

論文2001-38SP-4-12

공간 히스토그램과 웨이블릿 모멘트의 융합에 의한 영상검색 (Image Retrieval Using the Fusion of Spatial Histogram and Wavelet Moments)

徐相溶*, 金南哲*

(Sang Yong Seo and Nam Chul Kim)

요약

본 논문에서는 공간 히스토그램과 웨이블릿 모멘트를 융합하여 검색 효율을 크게 향상시키는 방법을 제안한다. 이 방법에서는 질의영상과 DB영상간의 유사도를 구할 때 히스토그램의 유사도와 웨이블릿 모멘트의 유사도를 효과적으로 융합한다. 즉, 공간적 이동, 회전 등에 강한 히스토그램 특징과 주파수 대역별로 구해지는 웨이블릿 모멘트 특징을 잘 융합함으로써 검색성능의 향상을 추구한다. 제안한 방법의 성능을 평가하기 위한 시험영상 DB로는 Brodatz 질감 영상 DB와 Corel Draw Photo 영상 DB를 사용하였다. 실험 결과, 제안한 방법으로 구한 검색율이 Brodatz DB에서 히스토그램이나 웨이블릿 모멘트만으로 구한 검색율보다 각각 5.3%와 13.8% 향상되었고, Corel Draw Photo DB에서는 각각 15.5%와 3.2% 향상됨을 확인할 수 있었다.

Abstract

We present an image retrieval method for improving retrieval performance by the effective fusion of spatial histogram and wavelet moments. In this method, the similarity for spatial histograms and the similarity for wavelet moments are effectively fused in the computation of the similarity between a query image and DB image. That is, the wavelet moments feature represented in multi-resolution and the spatial histogram feature robust to translation and rotation are used to improve retrieval performance. In order to evaluate the performance of the proposed method, we use Brodatz texture DB, MPEG-7 T1 DB, and Corel Draw Photo DB. Experimental results show that the proposed method yields 5.3% and 13.8% better performances for Brodatz DB, and 15.5% and 3.2% better performances for Corel Draw Photo DB over the histogram method and the wavelet moment method, respectively.

I. 서론

최근 컴퓨터 및 네트워크 통신의 발달로 많은 양의 멀티미디어 정보를 다양한 형태로 접하고 있으며, 이러

한 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 내용을 정확하게 표현하는 데 어려움이 있다. 반면에 내용 기반 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]

* 正會員, 慶北大學校 電子·電氣工學部

(School Electronic & Electrical Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

※ 본 논문은 2000년도 하계학술대회 우수논문임

接受日:2000年11月16日, 수정완료일:2001年3月27日

내용기반 검색에 사용되는 특징 중에 질감특징은 객체

의 표면이 가지는 특성을 표현하고 있기 때문에 영상의 내용 정보를 기술하는 가장 기본이 되는 특징이라 할 수 있다. 흔히 질감특징으로 화소의 확률분포, 마코프 랜덤 필드(Markov random field)^[2]를 이용하여 추출하기도 하고 최근에는 인간 시각 특성에 기반한 가보(Gabor)필터^[3]와 웨이브렛 변환^[4]을 통해서 추출하기도 한다.

이러한 질감특징 중에 화소의 확률분포 즉 히스토그램 특징은 영상의 회전이나 이동에도 상당히 안정된 성능을 나타내고 계산상 복잡도가 적어 검색속도가 빠른 장점도 있지만, 대비 변화에 상당히 민감하며 공간 정보를 가지지 못하므로 유사한 히스토그램을 가지는 서로 다른 종류의 영상을 구분하지 못하는 단점이 있다. 그리고 영상을 다해상도(multi-resolution) 웨이브렛 분해한 영상에서 얻는 웨이브렛 모멘트 특징^[5]은 질감정보를 주파수 대역별로 추출함으로써 효과적인 검색결과를 얻을 수 있지만 영상의 회전(rotation)에 약한 특성이 있다. 따라서, 이러한 두 특징들의 장점을 잘 이용하여 효과적으로 융합한다면 검색효율의 향상을 크게 기대할 수 있다.

