

# 엔트로피 특징을 이용한 영상검색

정회원 서상용\*, 천영덕\*\*, 김남철\*\*\*

## Image Retrieval Using Entropy Features

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

### 요약

본 논문에서는 웨이블릿 영역에서 엔트로피 특징과 웨이블릿 모멘트의 융합에 의한 효율적인 영상기법을 제안한다. 엔트로피 특징은 밝기값의 국부적 변화도에 민감하고 밸리, 에지 등의 특징을 잘 검출한다. 이러한 특징을 주파수 대역별로 구해지는 웨이블릿 모멘트와 잘 융합하여 내용기반 영상검색에 효과적으로 적용하였다. 제안한 방법의 성능을 평가하기 위한 시험영상 DB로는 Corel Draw Photo영상을 사용하였다. 실험 결과, 제안한 방법으로 구한 검색율이 기존의 웨이블릿 모멘트로 구한 검색율보다 11%이상 향상되어 매우 우수한 검색 성능을 보임을 확인하였다.

### 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

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)은 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<sup>[1]</sup>.

내용기반 검색에 사용되는 여러 가지 특징 중에 질감특징은 객체의 표면이 가지는 특성을 표현하고 있기 때문에 영상의 내용 정보를 기술하는 가장 기본이 되는 특징이라 할 수 있다. 흔히 질감 특징으로 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)<sup>[2]</sup>을 이용한 화소의 확률분포, 마코프 랜덤필드(Markov Random Field)모델<sup>[3]</sup>, 자기상관(Auto-correlation)함수<sup>[4]</sup>를 이용하여 질감특징을 추출하기도 하고 인간 시각 특성에 기반한 가보(Gabor)필터<sup>[5]</sup>와 웨이블릿 변환을 통해서 추출하기도 한다. 특히 영상을 다해상도(multi-resolution) 웨이블릿 분해한 영상에서 얻는 웨이블릿 모멘트 특징<sup>[6]</sup>은 질감정보를 주파수 대역별로 추출함으로써 효과적인 검색결과를 얻을 수 있다.

\* 한국통신멀티미디어연구소(seosy@kt.co.kr),

\*\* 경북대학교 전자전기공학부(ydchun@vcl.knu.ac.kr)

\*\*\* 경북대학교 전자전기공학부(nckim@ee.knu.ac.kr)

논문번호 : 00409-1023, 접수일자 : 2000년 10월 23일

한편, 최근에 엔트로피 특징과 관련하여 Chang<sup>[7]</sup>이 제안한 영역내 히스토그램의 최대 빈도수가 차지하는 비율로 엔트로피를 나타내는 PIM(Picture Information Measure)을 검색에 적용한 연구가 있다<sup>[8]</sup>. 엔트로피 특징으로는 이외에도 Shiojaki<sup>[9]</sup>가 제안한 엔트로피 연산자가 있으며 벨리 연산자의 일종인 DIP(Difference Inverse Probabilities)<sup>[10]</sup>가 있다. 이러한 엔트로피 특징은 국부적 밝기 변화도와 벨리, 에지 등의 특징을 잘 검출하므로 이러한 특징을 질감정보를 주파수 대역별로 추출하는 웨이브렛 모멘트 특징과 융합해서 영상 검색에 효과적으로 적용하면 각 특징에서 가질 수 없는 특성을 보완해 줌으로써 좋은 결과를 얻을 수 있는 것으로 기대된다.

본 논문에서는 웨이브렛 영역에서 엔트로피 특징과 웨이브렛 모멘트의 융합에 의한 효율적인 영상 검색 기법을 제안한다. 제안한 방법에서는 먼저 웨이브렛 영역에서 블록 엔트로피를 구한다. 다음, 각 대역별로 엔트로피가 높은 블록과 낮은 블록으로 분리하여 블록 엔트로피의 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, 각 특징벡터들에 대한 가중치를 전체 DB에서 각 특징벡터의 성분이 가지는 표준편차(마하라노비스 거리<sup>[5]</sup>에 해당)와 각 특징벡터가 가지는 차원과의 곱의 역수로 하였다. 실험결과, 제안한 방법은 기존의 검색 방법들에 비해 매우 우수한 검색 성능을 보인다.

