Journal of Korea Multimedia Society Vol. 9, No. 3, March 2006(pp. 287-295)

임의의 영역 안에 텍스처 표현을 위한 Wavelet 및 Gabor 텍스처 기술자와 성능평가

심 동 규†

요 약

본 논문은 임의의 영역 안에 존재하는 텍스처를 검색하기 위한 wavelet과 Gabor기반 텍스처 표현 기법을 제안하고 이들의 검색성능을 평가한다. 지금까지 Gabor 평면에서의 평균과 표준편차 특징 기술자가 직사각형 안의 텍스처를 표현하기에 가장 적합한 것으로 알려져 있다. 하지만 임의의 영역 안의 물체를 표현하는 기술이 실제 검색이나 여러 다른 텍스처 표현 응용 예에 더욱 필요한 실정이다. 본 연구에서는 wavelet과 Gabor 필터에 기반한 특징 추출법을 제안하고 이들을 실제 텍스처 데이터 베이스에 적용해 본 결과, wavelet기반 특징 기술자가 Gabor기반 기술자에 비하여 더욱 효과적임을 발견하였다. 특히 wavelet 평면에서 표준편차와 엔트로피 특징을 사용함으로써 가장 좋은 검색 성능을 냄을 알 수 있었다. 또한, 본 논문에서는 다양한 실제 텍스처 영상을 가지고 wavelet과 Gabor에 기반한 다양한 특징벡터에 따른 검색 성능을 평가하였다.

Gabor and Wavelet Texture Descriptors in Representing Textures in Arbitrary Shaped Regions

Donggyu Sim†

ABSTRACT

This paper compares two different approaches based on wavelet and Gabor decomposition towards representing the texture of an arbitrary region. The Gabor-domain mean and standard deviation combination is considered to be best in representing the texture of rectangular regions. However, texture representation of arbitrary regions would enable generalized object-based image retrieval and other applications in the future. In this study, we have found that the wavelet features perform better than the Gabor features in representing the texture of arbitrary regions. Particularly, the wavelet-domain standard deviation and entropy combination results in the best retrieval accuracy. Based on our experiment with texture image sets, we present and compare the retrieval accuracy of multiple wavelet and Gabor feature combinations.

Key words: Texture(텍스처), Image Retrieval(영상 검색), Descriptor(기술자), Wavelet(웨이블릿), Gabor(가버), MPEG 7, Multimedia(멀티미디어)

1. 서 론

영상분석 및 컴퓨터 비젼 분야에서 물체의 모양, 색깔, 그리고 움직임과 함께 텍스처 정보는 가장 중요한 특징요소 중의 하나이다[1]. 지금까지 내용기반 검색을 위하여 직사각형안에 텍스처의 표현 및 이를 이용한 검색에 관한 연구가 활발히 진행되어 왔다[2-7]. 또한 몇 개의 텍스처 특징들이 의료영상 분석 및 검색분야에서 실질적으로 사용되기도 하였다[8,9]. 특히, 최근에 신호 분할에 기반한 텍스처

※ 교신저자(Corresponding Author) : 심동규, 주소 : 서울특별시 노원구 월계동 447-1(139-701), 전화 : 02)940-5470, FAX : 02)940-5470, E-mail : dgsim@kw.ac.kr

접수일 : 2005년 6월 14일, 완료일 : 2005년 11월 9일

† 광운대학교 컴퓨터공학과

검색 방법이 내용기반 영상 분석에 가장 효과적이라는 연구들이 많이 발표되고 있다[1-7]. 하지만, 지금까지의 연구는 주로 직사각형안에 텍스처 표현에 관한 것이었으며, 임의의 영역 안의 텍스처를 표현하고 검색하는 응용에 관한 연구결과가 거의 없는 실정이다.

Gabor와 wavelet 기반 영상분석이 공간 및 주파수의 정보를 모두 가지고 있어, 영상분석을 위한 기초이론으로 널리 사용되어지고 있다. Wavelet기반 영상분석의 경우, 영상을 몇 개의 주파수 밴드로 분할하고, 각각의 밴드에서 wavelet개수의 평균과 표준편차를 추출하여 텍스처를 표현하는데 사용되어지고 있다[4]. Gabor기반 영상 해석 기법은 인간의 시각특성을 가장 잘 모델링 하였다고 하여, 이를 이용한 텍스처 기술 방법 등이 제안되기도 하였다[2,3]. 한편, 여러 방향으로의 투영 프로파일에 matching pursuit이론을 적용한 Radon 변환 기반 텍스처 기법이 제안되기도 하였다[6]. 또한 기하학적 영상 변형을 처리하기 위하여 새로운 Zernike 모멘트에 근거한 텍스처 표현 및 검색 기법도 제안되기도 하였다[7,10]. 이러한 신호 분할에 기반한 텍스처 기술자들이, 내용 기반 영상 검색을 위하여, 신호 분할없이 영상평면에서 바로 추출되는 텍스처 특징들에 비하여 더욱 효과적인 것으로 알려지고 있다.

기존의 신호 분할 기반 텍스처 표현은 직사각형 안의 텍스처를 표현하는 일에 초점이 맞추어져 있었으나, 임의의 영역에 텍스처 표현은 비디오 영상 검색 및 의료 영상 분석을 위하여 필수적인 상태이다. 본 연구는 wavelet과 Gabor 필터에 근거한 텍스처 표현 기법을 제안하고, 여러 가지 실제 데이타베이스에 적용함으로써 이들의 성능을 평가한다.