본 논문에서는 공간 히스토그램과 웨이브렛 모멘트를 융합하여 검색 효율을 향상시키는 방법을 제안한다. 이 방법에서는 먼저 질의영상에 대하여 밝기값의 히스토그램과 웨이브렛 모멘트를 구한 다음, 질의영상과 DB영상 사이의 히스토그램의 유사도와 웨이브렛 모멘트의 유사도를 결합한 후 이 결합된 유사도에 근거하여 유사 DB영상들을 출력한다. 제안한 방법의 성능을 평가하기 위한 시험영상 DB로는 Brodatz 질감 영상 DB와 Corel Draw Photo 영상 DB를 사용하였다. 실험 결과, 제안한 방법으로 구한 검색율이 두 특징을 이용한 각 기법들에 비해 대폭 향상됨을 확인하였다.

II. 내용기반 영상검색 기법

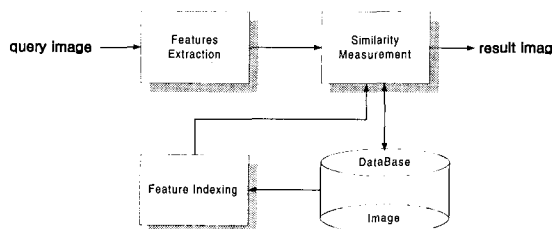


그림 1. 내용기반 영상검색의 시스템
Fig. 1. Content-based image retrieval system.

영상의 내용을 표현하는 특징을 기반으로 영상 데이터를 검색하는 내용기반 영상검색은 그림 1과 같은 과정으로 수행된다. 질의 영상으로부터 특징을 추출한 후 DB 내에 있는 영상들의 특징과 유사도를 비교하여 가장 유사한 영상 순서대로 배열하여 원하는 수의 영상들을 출력한다. 각 블록별 기능을 살펴보면 다음과 같다.

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.

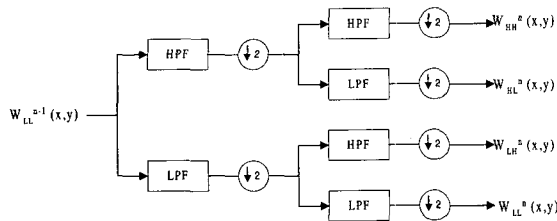
(2) 웨이브렛 모멘트

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 DB^[6]의 D1 영상을 3단계 웨이브렛 분해한 영상이다.

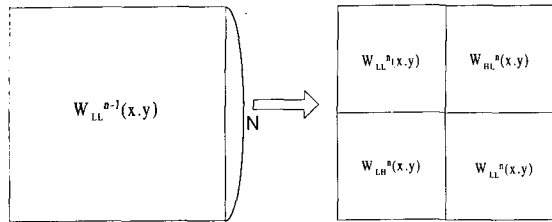
웨이브렛 변환영역에서 1, 2차 중심모멘트(central moment)는 다음과 같이 표현된다.

$$\mu(m, n) = \frac{1}{N} \sum_m \sum_n |W_m^n(x, y)|, \sigma(m, n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_m \sum_n (|W_m^n(x, y)| - \mu(m, n))^2} \quad (2)$$

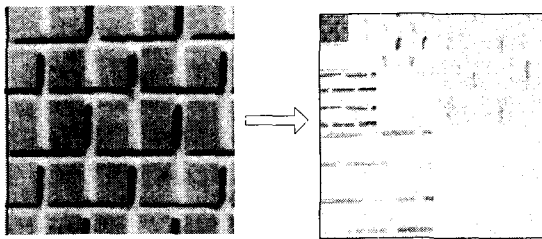
여기서, N 은 화소 수를 나타내며, 1차 모멘트인 $\mu(m, n)$ 은 변환계수의 절대치 평균을 나타낸다. 이때, 절대치를 취한 것은 에너지와 관련된 정보를 추출하기 위함이다. 2차 모멘트 $\sigma(m, n)$ 은 표준편차를 나타낸다. 그리고, 3차 이상의 중심모멘트는 특징벡터의 차원의 증가에 비해 효과가 크지 않으므로 잘 사용되지 않는다.



(a) 4대역 디지털 필터에 의한 웨이브렛 분해
(a) Wavelet analysis by 4 subband digital filter



(b) 웨이브렛 분해 과정
(b) Wavelet decomposed processing



(c) D1영상과 웨이브렛 분해 영상(3 level)
(c) D1 image and 3rd scale wavelet decomposed image

그림 2. 웨이브렛 분해과정 및 분해 영상
Fig. 2. Wavelet decomposed processing and decomposed images.