## II. 내용기반 영상검색

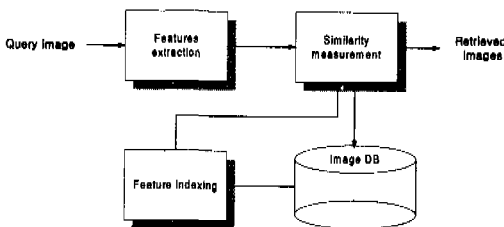


그림 1. 내용기반 영상검색의 시스템

영상의 내용을 표현하는 특징을 기반으로 영상 데이터를 검색하는 내용기반 영상검색은 그림 1과 같은 과정으로 수행된다. 질의 영상으로부터 특징을 추출한 후 DB내에 있는 영상들의 특징과 유사도를

비교하여 가장 유사한 영상 순서대로 배열하여 원하는 수의 영상들을 출력한다. 각 블록별 기능을 살펴보면 다음과 같다.

### 2.1 특징 추출

효율적인 영상검색을 위해서는 무엇보다도 각 영상을 대표하는 특징 추출이 매우 중요하다. 질감특징은 영상의 표면 특성을 잘 나타내는데, 흔히 사용되는 몇 가지 질감특징들을 살펴보기로 한다.

#### 1) 히스토그램

공간영역에서 히스토그램은 영상내의 밝기값(gray level)의 빈도를 나타낸다. 밝기값이  $L-1$ 인 영상의 히스토그램은 다음과 같이  $L$ 차원의 특징벡터로 볼 수 있다.

$$h(i) = \sum_{x=0}^M \sum_{y=0}^N Bin[I(x, y)], \quad i=0, 1, \dots, L-1 \quad (1)$$

$$Bin[I(x, y)] = \begin{cases} 1, & I(x, y) = i \\ 0, & I(x, y) \neq i \end{cases}$$

여기서,  $I(x, y)$ 은  $(x, y)$ 위치의 화소값이며,  $Bin[]$ 은 해당화소의 이진화를 나타낸다.

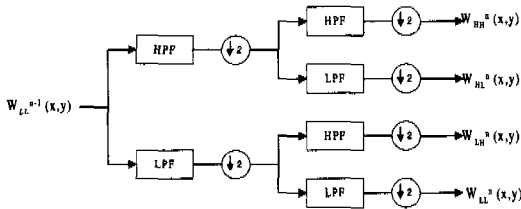
#### 2) GLCM을 이용한 통계적 질감 특성

화소간의 거리 및 방향에 근거한 매트릭스로부터 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 특성을 분석하는 것보다 이러한 공간적인 특성을 이용하는 것이 효율적이다.

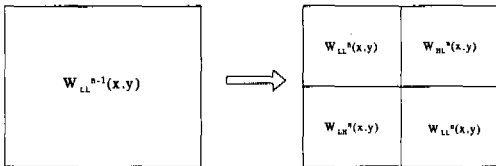
#### 3) 웨이브렛 모멘트

그림 2 (a)와 (b)는 디지털 필터에 의한 4대역 웨이브렛 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 ( $W_{HH}^n(x, y)$ ,  $W_{LH}^n(x, y)$ ,  $W_{HL}^n(x, y)$ )를 얻게 된다. 그림 2의 (c)는 Brodatz DB의 D1

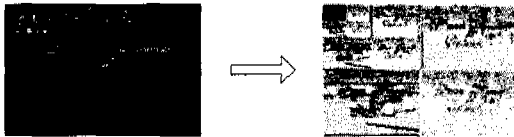
영상을 3단계 웨이브렛 분해한 영상이다.



(a) 4대역 디지털 필터에 의한 웨이브렛 분해



(b) 웨이브렛 분해 과정



(c) Corel영상과 웨이브렛 분해 영상

그림 2. 4대역 웨이브렛 분해과정 및 분해영상

웨이브렛 변환영역에서 1, 2차 중심모멘트(central moment)는 다음과 같이 표현된다.

$$\mu(m, n) = \frac{1}{N_{mn}} \sum_x \sum_y |W_m^n(x, y)|, \quad (2)$$

$$\alpha(m, n) = \sqrt{\frac{1}{N_{mn}} \sum_x \sum_y |W_m^n(x, y)| - \mu(m, n)^2} \quad (3)$$

여기서,  $n$ 은 웨이브렛 변환 단계를 나타내고  $m$ 은 부밴드를 나타낸다.  $N_{mn}$ 은  $mn$ 부밴드의 화소수를 나타내며, 1차 모멘트인  $\mu(m, n)$ 은 변환계수의 절대치 평균을 나타낸다. 이때, 절대치를 취한 것은 에너지와 관련된 정보를 추출하기 위함이다. 2차 모멘트  $\alpha(m, n)$ 은 표준편차를 나타낸다. 그리고, 3차 이상의 중심모멘트는 특징벡터의 차원의 증가에 비해 효과가 크기 않으므로 잘 사용되지 않는다.

