

# 웨이브릿 변환과 영상 분할을 이용한 영역기반 영상 검색

정회원 이상훈\*, 홍충선\*\*, 박윤식\*\*\*, 이대영\*\*

## Region-based Image Retrieval using Wavelet Transform and Image Segmentation

Sang Hun Lee\*, Choong Seon Hong\*\*, Yoon Sik Kwak\*\*\*, Dai Young Lee\*\*

*Regular Members*

### 요약

본 논문에서는 영상분할을 이용한 영역기반 영상검색에 관해 논하였다. 불규칙한 광원에 의한 영향을 최소화할 수 있는 분할 방법을 제안하였다. 영상분할은 영역 병합을 이용하였고, 병합 후보영역은 웨이브릿 변환의 고주파 대역 에너지 값을 이용하여 선정하였다. 내용기반 영상검색은 분할된 영역정보를 이용하여 수행되며, 컬러와 질감, 모양 특징벡터를 구성하여 질의를 수행하였다. 영역간 유사도 검사는 특징벡터간 유클리디안 거리를 측정하여 수행하였으며, 다양한 형태의 자연영상을 대상으로 한 실험을 통해 본 방법의 효율성을 검증하였다.

### ABSTRACT

In this paper, we discussed the region-based image retrieval method using image segmentation. We proposed a segmentation method which can reduce the effect of a irregular light sources. The image segmentation method uses a region-merging, and candidate regions which are merged were selected by the energy values of high frequency bands in discrete wavelet transform. The content-based image retrieval is executed by using the segmented region information, and the images are retrieved by a color, texture, shape feature vector. The similarity measure between regions is processed by the Euclidean distance of the feature vectors. The simulation results shows that the proposed method is reasonable.

### 1. 서론

내용기반 영상 검색 방법은 질의 영상(query image)에 대해서 시각적으로 유사한 영상들을 검색해 내는 방법이며, 질의에 사용되는 내용은 특징 추출(feature extraction) 방법에 의해서 얻어진다.

이러한 특징은 주로 컬러(color)나 질감(texture), 모양(shape) 등을 이용하고 있으나, 영상과 밀접한 특징을 실시간으로 자동 추출해 내는 방법은 어려

운 과제이다. 특징 추출은 크게 공간영역(spacial domain)에서의 화소값(pixel value)이나 히스토그램(histogram) 등을 이용하는 방법과 변환영역(transform domain)에서의 주파수 계수(frequency coefficient)를 이용하는 방법으로 분류되며, 세부적으로는 전체 영상에 대한 특징(feature)을 추출하는 방법과 영상 분할(image segmentation)을 이용하여 분할된 영역(region)에 대한 특징을 추출하는 방법으로 분류된다.

현재 개발이 되어 있는 내용기반 영상 검색 시스

\* 부산정보대학 정보통신계열,

\*\* 경희대학교 전자정보학부,

\*\*\* 충주대학교 컴퓨터공학과,

논문번호: 00063-0221, 접수일자: 2000년 2월 21일

템은 주로 전체영상에 대한 다양한 특징을 추출하여 검색하는 방법이다.<sup>[6][7][8]</sup> 이러한 검색 시스템에서는 “주어진 영상 내 어떤 한 부분과 유사한 영상들을 검색하라”와 같은 질의 수행은 어렵게 된다. 따라서 영역기반의 영상 검색을 위해서는 영상 분할이 필수적이다.