2. 임의의 모양 영역에서 텍스처 특징 추출

임의의 형태를 가진 영역에서의 텍스처 특징 추출을 위하여, 주어진 모양 마스크를 이용하여 텍스처 영역에 wavelet과 Gabor필터를 적용하여, 각각의 주파수 밴드로 분할한다. 분할된 각 밴드에서 네 가지 특징벡터를 추출한다.

2.1 Wavelet기반 특징 추출 기법

그림 1은 임의의 형태를 가진 텍스처 영역에서 wavelet기반 특징값을 추출하는 블럭도를 나타낸다. 입력 텍스처 영상, $I(n,m)$는 다음의 식에 의하여 분할된다.

$$I_0^{LL}(n_0,m_0) = I(n,m)$$

$$I_k^{LL}(n_k,m_k) = D[\Psi_k^{LL} * I_{k-1}^{LL}(n_{k-1},m_{k-1})],$$

$$I_k^{LH}(n_k,m_k) = D[\Psi_k^{LH} * I_{k-1}^{LL}(n_{k-1},m_{k-1})],$$

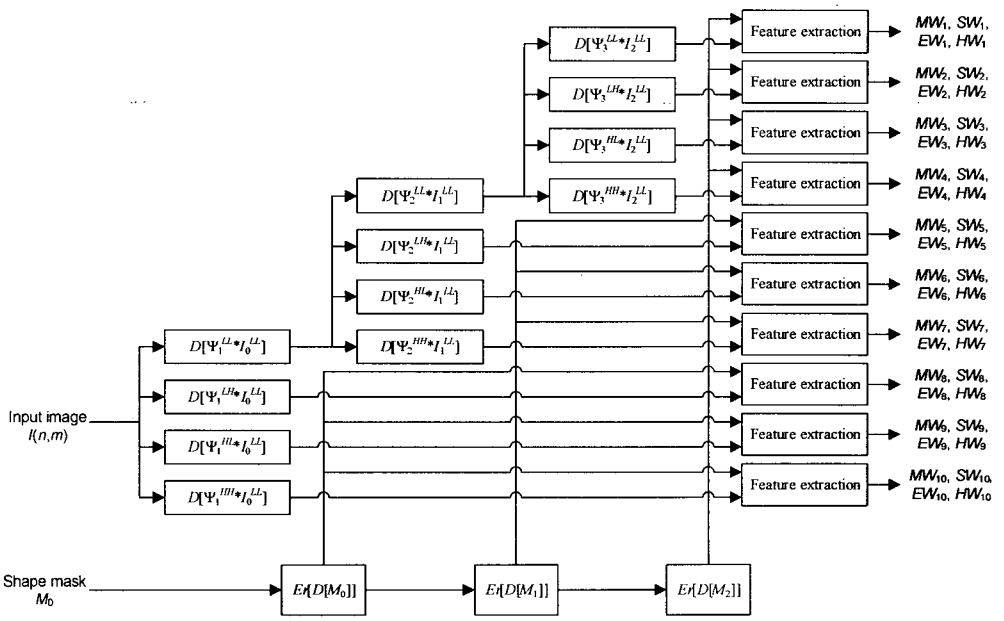


그림 1. Wavelet 기반 텍스처 특징 추출 블럭도

$$I_k^{HL}(n_k,m_k) = D[\Psi_k^{HL} * I_{k-1}^{LL}(n_{k-1},m_{k-1})],$$
$$I_k^{HH}(n_k,m_k) = D[\Psi_k^{HH} * I_{k-1}^{LL}(n_{k-1},m_{k-1})]$$

여기서 Ψ_k^{LL}는 k번째 레벨에서 low-low (LL)밴드를 생성하기 위한 separable wavelet 필터를 나타내며, LH, HL, 그리고 HH는 low-high, high-low, 그리고 high-high밴드를 나타낸다. $D[\cdot]$는 x축과 y축의 모든 방향으로 2:1 down-sampling을 나타낸다. 여기서 필터계수로 Daubechies의 wavelet 필터를 사용하였으며, 저역 필터 계수는 [0.68301, 1.18301, 0.31699, -0.18301]이다[11]. 본 논문에서는 3개의 wavelet 레벨 (K)을 사용하였으며, 결과적으로 그림 1과 같이 10개의 밴드가 생성된다. Wavelet 평면에서 임의의 형태의 텍스처 특징을 추출하기 위한 모양 마스크 피라미드는 다음과 같은 방법으로 생성된다.

$$M_0(n_0,m_0) = IM(n,m)$$
$$M_k(n_k,m_k) = D[M_{k-1}(n_{k-1},m_{k-1})],$$
$$WM_k(n_k,m_k) = Er[M_k(n_k,m_k)],$$

여기서 $Er[\cdot]$는 이진 morphology erosion 연산자를 나타낸다. 그림 1의 각각의 특징 추출 블럭에서, 다음 식에 따라 모양 마스크$WM_k(n_k,m_k)$ 에서 평균 (MW), 표준편차 (SW), 엔트로피 (EW), 및 평활도 (HW) 특징을 추출한다.