#### 4) 엔트로피 특징

엔트로피를 영상의 밝기값과 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<sup>[9]</sup>가 제안한 엔트로피 연산자는 화소단위로 엔트로피를 다음과 같이 구한다.

$$E_{i,j} = - \sum_{(k,l) \in W} P(k, l) \log_2 P(k, l) \quad (4)$$

여기서  $W$ 는 창이 크기이며 화소의 국부 확률은 다음과 같다.

$$P(k, l) = \frac{I(i-k, j-l)}{\sum_{(m,n) \in W} I(i-m, j-n)} \quad (5)$$

여기서  $I(i, j)$ 은  $(i, j)$ 위치에서 밝기값이다. 그리고 영상  $(i, j)$ 위치에서의 엔트로피는 모든 화소에 균일한 가중치를 줌으로써 에지가 두껍게 나타난다. 이 연산자의 특성은 국부적인 밝기를 고려하기 때문에 어두운 영역에서 밝기의 변화를 잘 추출한다.

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

$$PIM_B = \sum_{i=0}^{L-1} h(i) - \max_{i=0,1,L-1} h_B(i) \quad (6)$$

여기서  $h_B(i)$ 는 블록  $B$ 의 히스토그램을 나타낸다. 밝기 변화가 큰 영역의 PIM은 크지만 평탄한 영역에서는 PIM값이 적어진다.

영상에 포함된 벨리를 잘 추출하는 DIP연산자도 일종의 엔트로피를 나타내며 다음과 같이 표현된다.

$$DIP_{i,j} = \left( \frac{1}{I(i, j)} - \frac{1}{\max_{(k,l) \in W} I(i-k, j-l)} \right) \times \left( \sum_{(k,l) \in W} I(i-k, j-l) \right) \quad (7)$$

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

#### 2.2 유사도 측정

대용량의 영상 DB를 검색하기 위해서는 각 특징벡터에 알맞은 유사성 척도(similarity measure)가 정의되어야 한다.  $k$ 차원을 가진 질의영상의 특징벡터  $f_q$ 와 DB영상의 특징벡터  $f_d$ 사이의 일반적인 유사도 척도는 다음과 같이 주어진다.

$$D_L(q, d) = \| f_q - f_d \|^p \quad (8)$$

여기서,  $P$ 는 메트릭(metric)의 차수를 나타낸다. 일

반적으로 유사도는 대개 MAE(mean absolute error)인  $L_1$  메트릭이나 MSE (mean square error)인  $L_2$  메트릭을 흔히 사용한다. 그러나 이러한 유사도는 입력영상의 특징벡터의 각 성분별 분포 편차가 크게 다를 경우에는 안정된 결과를 내지 못하게 된다. 이를 해결하기 위하여 전체 DB에서 특징벡터의 각 성분에 대한 표준편차로 각 성분들을 정규화하는데, 이를 마하라노비스(Mahalanobis)거리라 하며 다음과 같이 표현된다<sup>[5]</sup>.

$$D_{L_2}(q, d) = \left\| \frac{f_q - f_d}{\sigma} \right\|^p \quad (9)$$

여기서,  $\sigma$ 는 전체 DB에서 특징벡터의 각 성분에 대한 표준편차로 이루어진  $k$ 차 벡터이고, 벡터끼리의 나누기는 각 벡터의 성분별로 나누기 연산이 수행된 결과 벡터를 뜻한다.

### 2.3 성능 평가

검색율(retrieval rate:RR)은 검색된 영상들내에서 질의 영상과 동일한 부류에 속한 영상이 몇 개나 포함되어 있는가를 나타낸다. 이를 정확도(precision)라고도 하며 다음과 같이 표현된다.

$$RR = \frac{R_r}{T_r} \quad (10)$$

여기서,  $T_r$ 은 검색된 영상의 수이며  $R_r$ 은 질의 영상과 동일한 부류에 속한 영상수이다. 따라서, 전체 DB에서의 평균 검색율(averaged retrieval rate: AVRR)은 각 질의영상에 대한 검색율의 합을 전체 영상수로 나눈 값으로 다음과 같이 표현된다.

$$AVRR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N RR_i \quad (11)$$

여기서,  $RR_i$ 는  $i$ 번째 질의영상의 검색율이며,  $N$ 은 DB내의 전체 영상수를 나타낸다.