2. 유사도 측정

대용량의 영상 DB를 검색하기 위해서는 각 특징벡터에 알맞은 유사성 척도(similarity measure)가 정의되어

야 한다. k 차원을 가진 질의영상의 특징벡터 f_q 와 DB 영상의 특징벡터 f_d 사이의 일반적인 유사도 척도는 다음과 같이 주어진다.

$$D_{L_p}(q, d) = \| f_q - f_d \|^p \quad (3)$$

여기서, p 는 메트릭(metric)의 차수를 나타낸다. 일반적으로 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 정규화 하는데, 이를 마하라노비스(Mahalanobis distance)거리라 하며 다음과 같이 표현된다.^[7]

$$D_{L_p}(q, d) = \left\| \frac{f_q - f_d}{\sigma} \right\|^p \quad (4)$$

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

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.

$$RR = \frac{R_r}{T_r} \quad (5)$$

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: AVRR)은 각 질의영상에 대한 검색율의 합을 전체 영상 수로 나눈 값으로 다음과 같이 표현된다.

$$AVRR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N RR_i \quad (6)$$

여기서, RR_i 는 i 번째 질의영상의 검색율이며, N 은 DB 내의 전체 영상수를 나타낸다.

III. 공간 히스토그램과 웨이브렛 모멘트의 융합에 의한 영상검색

1. 제안한 방법의 블록도

그림 3은 본 논문에서 제안한 공간 히스토그램과 웨이브렛 모멘트의 융합에 의한 영상검색의 블록도이다. 먼저, 질의 영상이 들어오면 (1)식의 공간 히스토그램을 구하고 n 단계 웨이브렛 변환 후 웨이브렛 분해영상에서 (2)식의 LH, HL, HH대역 웨이브렛 모멘트를 구한다. 저주파성분을 가진 LL대역의 웨이브렛 모멘트는 공간 히스토그램과 유사 특성을 나타내므로 히스토그램 특징과의 중복 사용을 피하기 위하여 제외시킨다. 그리고 나서, 마하라노비스(Mahalanobis distance) 거리를 적용한 웨이브렛 모멘트와 히스토그램 특징들의 유사도를 구한 후 이들의 유사도를 합산함으로써 융합을 행하고, 이 융합된 유사도에 근거하여 유사 출력영상들을 얻게 된다.

2. 마하라노비스(Mahalanobis) 거리에 의한 유사도 측정

마하라노비스 거리가 적용된 질의 영상과 DB영상간의 공간 히스토그램 유사도는 다음과 같이 주어진다.

$$d(q, d) = \sum_{i=0}^{l-1} \left| \frac{h_q(i) - h_d(i)}{\sigma_i} \right|^k \quad (7)$$

여기서, k 와 L 은 메트릭 차수 및 밝기값을 나타내며, $h_q(i)$ 와 $h_d(i)$ 는 질의영상과 DB영상의 히스토그램을 나타낸다. σ_i 는 전체 DB내의 특징벡터 성분 $h(i)$ 에 대한 표준편차이다.

다음, 마하라노비스 거리를 적용한 웨이브렛 모멘트의 유사도는 다음과 같이 주어진다.

$$d(q, d) = \sum_{m=1}^3 \sum_{n=1}^3 \left| \frac{\mu_q(m, n) - \mu_d(m, n)}{\sigma_\mu(m, n)} \right|^l + \left| \frac{\sigma_q(m, n) - \sigma_d(m, n)}{\sigma_\sigma(m, n)} \right|^l \quad (8)$$

여기서, l 과 n 은 메트릭 차수 및 웨이브렛 변환 차수를 나타낸다. m 은 LH, HL, HH 대역을 나타내며, $\mu_q(m, n)$, $\mu_d(m, n)$, $\sigma_q(m, n)$, $\sigma_d(m, n)$ 는 질의영상과 DB영상에서 mn 부대역이 가지는 1, 2차 모멘트이다. 그리고 $\sigma_\mu(m, n)$, $\sigma_\sigma(m, n)$ 는 DB내의 모든 영상에서 mn 부대역이 가지는 1, 2차 모멘트의 표준편차이다.