$$MW_1 = \sum |I_K^{LL}(n_K,m_K)| WM_K(n_K,m_K) \Big/ T_K,$$
$$MW_{3(K-k)+2} = \sum |I_k^{LH}(n_k,m_k)| WM_k(n_k,m_k) \Big/ T_k,$$
$$MW_{3(K-k)+3} = \sum |I_k^{HL}(n_k,m_k)| WM_k(n_k,m_k) \Big/ T_k,$$
$$MW_{3(K-k)+4} = \sum |I_k^{HH}(n_k,m_k)| WM_k(n_k,m_k) \Big/ T_k,$$
$$SW_1 = \sqrt{\sum (|I_K^{LL}(n_K,m_K)| - MW_1)^2 WM_K(n_K,m_K) \Big/ T_K},$$
$$SW_{3(K-k)+2} = \sqrt{\sum (|I_k^{LH}(n_k,m_k)| - MW_{3(K-k)+2})^2 WM_k(n_k,m_k) \Big/ T_k},$$
$$SW_{3(K-k)+3} = \sqrt{\sum (|I_k^{HL}(n_k,m_k)| - MW_{3(K-k)+3})^2 WM_k(n_k,m_k) \Big/ T_k},$$
$$SW_{3(K-k)+4} = \sqrt{\sum (|I_k^{HH}(n_k,m_k)| - MW_{3(K-k)+4})^2 WM_k(n_k,m_k) \Big/ T_k}$$
$$EW_1 = \sum \frac{H_K^{LL}(l)}{T_K} \log\left(\frac{H_K^{LL}(l)}{T_K}\right),$$
$$EW_{3(K-k)+2} = \sum \frac{H_k^{LH}(l)}{T_k} \log\left(\frac{H_k^{LH}(l)}{T_k}\right),$$
$$EW_{3(K-k)+3} = \sum \frac{H_k^{HL}(l)}{T_k} \log\left(\frac{H_k^{HL}(l)}{T_k}\right),$$
$$MW_{3(K-k)+4} = \sum \frac{H_k^{HH}(l)}{T_k} \log\left(\frac{H_k^{HH}(l)}{T_k}\right),$$
$$HW_1 = \frac{1}{T_K} \sum \frac{WM_K(n_K,m_K)}{1+(|I_K^{LL}(n_K,m_K)| - MW_1)^2},$$
$$HW_{3(K-k)+2} = \frac{1}{T_k} \sum \frac{WM_k(n_k,m_k)}{1+(|I_k^{LH}(n_k,m_k)| - MW_{3(K-k)+2})^2},$$
$$HW_{3(K-k)+3} = \frac{1}{T_k} \sum \frac{WM_k(n_k,m_k)}{1+(|I_k^{HL}(n_k,m_k)| - MW_{3(K-k)+3})^2},$$
$$HW_{3(K-k)+4} = \frac{1}{T_k} \sum \frac{WM_k(n_k,m_k)}{1+(|I_k^{HH}(n_k,m_k)| - MW_{3(K-k)+4})^2},$$

여기서 H_k^{LL}, H_k^{LH}, H_k^{HL}와 H_k^{HH}는 $WM_k(n_k,m_k)$ 값이 1인 영역에서 $|I_k^{LL}(n_k,m_k)|$, $|I_k^{LH}(n_k,m_k)|$, $|I_k^{HL}(n_k,m_k)|$와 $|I_k^{HH}(n_k,m_k)|$의 히스토그램을 나타낸다. T_k는$WM_k(n_k,m_k)$의 합을 나타낸다.

2.2 Gabor 기반 특징 추출

Gabor 기반 텍스처 추출은 그림 2와 같이 주파수 평면에서 수행된다. Gabor 필터의 계산은 영상 평면과 주파수 평면에서 모두 가능하나, 필터의 크기가 커 실제 영상평면에서 계산할 경우 계산량이 매우 많은 단점을 가지고 있다. 이러한 이유로 본 논문에서 는Gabor필터링을 주파수 평면에서 수행한다. 분할된 영상$IG_{o,s}(n,m)$는 입력영상$I(n,m)$에o번째 방향과 s번째 스케일을 가진 Gabor 필터, $G_{o,s}(n,m)$를 convolution함으로써 얻어진다. 본 실험에서 방향수 (O)와 스케일 수 (S)는 각각 4와 3으로 설정하였다. 결과적으로 12개의 분할밴드가 생성된다. 이 분할수는 wavelet 기반 텍스처 추출기법이 10개의 밴드를 사용하였기 때문에, 이들을 비슷한 개수로 만들기 위함이다. 여기서 밴드수를 10로 설정하기 위하여 5개의 방향과 2개의 스케일 수를 사용할 경우 적은 스케일 정밀도로 인하여 성능저하가 크게 나타났다. 또한 2개의 스케일 수와 5개의 방향 수 설정의 경우는 같은 이유로 낮은 검색율을 보였다. Gabor평면에서 네 개의 특징 벡터는 wavelet기법과 같이 평균 (MG), 표준편차 (SG), 엔트로피 (EG), 평활도 (HG)로 구성된다. 여기서 평균과 표준편차 특징은 기존의 방법