## III. 웨이브렛 기반 블록 엔트로피와 웨이브렛 모멘트의 융합에 의한 영상검색

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 블

록 엔트로피 특징을 구하고 엔트로피가 높은 블록과 엔트로피가 낮은 블록으로 분리한 다음 블록 엔트로피의 1, 2차 모멘트를 구한다. 또한 웨이브렛 계수도 각 대역별로 크기가 큰 계수와 작은 계수들로 분리하여 웨이브렛 1, 2차 모멘트를 구한다. 이렇게 구한 웨이브렛 영역의 블록 엔트로피 모멘트와 웨이브렛 모멘트를 융합하여 DB영상의 특징벡터와 유사도를 비교하여 결과 영상을 출력한다.

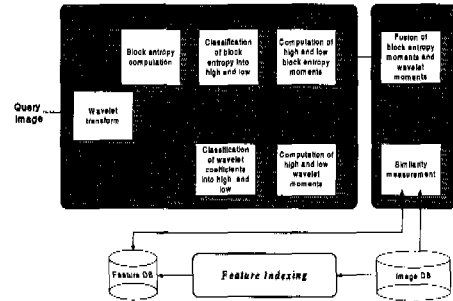


그림 3. 블록 엔트로피 특징과 웨이브렛 모멘트 융합에 의한 영상 검색 블록도

### 3.1 웨이브렛 영역에서의 블록 엔트로피

엔트로피를 화소단위가 아닌 블록 단위로 구하기 위해 블록 엔트로피에 대해 살펴보자.

#### 1) 블록 DIP

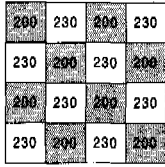
기존의 DIP를 블록에 맞게 다음과 같이 수정한다.

$$DIP_B = N_B - \frac{\sum_{(i,j) \in B} \sum I(i,j)}{\max_{(i,j) \in B} I(i,j)} \quad (12)$$

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. 블록DIP는 블록내의 밝기 변화가 많으면 커지고 변화가 없이 평탄한 블록이면 작아진다. 특히 어두운 영역의 밝기 변화를 잘 추출한다. 이러한 특징은 그림 4에서 잘 나타난다. 블록 내 화소값의 분포에 따른 블록DIP값을 구한 것으로 화소의 밝기변화가 동일하지만 어두운 블록에서 블록DIP가 크게 나타남을 알 수 있다.

그림 5는 부밴드를 일정 크기의 블록으로 나누어 엔트로피가 큰 블록과 작은 블록으로 나누는 과정을 설명한 그림으로 LL부밴드만을 확대하여 예로 든 것이다. 이와 같이 다른 부밴드(LL, HL, LH,

HH)들도 같은 과정을 수행한다.



(a) 밝은 블록  
( $DIP_B = 1.05$ )



(b) 어두운블록  
( $DIP_B = 1.85$ )

그림 4. 블록 DIP 특징

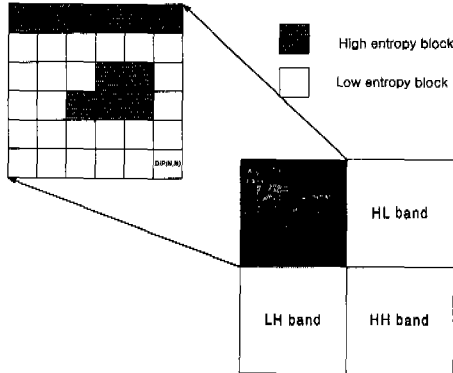


그림 5. 상위 및 하위 블록 DIP로 분리

부밴드의  $k$ ,  $l$ 번째 블록DIP는 다음과 같이 구해진 역치에 의해 상위 및 하위 엔트로피 블록으로 분리한다.

$$DIP(k, l) \geq Th, Th = \frac{1}{N^2} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N DIP(k, l) \quad (13)$$

여기서,  $N^2$ 는 부밴드의 블록수를 나타낸다. 그리고 부밴드에서 블록 엔트로피의 1, 2차 모멘트는 다음과 같이 구한다.

$$\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{(k,l) \in I} DIP_i(k, l), I = \{high, low\} \quad (14)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N_i} \sum_{(k,l) \in I} (DIP_i(k, l) - \mu_i(k, l))^2}, I = \{high, low\} \quad (15)$$

여기서,  $I$ 는 상위 및 하위 엔트로피 블록을 나타내며  $N_i$ 는 상위 및 하위 엔트로피의 블록수를 나타낸다.