제안한 방법에서는 이 특징들에 대한 유사도를 다음과 같이 가중 합산하여 구한다.

$$d(q, d) = \sum_{i=0}^{l-1} \left| \frac{h_q(i) - h_d(i)}{\sigma_i} \right|^k + W_w \sum_{m=1}^3 \sum_{n=1}^3 \left| \frac{\mu_q(m, n) - \mu_d(m, n)}{\sigma_\mu(m, n)} \right|^l + \left| \frac{\sigma_q(m, n) - \sigma_d(m, n)}{\sigma_\sigma(m, n)} \right|^l \quad (9)$$

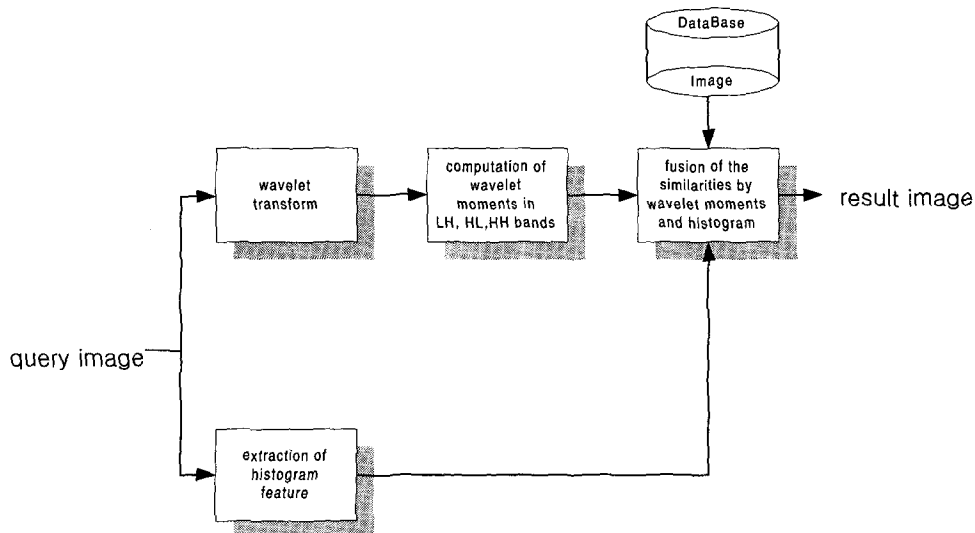
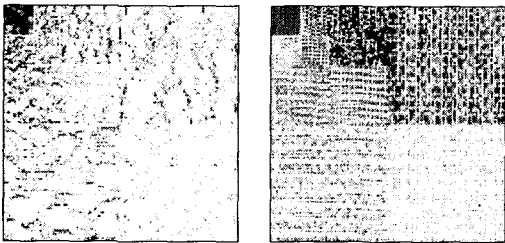
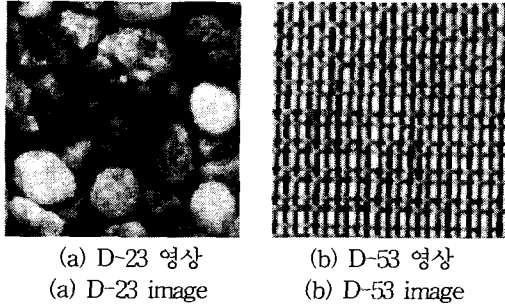


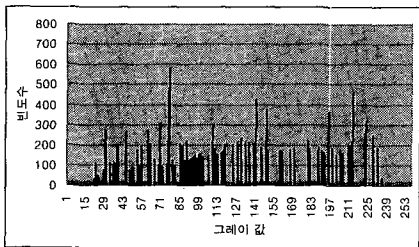
그림 3. 제안한 방법의 블록도

Fig. 3. Block diagram of proposed method.

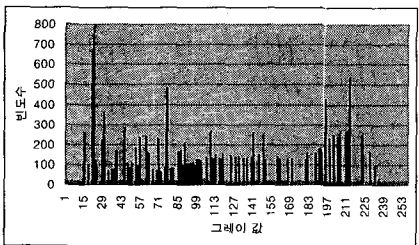
여기서, k 와 l 은 메트릭 차수를 나타내며, w_w 는 웨이브렛 모멘트의 기중치를 나타낸다.