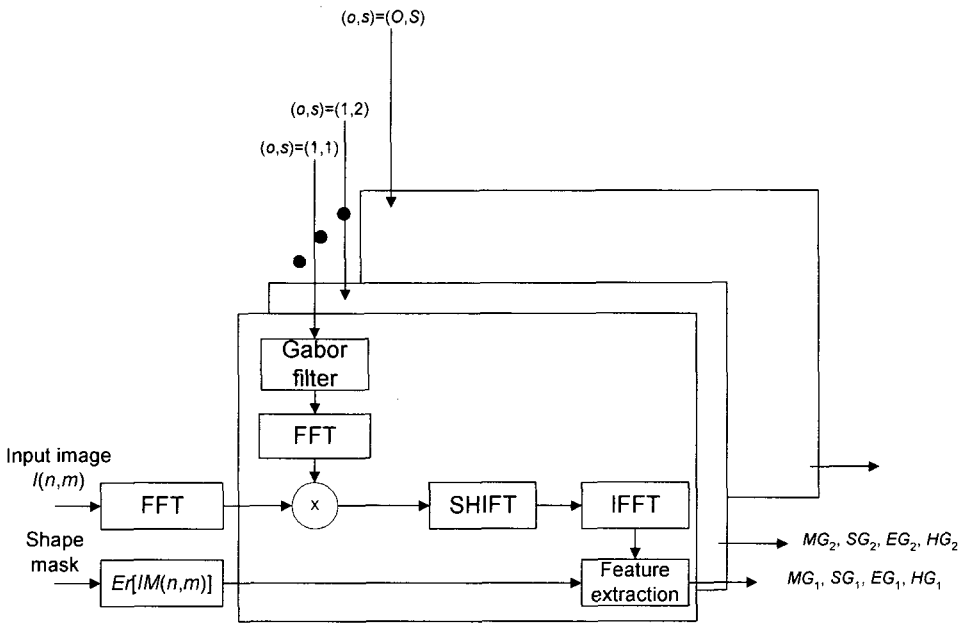


그림 2. Gabor 기반 텍스처 특징 추출 블럭도

[2]과 같은 방법으로 고려될 수 있다. 본 논문에서 제안한 엔트로피 (EG)와 평활도 (HG) 특징은 다음과 같이 정의된다.

$$EG_{O(s-1)+o} = \sum \frac{H_{o,s}(g)}{\sum Er[IM(n,m)]} \log\left(\frac{H_{o,s}(g)}{\sum Er[IM(n,m)]}\right),$$

$$HG_{O(s-1)+o} = \sum \frac{Er[IM(n,m)]}{1+(|IG_{o,s}(n,m)-FG_{O(s-1)+o}|)^2} \Big/ \sum Er[IM(n,m)]$$

여기서 $H_{o,s}(g)$는 $Er[IM(n,m)]$의 값이 1인 영역에서의 $|IG_{o,s}(n,m)|$의 히스토그램을 나타낸다.

3. 실험결과 및 토의

본 논문에서는 109개의 Brodatz[12] 텍스처 영상, C_i (i=1~109, 512×512)을 사용하였다. 그림 3에서 본 실험에 사용된 109장의 Brodatz영상에서6개의 텍스처 영상의 예를 보여주고 있다. 본 실험 데이타는 구조적, 통계적 텍스처와 함께 이들의 결합 텍스처 등 다양한 형태의 텍스처를 가지고 있다. 본 연구에서는 그림 4와 같이 Brodatz 텍스처 영상을 바탕으로 두 종류의 데이타 집합을 생성한다. 실험영상 I은 다음 식과 같이 109종의 텍스처를 16개의 마스크를 적용하여, 결과적으로 109×16개의 텍스처 영상을 생성한다.