2) 블록 Shiojaki 엔트로피

화소단위의 엔트로피 (4)식을 블록 엔트로피로 표현하면 다음과 같다.

$$E_B = - \sum_{(i,j) \in B} \sum P(i, j) \log_2 P(i, j) \quad (16)$$

$$P(i, j) = \frac{I(i, j)}{\sum_{(m,n) \in B} I(m, n)} \quad (17)$$

여기서,  $I(i, j)$ 는 공간영역에서는 밝기값을 나타내고 웨이브렛 영역에서는 웨이브렛 계수를 나타낸다.

3.2 상위(high) 및 하위(low) 웨이브렛 모멘트

기존의 웨이브렛 모멘트<sup>[5]</sup>는 밴드별 웨이브렛 계수의 평균과 표준편차이다. 웨이브렛 계수가 작은 영역은 배경으로, 큰 영역은 물체로 간주하여 각 영역의 1, 2차 모멘트를 검색 특징으로 사용한다. 이러한 특징은 물체와 배경으로 나누어진 영상들의 검색에 효과적일 수 있다. 웨이브렛 계수를 분리하는 기준인 역치는 밴드내 웨이브렛 계수의 평균으로 정하며 다음과 같이 주어진다.

$$Th = \frac{1}{N^2} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N W(x, y) \quad (18)$$

여기서,  $W(x, y)$ 는 웨이브렛 계수를 나타내며  $N^2$ 은 부밴드내의 화소수를 나타낸다. (18)식의  $Th$ 를 기준으로 분리된 웨이브렛 계수의 1, 2차 모멘트는 다음과 같은 수식으로 표현한다.

$$\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{(x,y) \in I} |W(x, y)|, I = \{high, low\} \quad (19)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N_i} \sum_{(x,y) \in I} (|W(x, y)| - \mu_i)^2}, I = \{high, low\} \quad (20)$$

3.3 부밴드간 웨이브렛 모멘트(평균)의 차 특징

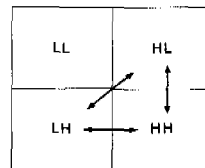


그림 6. 밴드간 웨이브렛 모멘트의 차

그림 6은 HL, LH, HH 밴드간 모멘트 차 특징을 나타낸 그림으로 웨이브렛 모멘트를 이용한 검색에서 유사도는 두 영상간 같은 밴드의 모멘트를 비교하여 구하지만 영상내의 밴드간 웨이브렛 모멘트의 차를 이용함으로써 검색율을 향상시킬 수 있다. 이

를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$f_{\mu} = \left[ \left| \frac{\mu_{HL} - \mu_{HH}}{\sigma_{HL}(\mu)} - \frac{\mu_{LH} - \mu_{HH}}{\sigma_{LH}(\mu)} \right|, \left| \frac{\mu_{LH} - \mu_{HH}}{\sigma_{LH}(\mu)} - \frac{\mu_{HL} - \mu_{LH}}{\sigma_{HL}(\mu)} \right| \right] \quad (21)$$

여기서,  $\mu_{HL}, \mu_{LH}, \mu_{HH}$ 는 HL, LH, HH밴드의 웨이브렛 1차 정규 모멘트이다. 그리고  $\sigma_{HL}(\mu), \sigma_{LH}(\mu), \sigma_{HH}(\mu)$ 는 DB내의 모든 영상에서 HL, LH, HH밴드가 가지는 1차 정규 모멘트의 표준편차이다.

### 3.4 블록 엔트로피 모멘트와 웨이브렛 모멘트의 융합

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

$$\text{Similarity}(a, d) = \sum_{i \in S} \left[ \frac{1}{N_E} \left| \frac{E_a^i - E_d^i}{\sigma_E^i} \right| + \frac{1}{N_W} \left| \frac{W_a^i - W_d^i}{\sigma_W^i} \right| \right] + \frac{1}{N_D} f_{\mu} \quad (22)$$

여기서,  $a, d$ 는 질의영상 및 DB영상을 나타내고  $S$ 는 LL, LH, HL, HH 4개의 부밴드로 이루어진다.

$E^i$ 와  $W^i$ 는  $i$  부밴드의 상위, 하위 엔트로피 모멘트 및 웨이브렛 모멘트이며, 이 또한 마하라노비스 거리로 정규화하였다.  $N_E, N_W, N_D$ 는 각각 엔트로피 모멘트, 웨이브렛 모멘트, 부밴드간 웨이브렛 모멘트의 차의 차원을 나타낸다. 그리고  $f_{\mu}$ 는 부밴드간의 웨이브렛 모멘트의 차로 식(21)과 같다.