(a) D-23 영상
(a) D-23 image
(b) D-53 영상
(b) D-53 image
(c) D-23영상의 웨이브렛 분해 영상
(c) Wavelet decomposed image(D-23)
(d) D-53 영상의 웨이브렛 분해 영상
(d) Wavelet decomposed image(D-53)



(e) D-23 영상의 히스토그램
(e) Histogram of D-23 image



(f) D-53 영상의 히스토그램
(f) Histogram of D-53 images

그림 4. Brodatz D-23과 D-53 영상의 웨이브렛 분해 영상 및 히스토그램

Fig. 4. Wavelet decomposed image and histogram of Brodatz D-23 and D-53 images.

3. 특징 융합의 효과

제안한 방법인 공간 히스토그램과 웨이브렛 모멘트를 융합함으로써 얻을 수 있는 효과를 살펴보면 다음과 같다. 예로써 그림 4(a)와 (b)는 Brodatz 질감영상 중 23번째와 53번째의 영상이며, 이 두 영상의 질감은 서로 다르지만 (e)와 (f)에서 볼 수 있듯이 히스토그램의 분포가 유사한 영상이다. 만약 히스토그램 기법으로 영상을 검색할 경우에 (a)를 질의영상으로 입력하였을 경우, 히스토그램 분포가 유사한 (b)를 결과영상으로 검색할 수가 있다. 그러나 이러한 문제점은 두 특징들의 유사도를 융합함으로써 해결된다. 즉, 히스토그램의 분포는 유사하더라도 대역별 웨이브렛 영상들은 (c), (d)에서와 같이 서로 다르므로, 결과적으로 서로 다르게 나타나는 웨이브렛 모멘트와 융합된 유사도를 사용하여 (b)를 배제할 수 있다.

IV. 실험결과 및 검토

실험에 사용한 DB영상은 Brodatz 영상DB(111개)^[6]와 MPEG-7의 실험 데이터인 Brodatz T1 영상DB(116개)^[8]인데, 동질의 질감영상 부류를 얻기 위해 각 원영상(512 × 512)을 128x128크기의 16개 영상들로 만들어 사용하였다.^[3] 그리고 Corel Draw Photo DB에서 분류되어 있는 자동차, 꽃, 비행기, 배, 집, 마블로 구성된 128 × 128 크기의 영상 240장도 시험영상으로 사용하였다.

표 1은 웨이브렛 필터에 따른 검색율을 알아보기 위하여, Brodatz DB에 대하여 Daubechies 16 텡 직교 웨이브렛 필터와 제안한 방법의 웨이브렛 필터로 사용된 Daubechies 9-7텡 쌍직교(bi-orthogonal)웨이브렛 필터, 그리고 QMF 필터인 Irie 필터를 사용하여 3단계 웨이브렛 분해와 2차 모멘트를 이용하여 얻은 검색 결과이다. 여기서 보면 Daubechies 쌍직교 필터가 Daubechies 직교 필터보다 성능이 약간 우수하고, 그리고 Irie 필터의 성능이 제일 좋은 것으로 나타난다. 그러나, 웨이브렛 필터의 복잡도도 함께 고려하여 이후의 실험에서는 Daubechies 9-7텡 웨이브렛 필터를 사용하기로 한다.

표 2는 공간 히스토그램 기법과 웨이브렛 모멘트 기법에 대해서 메트릭의 차수와 마하라노비스 거리의 적용 유무에 따른 검색율을 조사한 것이다. 공간 히스토그램 기법의 차원은 256이며 웨이브렛 모멘트의 차원은 24이다. 공간 히스토그램 기법의 경우 $L_{0.5}$ 메트릭의 결

표 1. Brodatz DB에 대한 웨이브렛 필터에 따른 검색율 비교

Table 1. Performance comparison according to Wavelet filter in Brodatz DB.

	Daubechies orthogonal 16tap	Daubechies Bi-orthogonal 9-7 tap	Irie 16 tap
AVRR	71.8%	72.2%	73.0%

표 2. 메트릭 차수와 마하라노비스 거리 적용 유무에 따른 검색율

Table 2. Retrieval rate by metric order and mahalanobis distance appliance.