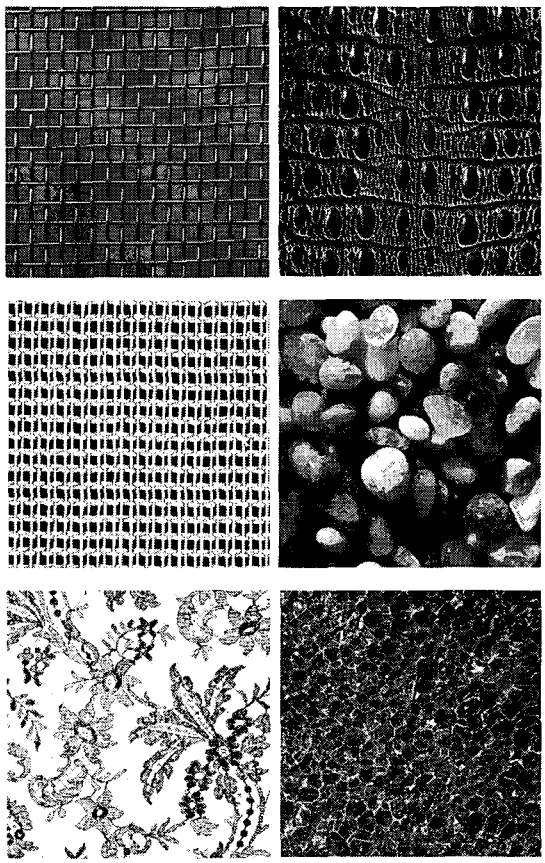


그림 3. Brodatz 앨범 텍스처 영상

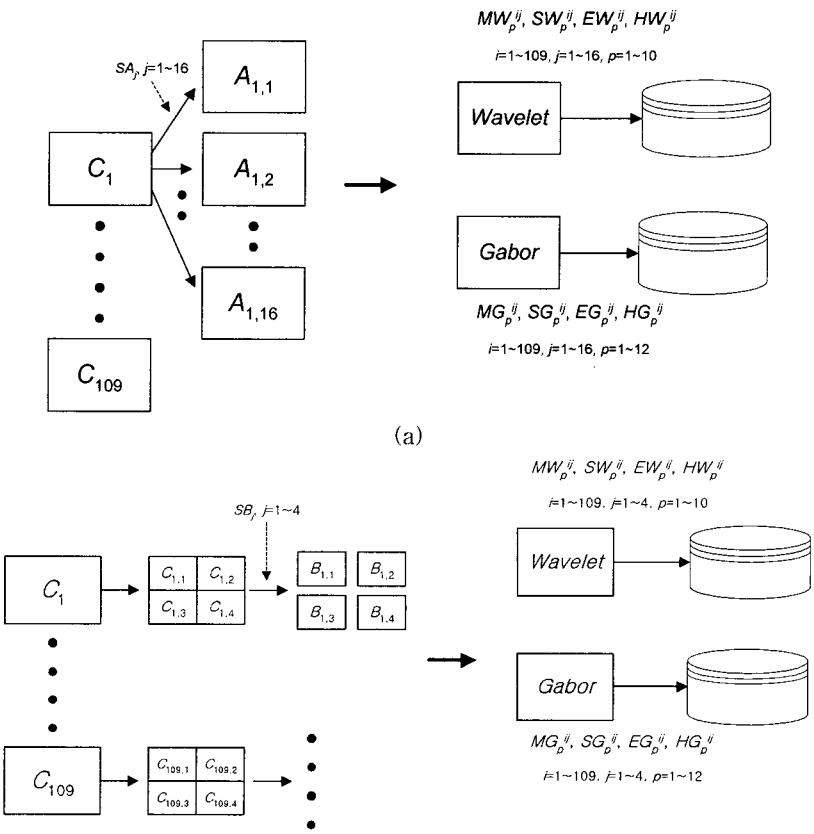


그림 4. 실험 데이터 생성 및 특징 추출 : (a) 실험영상 I, (b) 실험 영상 II

$$A_{ij}=C_i \times SA_j,\ (i=1\sim109,\ j=1\sim16)$$

여기서SA_j는 그림 5(a)의 16개의 모양 마스크 중의 하나를 나타낸다. 모양 마스크는 볼록과 오목 곡선 등 다양한 형태를 가지고 있다. 마스크와 입력 영상의 크기는 모두512×512이다. 여기서$A_{i,1}\sim A_{i,16}$는 i번째 Brodatz 텍스처 영상에 16개의 다른 모양 마스크를 적용하여 얻은 같은 클래스로 분류되는 텍스처 영상을 나타낸다. 실험영상 II는512×512 텍스처 영상을 네 개의 256×256 텍스처 영상으로 분할한 후, 각 텍스처 영상에 그림 5(b)의 모양 마스크를 적용하여 같은 클래스로 분류되는 텍스처 영상 집합을 구성한다. 각각의 실험영상 집합에서 wavelet과 Gabor기반 특징벡터를 추출한다.

평균 클래스 검색률 (Average class retrieval accuracy) ($ACRA$)는 각각의 텍스처 클래스에 대한 검색률의 평균을 말한다. 각 클래스의 모든 영상을 질의 (query) 영상으로 사용하고, 클래스 검색율은 검색된 텍스처 중에 바르게 추출된 텍스처 영상의 수를 얻음으로써 계산된다. 전체 검색율 (Total average retrieval accuracy) (TARA)는 데이타 베이스의 모든 클래스의ACRA의 전체 평균을 나타낸다. TARA와 ACRA의 계산은 다음의 방법으로 계산된다.

For i_q = 1 to I (109) {
  For j_q = 1 to J (16 for data set I or 4 for data set II) {
    For i_d = 1 to I {
    For j_d = 1 to J {
    Compute $D[F(i_q,j_q),F(i_d,j_d)]$ subject to ~(i_q== i_d and j_q== j_d) ;; distance computation excluding self-matching
    }
    }
    Sort $D[F(i_q,j_q),F(i_d,j_d)]$

Obtain the ascending distance list, $D_p[F(i_q,j_q),F(i_d,j_d)]$, $p=1\sim J-1$;; $D_p \le D_{p-1}$

$R(i_q,j_q)$=the number of correct texture entries in the list / $(J-1)$

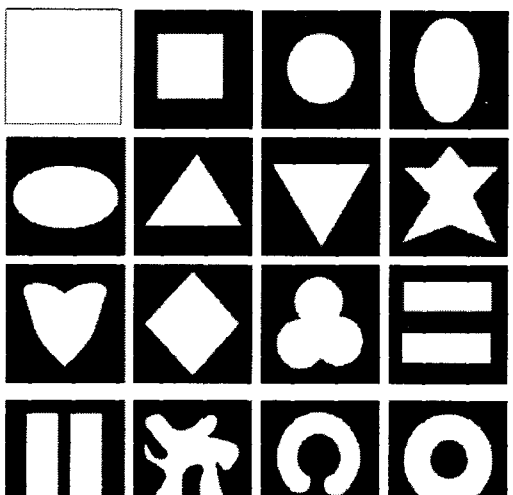
}

$$ACRA(i_q)=100\cdot\left(\sum_{j_q=1}^{J}R(i_q,j_q)/J\right)$$

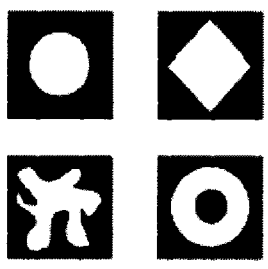
}

$$TARA=\sum_{i_q=1}^{I}ACRA(i_q)/I$$

여기서 그림 4에서 보여지는 것과 같이, wavelet의 경우 $F(i_q,j_q)$과 $F(i_q,j_q)$는 네 개의 특징벡터, (MW^{ij}, SW^{ij}, EW^{ij}, HW^{ij}) 중에 두개에 대응된다. 또한Gabor기반 텍스처 표현의 경우 $F(i_q,j_q)$과 $F(i_q,j_q)$는 (MG^{ij}, SG^{ij}, EG^{ij}, HG^{ij})중에 두 개의 특징벡터에 대응된다. 질의 영상으로 사용된 텍스처의 경우, i_q번째