## IV. 실험 결과 및 검토

시험에 사용한 영상DB는 Corel Draw Photo에 분류되어 있는 자동차, 꽃, 집, 마블, 비행기, 배로 구성된  $128 \times 128$  크기의 영상 240장을 시험영상으로 사용하였다. 그림 7은 실험에서 사용한 영상예로 들어 보인 것이다.

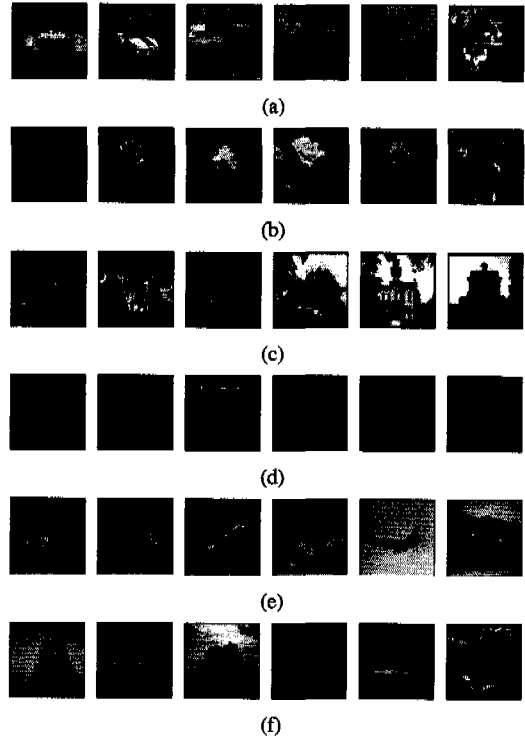


그림 7. 실험영상들: (a) 자동차, (b) 꽃, (c) 집, (d) 마블, (e) 비행기, (f) 배

표 1은 히스토그램 특징, LL밴드에서 구한 GLCM의 대비(contrast)<sup>[2]</sup>와 웨이브렛 2차 정규 모멘트를 융합한 특징 그리고 웨이브렛 모멘트(평균, 표준편차) 특징 및 본 논문에서 제안한 상위 및 하위 웨이브렛 모멘트(평균과 표준편차)를 특징으로 검색한 결과를 보인 것이다. 여기서 웨이브렛 계수가 큰 값과 작은 값으로 분리하여 구한 모멘트를 이용한 검색결과가 가장 우수함을 알 수 있다.

표 2는 블록 엔트로피 특징을 공간영역(spatial domain)에 적용하여 얻은 검색 결과이다. 여기서 사용된 특징벡터는 영상의 상위 엔트로피 블록과 하위 엔트로피 블록의 1, 2차 모멘트 그리고 상위 및 하위 엔트로피 블록수의 비로 이루어졌다. 이 특징벡터의 차원은 5로 히스토그램 및 웨이브렛 모멘트 방법의 특징벡터 차원보다 훨씬 작지만 검색율은  $2 \times 2$ 블록 크기의 경우 높게 나타남을 알 수 있다. 엔트로피 블록 특성 중에 블록 DIP로 구한 검색 결과는 PIM이나 Shiojaki 엔트로피로 구한 검색 결과보다 높게 나왔다.

표 3은 제안한 방법으로 구한 결과를 보인 것이다. 블록 엔트로피 특징과 웨이브렛 모멘트를 융합함으로써 웨이브렛 모멘트만으로 구한 검색율보다

표 1. 히스토그램, GLCM과 웨이브렛 모멘트 융합, 웨이브렛 중심모멘트, 상위 및 하위 웨이브렛 계수에 의한 검색율

	histo-gram	GLCM (contrast)+ wavelet 2nd regular moments	wavelet central moments (mean, std)	each moment of high and low wavelet coefficients	
				1 level	2 level
dimension	256	10	24	16	32
AVRR	60	64.8	75.6	80.8	81.4

표 2. 블록 엔트로피 특징에 의한 검색율

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

크게 증가함을 알 수 있다. 특히, 블록DIP인 경우를 살펴보면 블록DIP 특징만으로 검색한 결과는 81.5%로 웨이브렛 모멘트로 구한 결과보다 5.9% 증가하였고 블록DIP 특징과 웨이브렛 모멘트를 융합한 결과는 11.5% 증가하였다. 그리고 웨이브렛 밴드간의 모멘트의 차 특징을 추가함으로써 89.3%의 검색율을 보였다. 이는 PIM, Shiojaki 블록 엔트로피 특징을 이용한 경우보다 높게 나왔다.

