 창이 크기이며 화소의 국부 확률은 다음과 같다.

$$P_{mn}(k, l) = \frac{I(m-k, n-l)}{\sum_{(i,j) \in W} I(m-i, n-j)} \quad (4)$$

여기서  $I(m, n)$ 은  $(m, n)$ 위치에서 밝기값이다. 그리고 영상

$(m, n)$ 위치에서의 엔트로피는 모든 화소에 균일한 가중치를 줌으로써 에지가 두껍게 나타난다. 이 연산자의 특성은 국부적인 밝기를 고려하기 때문에 어두운 영역에서 밝기의 변화를 잘 추출한다.

Chang[4]이 제안한 PIM(Picture Information Measure)은 영상의 공간정보를 표현할 수 있도록 다음과 같이 표현된다.

$$PIM_{m,n} = \sum_{i=0}^{L-1} h(i) - \max_{i \in 0, 1, L-1} h_{m,n}(i) \quad (5)$$

여기서  $h(i)$ 는 영역의 히스토그램을 나타낸다. 밝기 변화가 큰 영역의 PIM은 크지만 평탄한 영역에서는 PIM값이 작아진다.

영상에 포함된 벨리를 잘 추출하는 DIP(difference of inverse probability)연산자도 일종의 엔트로피를 나타내며 다음과 같이 표현된다.

$$DIP_{i,j} = \left( \frac{1}{I(i, j)} - \frac{1}{\max_{k,l} I(i-k, j-l)} \right) \left( \sum_{k,l \in W} I(i-k, j-l) \right) \quad (6)$$

이 연산자는 벨리 주위의 화소에서보다 벨리에서 더 큰 값을 가지므로 특징점이 가늘게 추출된다.

2. 유사도 측정

영상 DB를 검색하기 위해서는 영상에 알맞은 유사성 척도(distance measure)가 정의되어야 한다. 입력영상과 DB영상의 유사도는 다음과 같은 수식을 사용한다.

$$D_{L_1}(i, q) = \|f_i - f_q\|^p \quad (7)$$

여기서,  $f_q$ 와  $f_d$ 는 질의영상 및 DB영상의 특징 벡터이며,  $p$ 는 메트릭(metric)의 차수를 나타낸다.  $L_1$ 메트릭과  $L_2$ 메트릭을 흔히 사용한다.

3. 성능 평가

영상 검색의 성능을 평가하기 위해 사용되는 척도로는 정확도(precision)가 있으며 이는 검색된 영상들내에서 질의 영상과 동일한 부류에 속한 영상이 몇 개나 포함되어있는 가를 나타낸다. 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$precision = \frac{R_r}{T_r} \quad (8)$$

여기서  $T_r$ 은 검색된 영상의 수이며  $R_r$ 은 질의 영상과 동일한 부류에 속한 영상 수이다. 따라서, 전체 DB에서의 평균 검색율(Averaged Retrieval Rate)은 각 질의 영상에 대한 검색율의 합을 전체 영상 수로 나눈 값으로 다음과 같이 표현된다.

$$AVRR = \frac{\sum_{i=1}^N precision(i)}{N} \quad (9)$$

여기서,  $N$ 은 DB내의 영상수를 나타낸다.

III. 웨이브렛 기반 블록 엔트로피와 웨이브렛 모멘트의 융합에 의한 영상검색

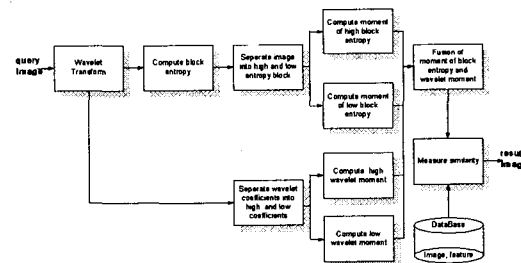


그림 3. 블록 엔트로피 특징과 웨이브렛 모멘트 융합에 의한 영상 검색 블록도

그림 3은 웨이브렛 기반 블록 엔트로피 특징과 웨이브렛 모멘트의 융합에 의한 영상검색 기법의 블록도를 나타낸 그림이다. 이 처리 과정을 간단히 살펴보면 먼저 질의 영상이 입력되면 웨이브렛 변환을 수행한다. 그리고 웨이브렛 영역에서 먼저 블록 엔트로피 특징을 구하고 엔트로피가 높은 블록과 엔트로피가 낮은 블록으로 분리한 다음 블록엔트로피의 1, 2차 모멘트를 구한다. 또한 웨이브렛 계수도 각 대역별로 크기가 큰 계수와 작은 계수로 분리하여 웨이브렛 1, 2차 모멘트를 구한다. 이렇게 구한 웨이브렛 영역의 블록 엔트로피 모멘트와 웨이브렛 모멘트를 융합하여 DB 영상과 유사도를 비교하여 결과 영상을 출력한다.