(a)



(b)

그림 5. 모양 마스크 : (a) 16개의 모양 마스크 (512×512), (b) 4개의 모양 마스크(256×256)

텍스처 클래스의j_q번째 텍스처 영상의 텍스처 기술자, $F(i_q,j_q)$는 두 개의 특징 벡터, $F^{(1)}(i_q,j_q)$과 $F^{(2)}(i_q,j_q)$으로 구성된다. 같은 방법으로, 데이터 베이스에 있는 텍스처, $F(i_d,j_d)$는$F^{(1)}(i_d,j_d)$과 $F^{(2)}(i_d,j_d)$으로 구성된다. 예를 들어, wavelet 평면에서, 텍스처 기술자는 다음과 같이 정의된다.

$F(i,j)$ = $[F^{(1)}(i,j), F^{(2)}(i,j)]$ = {[MW^{ij}, SW^{ij}], [MW^{ij}, EW^{ij}], [MW^{ij}, HW^{ij}], [SW^{ij}, EW^{ij}], [SW^{ij}, HW^{ij}] or [EW^{ij}, HW^{ij}]},

여기서 MW^{ij}, SW^{ij}, EW^{ij}과 HW^{ij}는 그림 1에서 보여지는 것처럼 i번째 클래스의 j번째 텍스처에 대한 특징벡터를 나타낸다. 여기서 (i,j)는 (i_q,j_q) 또는 (i_d,j_d)를 나타내고, $F^{(1)}(i,j)$과 $F^{(2)}(i,j)$의 크기는 각각 10이 된다. Gabor 기반 검색의 경우, $F(i,j)$는 그림 2의 특징벡터 검출에 의하여 추출된 네개의 특징 벡터MG^{ij}, SG^{ij}, EG^{ij}과 HG^{ij}중 두 개를 선택 사용한다. Gabor기반 텍스처 표현의 경우, $F^{(1)}(i,j)$과 $F^{(2)}(i,j)$의 크기는 각각 12가 된다. 두 개 텍스처 영상 사이의 거리를 계산하기 위하여 본 논문에서는 L1과 L2 norm을 사용하였고, 각각은 다음과 같이 정의된다.

$$D_{L1}(F(i_q j_q),F(i_d,j_d))=$$
$$\sum_{p}^{P}\frac{|F_p^{(1)}(i_q,j_q)-F_p^{(1)}(i_d,j_d)|}{\sigma_{F_p^1}}+\sum_{p}^{P}\frac{|F_p^{(2)}(i_q,j_q)-F_p^{(2)}(i_d,j_d)|}{\sigma_{F_p^2}}$$
$$D_{L2}(F(i_q j_q),F(i_d,j_d))=$$
$$\sum_{p}^{P}\frac{|F_p^{(1)}(i_q,j_q)-F_p^{(1)}(i_d,j_d)|^2}{\sigma_{F_p^1}}+\sum_{p}^{P}\frac{|F_p^{(2)}(i_q,j_q)-F_p^{(2)}(i_d,j_d)|^2}{\sigma_{F_p^2}},$$

여기서 P는 wavelet의 경우 10, Gabor의 경우 12가 되고, σ_{F^1}과 σ_{F^2}는전체 데이터 베이스에 대한 $F^{(1)}$과 $F^{(2)}$ 의 표준편차를 나타낸다.

표 1은 텍스처 실험영상 I에 대한 wavelet과 Gabor기반 텍스처 표현기법에 의한 텍스처 검색율의 TARA와 ACRA의 표준편차를 나타낸다. Wavelet기반 텍스처 표현 방법에 L2 norm거리 척도를 사용하고, 표준편차(S)와 엔트로피(E) 특징을 사용할 경우, TARA가 98.80으로 가장 좋은 성능을 보이고 있다. Gabor 기반 텍스처 표현의 경우, 직사각형안의 텍스처 표현을 위하여 L2 norm을 사용하고 평균(M)과 표준편차(S) 특징벡터를 사용할 경우 좋은 성능을 나타내는 것으로 알려져 있었다. 그러나,

표 1. 실험영상 I에 대한 TARA과 ACRA의 표준편차

		Combination of features					
		M+S	M+E	S+E	M+H	S+H	E+H
Wavelet	L2 norm (Std)	98.46 (6.58)	98.18 (5.87)	98.80 (4.67)	97.90 (7.90)	97.89 (7.14)	97.72 (7.18)
	L1 norm (Std)	98.57 (6.14)	97.75 (6.16)	98.70 (4.49)	98.09 (7.46)	97.77 (7.82)	97.93 (6.46)
Gabor	L2 norm (Std)	93.47 (13.11)	94.76 (10.30)	94.58 (10.66)	94.29 (12.52)	92.17 (15.00)	93.35 (11.90)
	L1 norm (Std)	95.15 (10.45)	95.73 (8.86)	95.66 (8.87)	96.32 (9.74)	94.83 (12.08)	95.90 (9.22)