표 3. 블록 엔트로피 특징과 웨이브렛 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 methods		
		(1)	(1)+(2)	(1)+(2)+(3)
dimension		16	32	38
AVRR	PIM	77.2	84.9	87.5
	block Shiojaki entropy	77.5	88.9	89.9
	block DIP	81.5	89.1	90.8

표 4는 융합시에 각 특징들의 가중치에 따른 검색결과를 나타낸다. 특징들의 가중치는 (22)식과 같이 특징들의 차원의 역수로 가중치를 준 경우(case

1)와, 각 특징들에 같은 가중치를 준 경우(case 2)와, 그리고 실험을 통해 다양한 가중치를 주었을 때 가장 높은 검색율을 나타낸 경우(case 3)를 나타내었다. 실험 결과, 첫 번째 경우는 두 번째 경우보다 1.5%정도 높은 성능을 나타내었고 세 번째 경우와 거의 비슷한 성능을 나타내었다. 각 특징들의 차원을 보면, 블록 DIP와 웨이브렛 모멘트의 차원은 16이며 부밴드간 웨이브렛 모멘트의 차의 차원은 6이 된다. 그러므로 두 번째 경우는 융합시에 부밴드간 웨이브렛 모멘트의 차보다 블록 DIP와 웨이브렛 모멘트에 2.6배의 가중치를 더 주게 되어 결과적으로 블록 DIP와 웨이브렛 모멘트에 비중을 더 주는 형태가 된다. 본 논문에서는 각 특징들의 차원의 역수로 가중치를 줌으로써 융합시에 각 특징들의 비중을 같게 만들었다. 그리고 이 경우의 가중치는 3번째 경우의 가중치와 비교해보면 거의 유사함을 알 수 있다. 또한, 유사도 측정시 마하라노비스 거리를 사용한 방법이  $L_1$  메트릭을 사용한 방법보다 2%이상 높게 나타났다.

표 4. 융합방법에 따른 검색결과(AVRR[%])

case	weight			distance measure	
	block DIP	wavelet moments	difference of subband	$L_1$ 메트릭	mahalanobis distance
1	0.21	0.21	0.57	88.7	90.8
2	0.33	0.33	0.33	86.9	89.3
3	0.2	0.2	0.6	88.9	90.9

표 5는 여러 특징들을 융합한다고 해서 항상 성능이 향상되지 않는다는 것을 보인 것이다. 여기서 공간영역에 구한 PIM과 블록 DIP 특징을 적용하여 얻은 검색결과이다. 실험결과, 같은 엔트로피 특징이라도 블록 DIP에 비해 떨어지는 성능을 나타내는 PIM을 웨이브렛 모멘트와 융합하면 오히려 약간 떨어지는 성능을 나타낸다(case 1). 그리고 같은 엔트로피 특징들을 융합한 경우에도 성능 향상이 거의 없는 것으로 나타났다(case 2). 그러나 상호 보완이 되는 효율적인 특징들을 융합할 경우 검색율이 크게 향상됨을 볼 수 있다(case 3).

그림 8은 융합의 상승효과를 확인하기 위해서 차원을 동일하게 한 상태에서 여러 특징들의 검색결과를 나타낸 그림이다. 그림 8에서 제안한 방법인 웨이브렛 영역에서의 블록 DIP와 웨이브렛 모멘트(상위, 하위)를 융합한 경우가 각 특징들을 단독으

표 5. 여러 특징들의 융합에 따른 검색결과

Fusion case	Feature			AVRR [%]
	Wavelet moments (75.6%)	PIM (60%)	Block DIP (76.9%)	
1	0	0		75
2		0	0	77
3	0		0	85.3

로 사용했을 때와 같은 차원에서 비교해 보면 블록 DIP보다는 평균 2.5%, 웨이블릿 모멘트(상위, 하위) 보다는 평균 4%정도 차이가 있음을 알 수 있다. 또한 기존의 방법인 웨이블릿 모멘트보다도 평균 11% 이상 성능차이가 나타남을 알 수 있다. 따라서 제안한 두 특징의 융합의 상승효과가 높음을 확인 할 수 있다. 차원에 따른 각 특징들의 성분구성은 표 6 과 같다.