DB	spatial histogram		central wavelet moments		
	ordinary distance	Mahalanobis distance	ordinary distance	Mahalanobis distance	
A V R R	Brodatz (Tr=16)	73.6%(L ₁)	78.3%(L ₁)	56.2%(L ₁)	72.2% (L ₁)
		79.9% (L _{0.5})	80.7%(L _{0.5})	63.7%(L _{0.5})	70.0%(L _{0.5})
Corel Draw (Tr=5)		56.1% (L ₁)	58.9%(L ₁)	58.5%(L ₁)	75.6% (L ₁)
		60.5% (L _{0.5})	62.3%(L _{0.5})	61.0%(L _{0.5})	72.9% (L _{0.5})

과가 L₁ 메트릭의 결과보다 높게 나왔으며, 또한 마하라노비스 거리의 결과가 일반 거리의 결과보다도 높게 나왔다. 그리고, 웨이브렛 모멘트 기법에서 마하라노비스 거리를 적용한 경우 L₁ 메트릭의 결과가 L_{0.5} 메트릭의 결과보다 높게 나왔으나, 일반 거리의 경우 L_{0.5} 메트릭의 결과가 높게 나왔다.

표 3은 공간 히스토그램, 웨이브렛 모멘트 기법 및 제안한 방법의 검색 성능을 보인 것이다. 여기서 융합 방법 1^[9]은 3장에서 제안한 융합 방법 2의 변형 방법으로, 유사도의 가중 합산식인 (9)의 효과를 평가하기 위하여 함께 실험하였다. 이 방법에서는 먼저 (8)식의 웨이브렛 모멘트의 유사도를 사용하여 질의영상과 유사한 특징을 가진 영상들을 DB에서 후보영상으로 걸러낸 다음, 이 후보영상들에 대해서 (7)식의 공간 히스토그램 유사도로 최종 결과영상들을 출력한다. 후보영상의 개수는 공간 히스토그램의 검색율이 높으면 크게 잡을수록 검색율이 증가하는 실험적 사실에 근거하여 Brodatz 질감 DB 영상에서 200, Corel Draw Photo DB영상에서는 10으로 정하였다. 그리고 융합 방법 2에서 (8)식의 웨이브렛 모멘트의 가중치 W_w는 두 특징벡터 차원의 비로 하였는데, 이는 일반적으로 입력영상 및 DB영상은 각 성분별 분포편차가 다르므로 분포편차를 정규화함으로써

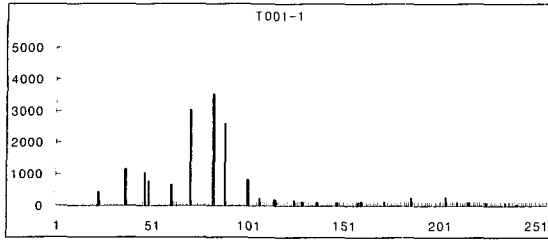
결과적으로 같은 비중을 두기 위해서이다. 따라서, 웨이브렛 모멘트 기법의 차원은 18이고, 히스토그램의 차원은 4σ(DB영상의 표준편차)로 간주하여 W_w=(4×50)/18로 정하였다. 제안한 방법과의 공정한 비교를 위해 모든 결과는 마하라노비스 거리를 적용하여 얻은 것이다. 융합 방법1에서는 (7)식의 k = 0.5 (8)식의 l = 1 메트릭으로 사용하였고, 융합 방법 2에서는 (7)식의 k = 1 (8)식의 l = 1 메트릭을 사용하였다. Brodatz DB의 경우 융합 방법1에서는 85.8%, 융합 방법2에서는 86.0%의 검색율을 보여 공간 히스토그램 기법보다는 5%정도 웨이브렛 모멘트 기법보다는 13%정도 상승하였음을 알 수 있다. Corel Draw Photo DB의 경우 융합 방법 1의 검색율은 공간 히스토그램과 웨이브렛 모멘트만으로 검색한 결과보다 각각 15.2%와 1.9% 향상되었으며, 융합 방법 2의 검색율도 각각 16.5%와 3.2% 향상되었다.