### 1. 웨이브렛 영역에서의 블록 엔트로피

#### (1) 블록 DIP

엔트로피를 화소단위가 아닌 블록 단위로 구하기 위해 기존의 DIP를 블록에 맞게 다음과 같이 수정한다.

$$Block\ DIP_{m,n} = N_B - \frac{\sum_{i,j \in B_{m,n}} I(i,j)}{\max_{i,j \in B_{m,n}} I(i,j)} \quad (10)$$

여기서,  $I(i,j)$ 는 공간영역에서 블록 DIP를 구할 경우  $(i,j)$  위치의 화소 밝기를 나타내고 웨이브렛 영역에서 블록 DIP를 구할 경우는  $(i,j)$  위치의 웨이브렛 계수가 된다.  $N_B$ 는 블록내의 화소수를 나타낸다. 그리고  $B_{m,n}$ 은  $(m,n)$ 블록의 화소들이다. 블록DIP는 블록내의 값의 변화가 많으면 크지고 변화가 없이 평탄한 블록이면 작아 진다.

#### (2) 블록 Shiojaki 엔트로피

화소단위의 엔트로피 (3)식을  $(m,n)$ 번째 블록 기반 엔트로피로 표현하면 다음과 같다.

$$E(m,n) = - \sum_{(k,l) \in B_{m,n}} P(k,l) \log_2 P(k,l) \quad (11)$$

$$P(k,l) = \frac{I(k,l)}{\sum_{(i,j) \in B_{m,n}} I(i,j)} \quad (12)$$

여기서,  $I(i,j)$ 는  $(i,j)$ 에서의 화소 밝기를 나타내고  $B_{m,n}$ 은  $(m,n)$ 블록의 화소들이다.

### 2. 상위(high) 및 하위(low) 웨이브렛 모멘트

기존의 웨이브렛 모멘트[7]는 밴드별 웨이브렛 계수의 평균과 표준편차이다. 이는 물체와 배경이 가지는 공간정보를 가지지 못한다. 이에 착안하여 웨이브렛 계수를 큰 값과 작은 값으로 분리해서 각각 1, 2차 모멘트를 구하므로 공간정보를 활용할 수 있다. 웨이브렛 계수를 분리하는 기준인 역치는 밴드내 웨이브렛 계수의 평균으로 정한다.

$$Th_{mn} = \frac{1}{N^2} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N W_{mn}(x,y) \quad (13)$$

여기서,  $W_{mn}(x,y)$ 는 그림 2의 웨이브렛 영상에서 보듯이  $mn$  부밴드의  $(x,y)$ 위치에서의 웨이브렛 계수를 나타낸다. 그리고  $N^2$ 은 부밴드내의 화소수를 나타낸다.

### 3. 부밴드간 웨이브렛 모멘트(평균)의 차 특징

그림 4의 화살표는 HL, LH, HH 밴드간 모멘트 차를 표시한다. 웨이브렛 모멘트를 이용한 검색에서 유사도는 두 영상간의 같은 밴드의 모멘트를 비교하여 구하지만 영상내의 밴드간

상대적인 웨이브렛 모멘트의 차 또한 좋은 특징이 될 수 있으며 이를 이용함으로써 검색율을 향상시킬 수 있다. 이를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

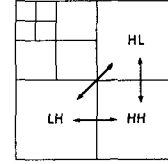


그림 4. 밴드간 웨이브렛 모멘트의 차

$$f^{\mu} = \sum_{i=1}^3 \left[ \left| \frac{\mu_{HL}^i}{\sigma_{HL}^i(\mu)} - \frac{\mu_{HH}^i}{\sigma_{HH}^i(\mu)} \right| \left| \frac{\mu_{LH}^i}{\sigma_{LH}^i(\mu)} - \frac{\mu_{HH}^i}{\sigma_{HH}^i(\mu)} \right| \left| \frac{\mu_{HL}^i}{\sigma_{HL}^i(\mu)} - \frac{\mu_{LH}^i}{\sigma_{LH}^i(\mu)} \right| \right] \quad (14)$$

여기서,  $i$ 는 웨이브렛 분해 단계를 나타내고  $\mu_{HL}, \mu_{LH}, \mu_{HH}$ 는 HL, LH, HH밴드의 웨이브렛 1차 정규 모멘트이다. 그리고  $\sigma_{HL}(\mu), \sigma_{LH}(\mu), \sigma_{HH}(\mu)$ 는 전체 DB에 대한 HL, LH, HH밴드가 1차 정규 모멘트의 표준편차이다.