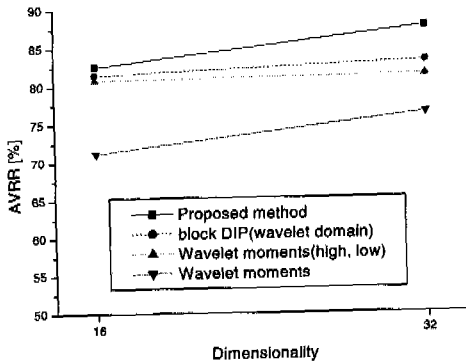


그림 8. 차원에 따른 여러 특징들의 실험결과

표 6. 차원에 따른 특징들의 성분구성

method \ dimension	16		32	
	level	moments	level	momentst
proposed method	1	mean	1	mean, std.
block DIP	1	mean, std.	2	mean, std
wavelet moments (high, low)	1	mean, std	2	mean, std
wavelet moments	2	mean, std	4	mean, std

### V. 결론

본 논문에서는 효율적인 영상검색을 위하여 몇 가지를 제안하였다. 그 중 하나는 밝기값의 국부적 변화도에 민감하고 벨리, 에지 등의 특징을 잘 검출

하는 엔트로피 특징을 검색에 효과적으로 적용하는 방법을 제안하였고 다음은, 웨이블릿 영역에서 구한 블록 엔트로피 특징과 웨이블릿 모멘트를 효과적으로 융합한 영상 검색을 제안하였다. 마지막으로 검색 특징을 융합할 때 가중치 문제는 전체 DB에서 특징벡터의 각 성분에 대한 표준편차로 각 성분들을 정규화하는 마하라노비스 거리와 각 특징들이 가지는 차원의 역수로 해결하였다. 실험결과, 제안한 방법으로 구한 검색결과는 히스토그램으로 구한 결과보다 28.8%, 동일한 차원에서의 웨이블릿 모멘트로 구한 결과보다 평균 11% 이상 증가하여 기존의 검색 방법들에 비해 매우 우수한 검색 성능을 보임을 확인하였다.

차후, 제안한 방법으로 칼라 특징벡터를 추출하는 실험과 다양한 영상DB에 적용하는 연구가 향후 이루어져야 할 것으로 생각된다.

### 참고문헌

- [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. SMC*, vol 8, pp.610-621, Nov. 1973.
- [3] L. Wang, J. Liu, and S. Li, "Texture classification using wavelet decomposition with markov random field models," in *Proc. ICPR '98*, 1998.
- [4] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, Addison-Wesley, 1992.
- [5] 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.
- [6] I. Daubechies, "The wavelet transform time-frequency localization and signal analysis," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 36, pp. 961-1005, Sep. 1990.
- [7] Shi-Kuo Chang, "Principles of pictorial information systems design," *Prentice-Hall*, pp. 61-81, 1989.
- [8] S. Y. Jeong, K. H. Kim, B. T. Chun, and J. Y.

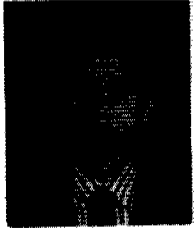


Lee, "Entropy and color correlation feature for image indexing," in Proc. ICIP vol. 2, pp. 895-899, 1999.

- [9] A. Shiojaki, "Edge extraction using entropy operator," *Comput. Vision, Graphic and Image Processing*, vol. 36, pp. 1-9, 1986.
- [10] Y. J. Ryoo and N. C. Kim, "Valley operator extracting sketch features: DIP," *Electronics Letters*, vol. 248, pp. 461-463, Apr. 1988.

서 상 용(Sang-Yong Seo)

정회원



1985년 2월 : 경북대학교

전자공학과 (공학사)

1988년 2월 : 경북대학교 대학원

전자공학과(공학석사)

2001년 2월 : 경북대학교 대학원

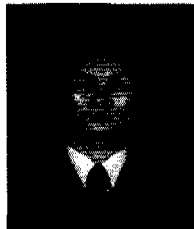
전자공학과(공학박사)

1991년 2월~현재 : 한국통신 연구개발원

<주관심 분야> 영상처리, 영상압축, 컴퓨터비전

천 영 덕(Young-Deok Chun)

준회원



2000년 2월 : 인제대학교

전자공학과 (공학사)

2000년 3월~현재 : 경북대학교

전자공학과 석사과정

<주관심 분야> 영상처리, 영상

통신, 컴퓨터비전

김 남 철(Nam Chul Kim)

정회원



1978년 2월 : 서울대학교

전자공학과 (공학사)

1980년 2월 : 한국과학기술원

전기 및 전자공학과

(공학석사)

1984년 2월 : 한국과학기술원

전기 및 전자공학과

(공학박사)

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 연구회 위원장

<주관심 분야> 영상처리, 영상압축, 영상복원, 컴퓨터 비전