표 3. 검색방법에 따른 검색율 비교

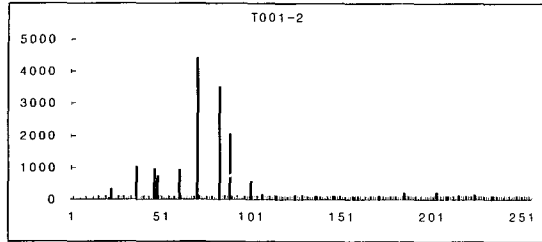
Table 3. Retrieval rate comparison by retrieval methods.

DB	spatial histogram	central wavelet moments	fusion method 1	fusion method 2	
A V R R	MPEG-7 T1	97.8%(L _{0.5})	74.8%(L ₁)	93.1%	92.0%
	Brodatz	80.7%(L _{0.5})	72.2%(L ₁)	85.8%	86.0%
	Corel Draw	63.3%(L _{0.5})	75.6%(L ₁)	77.5%	78.8%

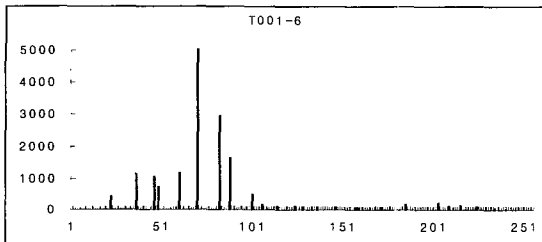
MPEG-7 T1 DB의 경우 다른 DB의 경우와는 달리 제안한 방법으로 구한 검색율이 오히려 공간 히스토그램만으로 구한 검색율보다 떨어짐을 알 수 있다. 이것은 그림 5의 T1 영상들의 히스토그램 형태에서 그 원인을 찾을 수 있다. 그림 5(a) T001-1, (b) T001-2, (c) T001-6은 같은 원영상(512×512)에서 나누어진 1, 2, 6 번째 DB영상(128×128)들로, 이들의 히스토그램은 모두 밝기값이 존재하는 위치와 존재하지 않는 위치가 거의 일치한다. 그러나, 그림 5의 (d) T001-1, (e) T003-4, (f) T007-11는 종류가 다른 DB영상들로 이들의 히스토그램들은 그렇지 않다. 따라서, 이로 인해 종류가 다른 영상간의 유사도는 일반적인 DB영상의 경우보다 더욱 크게 벌어진다. 결과적으로 이렇게 히스토그램의 특수성에 의하여 히스토그램 특징만으로 높은 검색율을 보인다. 이러한 상태에서 상대적으로 검색율이 낮은 웨이브렛 모멘트와의 융합이 효과를 보지 못한 것으로 판단된다.



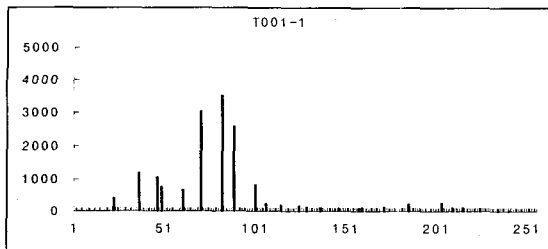
(a) T001-1 DB영상
(a) T001-1 DB image



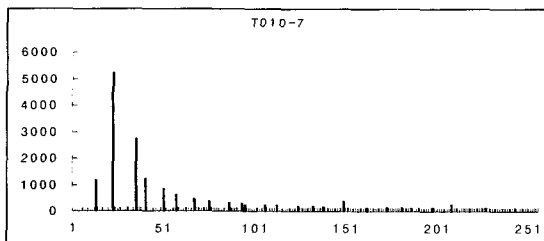
(b) T001-2 DB영상
(b) T001-2 DB image



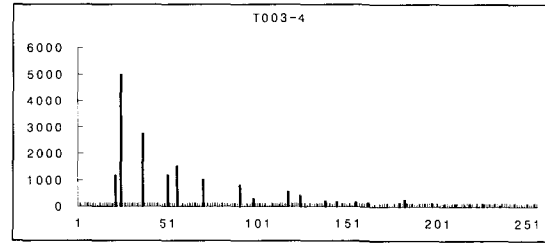
(c) T001-6 DB영상
(c) T001-1 DB image



(d) T001-1 DB영상
(d) T001-1 DB image



(e) T003-4 DB영상
(e) T001-1 DB image



(f) T007-11 DB영상
(f) T001-1 DB image

그림 5. T1 DB영상의 히스토그램 분포 특성
Fig. 5. Histogram distribution of T1 DB images.