### 4. 마하라노비스(mahalanobis) 거리의 적용

입력영상의 특징 벡터와 DB영상의 특징 벡터사이의 유사도는 대개 MAE(mean absolute error)인  $L_1$  메트릭이나 MSE(mean square error)인  $L_2$ 메트릭으로 구하지만 특징벡터 요소간 가중치를 어떻게 두는가가 매우 중요하다. 예를 들면 평균과 표준편차를 요소로 갖는 특징벡터  $[\mu, \sigma]$ 의 유사도는 다음과 같이 표현된다.

$$similarity = w_{\mu} |\mu_q - \mu_d| + w_{\sigma} |\sigma_q - \sigma_d| \quad (15)$$

여기서,  $q$ 는 질의영상,  $d$ 는 DB영상을 나타낸다. 그리고  $w_{\mu}$ 와  $w_{\sigma}$ 는 가중치이다.

두 특징을 정규화하기 위한 방법으로 특징간 가중치  $w_{\mu}$ 와  $w_{\sigma}$ 를 실험에 의한 방법으로 대개 구하게 되므로 가중치는 특징벡터의 요소에 따라 변하게 된다. 그러나 다음식과 같이 마하라노비스 거리로 특징벡터를 정규화하면 매우 안정적인 결과를 얻을 수 있다.

$$similarity = \left| \frac{\mu_q - \mu_d}{\sigma_{\mu}} \right| + \left| \frac{\sigma_q - \sigma_d}{\sigma_{\sigma}} \right| \quad (16)$$

여기서,  $\sigma_{\mu}$ 와  $\sigma_{\sigma}$ 는 전체 DB내의 특징벡터 요소인  $\mu$ 와  $\sigma$ 의 표준편차이다.

### 5. 검색 특징의 융합

영상검색에서 다양한 검색 특징을 융합하므로 효과적인 검색이 가능하다. 본 논문에서 웨이브렛 영역에서 엔트로피 모멘트와 웨이브렛 모멘트를 서로 융합함으로써 국부적 변화도에 민감한 엔트로피 특징과 다해상도의 웨이브렛 특징의 상호보완관계로 인해 검색율의 상승효과를 기대할 수 있다. 웨이브렛 영역에서 엔트로피 특징과 웨이브렛 모멘트의 융합할 때 유사도는 다음과 같이 나타낸다.

$$Similarity = \sum_{i \in subband} \left[ \left| \frac{E_a^i - E_d^i}{\sigma_E^i} \right| + \left| \frac{W_a^i - W_d^i}{\sigma_W^i} \right| \right] \quad (17)$$

여기서,  $E^i$ 와  $W^i$ 는  $i$ 부밴드의 웨이브렛 모멘트 및 엔트로피 특징이며 이 또한 마하라노비스 거리로 정규화하였다.

#### IV. 실험 결과 및 검토

실험에 사용한 DB영상은 Corel Draw Photo Album에서 분류되어 있는 자동차, 꽃, 집, 마블, 비행기, 배로 구성된 128 × 128 크기의 영상 240장을 실험영상으로 사용하였다.

표 1은 히스토그램 방법과 웨이블릿 모멘트(평균, 표준편차)에 의한 방법, 본 논문에서 제안한 각 밴드의 웨이블릿 계수를 역치보다 크면 상위, 작으면 하위 웨이블릿계수로 분리하여 각 분리된 계수들로부터 모멘트(평균과 표준편차)를 구한 방법. 그리고 LL밴드에서 GLCM의 대비(contrast)특징과 2 레벨 웨이블릿 2차 정규 모멘트를 결합한 방법의 결과를 나타낸 것이다. 히스토그램에 의한 방법은 차원을 웨이블릿 중앙 모멘트와 비슷하게 맞추었다. 웨이블릿 계수를 분리하여 검색한 결과가 분리하지 않고 검색한 경우보다 5.8%정도 증가하였다.