본 실험을 통하여 임의의 영역 안의 텍스처의 표현의 경우 wavelet 이 약간 높은 성능을 보이고 있는 것을 알 수 있다. 기존의 연구에서 Gabor 기반 방법이 wavelet기반의 방법에 비하여 20-30% 높은 검색율을 보인 것에 비하여서는 wavelet의 경우 매우 의미 있는 성능향상으로 말 할 수 있을 것이다. 또한 기존의 연구와 달리 Gabor기반 방법의 경우 평균(M)과 표준편차(S) 방법이 가장 효과적인 것으로 알려져 있었으나, 본 실험에서는 평균(M)과 평활도(H) 특징벡터를 사용할 경우 더 높은 검색율을 보임을 알 수 있다. 결과적으로 Gabor 기반의 방법은 직사각형의 영역 안의 텍스처 표현에는 효과적이나 임의의 영역 안의 텍스처 표현에서는 wavelet 기법을 사용할 수 있다는 것을 보여주는 결과이며, 이는 Gabor 기반 텍스처 표현 방법이 어떠한 영역 안의 텍스처 특징 뿐만 아니라 텍스처를 포함하고 있는 경계의 형태에도 크게 영향 받음을 알 수 있다. 이는 Gabor 필터가 저주파의 Gaussian envelop을 고주파 sinusoidal로 모듈레이션하여 만들어짐으로써 Gabor 분할을 위해서 Gabor 특징을 유지하기 위하여 상대적으로 큰 필터크기를 갖기 때문이다. 또한 wavelet기법에 바탕을 둔 텍스처 표현 방법이 ACRA의 표준편차도 작은 값을 가짐을 알 수 있다.

그림 6은 입력영상의 크기 변화에 따른 Gabor기반 M+H특징과 wavelet기반 S+E특징 벡터에 의한 TARA와 ACRA의 표준편차를 나타낸다. 본 실험을 위하여 입력영상과 마스크 영상을 전 실험에서 사용했던 109장의512×512 텍스처 영상과 마스크 영상을 decimation함으로써 얻었다. 그림 6에서 보여지듯이, 검색율이 영상크기가 줄어들면서 같이 저하됨을 볼 수 있다. 하지만 wavelet기반의 방법의 경우 Gabor

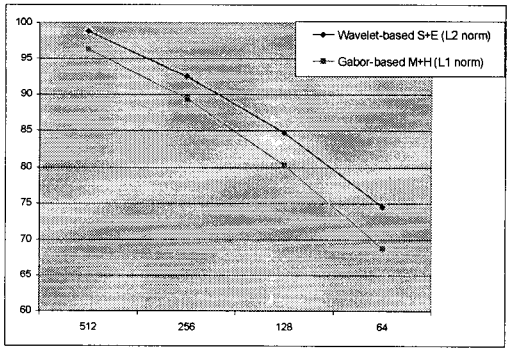


그림 6. 입력 영상 크기 변화에 따른 wavelet와 Gabor 특징 검색 성능 비교

기반의 방법에 비하여 더 적은 비율로 성능이 저하됨을 알 수 있다.

한편, 텍스처 실험영상 II는 위 TARA와 ACRA계산 과정의 J를 4로 함으로써 TARA와 ACRA의 표준편차를 구할 수 있다. 표 2는 wavelet기법과 Gabor 기법의 가능한 모든 조합에 따른 TARA와 ACRA의 표준편차를 나타낸다. 본 데이터 베이스의 경우는 wavelet기반의 방법이 89.69로 가장 높은 검색율을 보이고 있다. Gabor 기반 방법의 경우 M+E의 특징 조합이 기존의 M+S의 방법에 비하여 더 높은 성능을 보이고 있다.

표 3은 wavelet과 Gabor방법 각각의 네 개의 특징 벡터를 모두 사용했을 경우 검색율로 표에서 보는 것처럼, 두 개의 특징벡터를 사용했을 경우에 비하여 0.3%정도의 적은 성능 향상을 보이고 있다. 실제 많은 텍스처 영상 검색 시스템에서, 검색율과 함께 텍스처 기술자의 크기도 중요한 요소로, 본 실험에서 특징 벡터 두 가지만을 사용하여도 최대 검색율과 거의 같음을 알 수 있다.

표 2. 실험영상 II에 대한 TARA과 ACRA의 표준편차

		Combination of features					
		M+S	M+E	S+E	M+H	S+H	E+H
Wavelet	L2 norm (Std)	89.14 (21.71)	84.25 (24.98)	89.69 (22.78)	86.85 (23.19)	86.47 (24.66)	84.32 (25.48)
	L1 norm (Std)	87.77 (23.28)	82.03 (25.74)	86.09 (24.14)	86.16 (23.98)	86.16 (24.88)	83.33 (25.48)
Gabor	L2 norm (Std)	80.58 (28.73)	82.26 (27.69)	81.04 (28.03)	86.24 (25.04)	84.63 (24.98)	83.18 (24.90)
	L1 norm (Std)	80.89 (28.99)	80.73 (28.30)	81.04 (28.03)	86.32 (24.99)	84.79 (25.63)	84.48 (24.10)

표 3. 네 개의 특징벡터를 모두 사용할 경우의 TARA과 ACRA의 표준편차

		Dataset I	Dataset II
Wavelet	L2 norm (Std)	99.00 (4.12)	89.92 (21.95)
	L1 norm (Std)	98.98 (4.16)	87.94 (22.58)
Gabor	L2 norm (Std)	95.04 (10.02)	86.61 (24.84)
	L1 norm (Std)	96.55 (9.06)	86.79 (24.28)