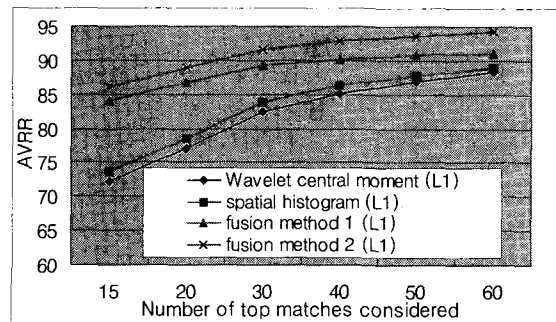


그림 6. T_r 값의 증가에 따른 검색 성능 (Brodatz DB)
Fig. 6. Retrieval performance by increase of T_r value (Brodatz DB).

그림 6은 Brodatz 질감영상에서 (5)식의 T_r 값을 증가시키기에 따른 검색율의 추이를 나타낸 그림이다. 공간 히스토그램과 웨이브렛 모멘트의 유사도는 동일하게 모두 L_1 메트릭으로 구하였다. 웨이브렛 모멘트를 이용한 방법이 가장 낮으며 그 다음은 공간영역의 히스토그램을 이용한 방법이고 융합 방법 2의 검색율이 가장 높음을 알 수 있다. 여기서 융합 방법 1과 2를 비교하면 T_r 값이 커질수록 검색율 차이가 크게 나는 것은 융합 방법 1에서 후보영상을 가려낼 때 후보 개수를 한정하였기 때문이라 판단된다.

V. 결론

본 논문에서는 공간 히스토그램과 웨이브렛 모멘트의 효율적인 융합에 의하여 검색율을 향상시키는 방법을 제안하였다. 이 방법에서는 질의영상과 DB영상간의 유사도를 구할 때, 공간적 이동, 회전 등에 강한 히스토그램 특징과 주파수 대역별로 구해지는 웨이브렛 모멘트

특징을 사용하여 마하라노비스 거리를 가산 융합한다. 실험결과, 제안한 방법으로 구한 검색율은 Brodatz DB에서 히스토그램이나 웨이블릿 모멘트만으로 구한 검색율보다 각각 5.3%와 13.8% 향상되었고, Corel Draw Photo DB에서는 각각 15.5%와 3.2% 향상되었다. 따라서, 두 기법의 융합으로 인해 검색율이 향상됨을 확인할 수 있었다. 그러나 공간영역 히스토그램에 의한 검색 방법은 처리속도면에서는 빠르지만 영상의 특징벡터의 길이가 다른 특징들에 비해 비교적 크므로 대량의 DB 구축시에 많은 저장공간을 차지하게 된다. 그러므로 히스토그램의 차원을 줄이는 연구가 향후 이루어져야 할 것으로 생각된다.

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

[3] 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.

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

[5] M. K. Mandal, T. Aboulnasr, "Image indexing using moments and wavelets," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 42, no. 3, pp. 557~564, Aug. 1996.

[6] P. Brodatz, "Textures: A photographic album for artists and designers," Dover, NY, 1965. (<http://www.ux.his.no/~tranden/brodatz.html>).

[7] W. Y. Ma and B. S. Manjunath, "A comparison of wavelet transform feature for texture image annotation," in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, 1997.

[8] "Core experiments on MPEG-7 color and texture descriptor," *ISO/IEC JTC/SC29/WG11, N2691*, 1999.

[9] 서상용, 손재근, 김남철, "공간 히스토그램과 웨이블릿 모멘트의 융합에 의한 영상검색," *대한전자공학회 하계학술대회논문집*, vol. 23 no. 1, pp. 11 ~14, 2000.

저 자 소 개



徐 相 溶(正會員)

1985년 2월 : 경북대학교 전자공학과 (공학사). 1988년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사). 1991년 2월~현재 한국통신 연구개발원. 1996년 3월~2001년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과(공학박사). <관심

분야> 영상처리, 영상압축, 컴퓨터비전



金 南 哲(正會員)

1978년 2월 서울대학교 전자공학과 (공학사). 1980년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학석사). 1984년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학박사). 1984년 3월~현재 경북대학교 전자전기공학

부 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