표 1. 히스토그램, GLCM과 웨이블릿 정규 모멘트, 웨이블릿 중앙 모멘트에 의한 검색율

	histogram	GLCM (contrast)+ wavelet 2nd regular moment	wavelet central moment (mean, std)	each moment of high and low wavelet coefficient	
				1 level	2 level
dimension	26	8	24	16	32
precision	58.2	64.8	75.6	80.8	81.4

표 2는 공간영역에서 블록 엔트로피 특징을 적용하여 얻은 결과이다. 영상의 상위 엔트로피 블록과 하위 엔트로피 블록의 모멘트 그리고 상위 엔트로피 블록수와 하위 엔트로피 블록수의 비율 특징 벡터로 하였다. 블록 DIP로 구한 결과는 PIM이나 엔트로피로 구한 결과 보다 우수하며 웨이블릿 모멘트에 의한 결과와 비교하면 특징 벡터 차원은 5로 훨씬 작지만 검색율이 높음을 알 수 있다.

표 2. 블록 엔트로피 특징에 의한 검색

	block entropy feature					
	block Shiojaki entropy		PIM		block DIP	
block size	2x2	4x4	4x4	4x4	2x2	4x4
dimension	5	5	5	5	5	5
precision	62.4	59.8	47.8	60	76.9	73.3

표 3은 블록 엔트로피 특징과 웨이블릿 모멘트 융합에 의한 검색율을 보인 것이다. 웨이블릿 영역에 블록 DIP 특징만으로 검색한 결과는 81.5%로 웨이블릿 모멘트로 구한 결과보다 5.9% 증가하였다. 그리고 블록DIP 특징과 웨이블릿 모멘트를 융합한 결과는 웨이블릿 모멘트 결과보다 11.5% 증가하였고 2 레벨 웨이블릿 밴드간의 모멘트의 차를 추가함으로 2.1% 더 증가하였다. 그리고 Shiojaki 엔트로피와 PIM 특징을 웨이블릿 모멘트와 융합한 결과도 향상됨을 알 수 있다.

표 3. 블록 엔트로피 특징과 웨이블릿 모멘트 융합에 의한 검색율

(1) high and low wavelet (1 level) moments of block entropy of 4x4, (2) wavelet (1 level) moments of high and low coefficient (1 level), (3) difference of 1st wavelet (2level) moments

		fusion method		
		(1)	(1)+(2)	(1)+(2)+(3)
dimension		16	32	38
precision	block DIP	81.5	87.1	89.2
	block Shiojaki entropy	77.5	88.7	88.7
	PIM	78.1	84.6	85.0

#### IV. 결론

본 논문에서는 효율적인 영상검색을 위하여 몇가지를 제안하였다 그 중 하나는 밝기값의 국부적 변화도에 민감하고 벨리, 에지 등의 특징을 잘 검출하는 엔트로피 특징을 검색에 효과적으로 적용하는 방법을 제안하였고 다음은, 웨이블릿 영역에서 구한 블록 엔트로피 특징과 웨이블릿 모멘트를 융합한 영상 검색을 제안하였다. 마지막으로 검색 특징을 융합할 때 가중치 문제는 전체 DB에서 특징벡터의 표준편차로 정규화함(Mahalanobis 거리에 해당)으로써 해결하였다. 실험결과, 블록 엔트로피 모멘트만으로 검색한 결과는 기존의 웨이블릿 모멘트에 의한 검색 결과보다 좋았으며 여기에서 웨이블릿 모멘트 및 밴드간 모멘트 차 특징을 융합하므로 기존의 검색 방법들에 비해 매우 우수한 검색 성능을 보임을 확인하였다.

#### 참고 문헌

- [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] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Texture features for image classification," *IEEE Trans. Sys. Man. and Cyb. SMC-3(6)*, 1973.
- [3] Shi-Kuo Chang, "Principles of pictorial information systems design," *Prentice-Hall*, pp. 61-81, 1989.
- [4] S. Y. Jeong, K. H. Kim, B. T. Chun, and J. Y. Lee, "Entropy and Color Correlation feature for Image Indexing," *IEEE International Conference*, vol. 2, pp. 895-899, 1999.
- [5] A. Shiojaki, "Edge extraction using entropy operator," *Comput. Vision, Graphic and Image Processing*, vol. 36, pp. 1-9, 1986.
- [6] Y. J. Ryoo and N. C. Kim, "Valley operator extracting sketch features: DIP," *Electronics Letters*, vol. 248, pp. 461-463, Apr. 1988.
- [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.