본 논문에서는 Brodatz 텍스처 앨범과 별도로 인터넷에서 검색된 동물영상과 세포영상의 텍스처 기술 성능을 비교하였다. 첫번째 동물 영상 셋은 30개의 호랑이, 30개의 치타, 30개의 사자 영상으로 구성되어 있다. 여기서 동물 영역을 분할은 수작업을 통하여 이루어졌다. 이러한 임의의 영역 안의 텍스처 표현과 검색을 통하여 Gabor기반 M+H특징 벡터에 의하여 87.5% 검색율을 보인 반면, wavelet의 S+E특징 벡터에 의하여서는 90.1%의 검색율을 보였다. 또한 세포영상의 경우, 20개의 large cell carcinoma, 20 early squamous cell carcinoma, 그리고 20개의 microinvasive carcinoma 세포 영상으로 구성되어 있다. 각각은 현미경을 통하여 얻어진 세 종류의 암세포를 나타낸다. Wavelet S+E특징 조합이 76.5%의 평균 검색율을 보인 반면, Gabor기반의 M+H특징 조합이 74.2%의 성능을 보였다.

4. 결 론

멀티미디어나 의료영상의 응용 예들에서 임의의 영역 안의 텍스처 표현은 매우 중요한 특징이 된다. 기존의 연구들이 주로 직사각형안의 텍스처 표현에 집중되어 있고, Gabor기반 방법이 wavelet기반의 방법에 비하여 20~30% 높은 검색율을 보이는 것으로 알려져 있었다. 하지만, 본 연구에서 wavelet과 Gabor필터 분할 영상상에서 평균, 표준편차, 엔트로피, 평활도의 네 개의 다양한 특징벡터를 임의의 영역 안의 텍스처 표현에 적용해 본 결과 wavelet기반 텍스처 표현이Gabor기반 방법에 비하여 더 좋은 검색율을 나타냄을 발견하였다. Wavelet 필터가 적은 필터 개수를 가지고 더 많은 에너지 압축 능력을 가지고 있어 텍스처를 감싸고 있는 영역의 모양 보다는 그 내부의 텍스처를 더 효과적으로 표현하기 때문이다. 또한 기존의 논문에서 Gabor기반의 직사각형안의 텍스처 표현을 위하여서 평균과 표준편차가 주로 사용되어 왔으나, 본 연구에서는 임의의 영역 안의 텍스처 표현을 위해서는 평균과 평활도 특징 벡터의 조합이 기존의 특징 조합에 비하여 더 좋은 성능을 냄을 발견하였다.

참 고 문 헌

[1] T. Sikora, "The MPEG-7 visual standard for content description－An overview," *IEEE Trans. Circuits and System for Video Tech.*,

Vol. 11, pp. 696-702, 2001.

[2] B. S. Manjunath and W. Y. Ma, "Texture features for browsing and retrieval of image data," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 18, pp. 837-842, 1996.

[3] W.-Y. Ma and H. J. Zhang, "Benchmarking of image features for content-based retrieval," *Signal, Systems & Computers, Conference Record of the Thirty-Second Asilomar*, Vol. 1, pp. 253-257, 1998.

[4] J.-R. Ohm and F. Bunjamin, "Results of MPEG-7 core experiment CT5," *ISO/IEC, JTC1/SC29/WG11, MPEG99/M5392*, Maui, Hawaii, Dec. 1999.

[5] T. Chang and C.-C. J. Kuo, "Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 2, pp. 429-441, 1993.

[6] Y. M. Ro and K.-W. You, "Texture featuring and indexing using matching pursuit in Radon space," *Proc. IEEE Int. Conf. Image Proc.*, Vol. 2, pp. 580-584, 1999.

[7] D.-G. Sim, H.-K. Kim, and D.-I. Oh, "Translation, scale, and rotation invariant texture descriptor for texture-based image retrieval," *Proc. IEEE Int. Conf. Image Proc.*, Vol. 3, pp. 742-745, 2000.

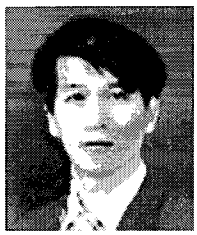
[8] H. L. Tang, R. Hanka, and H. H. S. Ip, "Histological image retrieval based on se mantic content analysis," *IEEE Trans. Information Technology in Biomedicine*, Vol. 7, pp. 26-26, 2003.

[9] K. N. Bhanu Parkash, A. G. Ramakrishnan, S. Suresh, and T. W. P. Chow, "Fetal lung maturity analysis using ultrasound image features," *IEEE Trans. Information Technology in Biomedicine*, Vol. 6, pp. 28-45, 2002.

[10] D.-G. Sim, H.-K. Kim, and R.-H. Park, "Invariant texture retrieval using modified Zernike moments," *Image and Vision Computing, in press.*

[11] I. Daubechies, *Ten Lectures on Wavelets*. Philadelphia, PA: SIAM, 1992.

[12] P. Brodatz, *Textures: A Photographic Album for Artists & Designers*. New York: Dover, 1966.



심 동 규

1993년 2월 서강대학교 전자공학과 공학사
1995년 2월 서강대학교 전자공학과 공학석사
1999년 2월 서강대학교 전자공학과 공학박사
2000년 9월: 현대전자, 기반기술연구소, 선임연구원
2002년 3월 바로비젼, 뉴미디어 연구소, 선임연구원
2005년 2월 University Washington, Senior research engineer
2005년 3월~현재: 광운대학교 전자정보공과대학, 컴퓨터공학과 조교수
주관심분야: 영상처리, 컴퓨터비젼, 멀티미디어