본 논문에서는 영역기반의 영상 검색을 위해 칼라 영상을 대상으로 한 영상 분할 방법과 영역기반 영상검색에 관해 연구하였다. 내용기반 영상 검색을 위한 영상 분할 방법은 기존의 영상 분할 방법과는 달리 영상 내 존재하는 두드러진 대상물(object)의 경계(boundary) 위주의 분할이 이루어져야 하며, 설정된 질의조건을 만족하는 영역 분할이 이루어져야 한다. 또한 자동화된 분할(unsupervised segmentation) 방법으로 데이터베이스 내 저장되는 영상들의 특징벡터(feature vector) 들을 구성할 수 있어야 한다. 분할되는 영역의 수는 특징벡터의 크기와 밀접한 관계가 있으므로 영역기반 질의에 사용되는 영역 이외에 불필요한 영역들이 추출되는 것을 최소화하여야 한다. 또한 실시간으로 질의를 수행하기 위해서는 영상분할 처리과정이 고속으로 수행되어야 한다. 이러한 요구 조건들을 만족시키기 위해 채도(saturation) 강화와 명도(intensity) 평균화를 이용하여 영상이 가지는 비균질성(inhomogeneity)을 최소화하고, 빠른 수행시간을 제공하기 위해서 비 균일 양자화(non-uniform quantization) 방법을 이용하여 영상 화질 열화를 최소화하는 범위 내에서 원 영상의 칼라 수를 줄여 유사한 칼라 영역들을 분할한다. 분할된 초기 영역들은 영역 확장(region growing)을 응용한 영역병합(region merging) 방법을 이용하여 유사한 질감(texture) 영역들을 분할하였으며, 질감이 유사한 영역들을 병합하기 위한 영역 선정 기준은 웨이브릿 변환의 고주파 대역 계수를 이용한다.

내용기반 영상 검색은 분할된 영역정보 이용하여 수행된다. 질의에 사용되는 특징은 칼라와 질감, 모양(shape)을 이용하고, 분할된 영역마다 각각 특징벡터를 구성하였다. 유사도 검사는 영역간 특징벡터의 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 측정하여 수행하였다.

## II. 본 론

### 1. 관련 연구

IBM의 QBIC<sup>[4]</sup>는 초기에는 사용자의 수작업에

의해 추출된 영역을 이용한 영역기반 검색기능을 제공하였으나, 최근에 와서는 foreground/ background 분할을 이용한 영역기반 검색 기능을 제공하고 있다. Photobook<sup>[15]</sup>은 사용자로부터 제공되는 피드백(feedback) 정보를 이용하여 분류화(classification)와 영상분할에 사용되는 파라메타(parameter) 값을 갱신하는 방법을 이용하고 있다. Netra<sup>[16]</sup>는 edge flow를 이용하여 윤곽성분을 추출하여 영역을 분할하는 방법을 이용하고 있다.

### 2. 제안된 영상 분할 방법

그림 1은 제안된 영상 분할 방법의 전체 구성도를 나타낸다. 제안된 영상 분할 방법은 내용기반 영상 영상검색에서 영상 내 유사한 성질을 가지는 영역들을 검색해내기 위해서 수행되며, 영역분할의 기준은 주어진 질의조건 의해 설정되어야 한다. 영상 내 존재하는 두드러진 대상물(object) 위주의 질의를 위해서는 조명 불균일이나 불규칙한 광원에 의한 영향을 최소화하여야 하고, 대상물의 경계(boundary) 위주의 분할이 이루어져야 한다.

또한 분할된 정보를 이용한 특징벡터구성을 위해 자동화된 영역 분할(unsupervised image segmentation)이 이루어져야 한다.

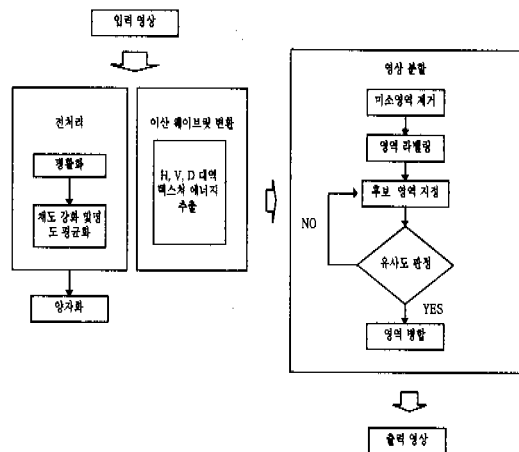


그림 1. 전체 구성도

#### 2-1. 전처리 과정

##### 2-1-1. 칼라영상의 잡음제거와 평활화

영상 분할시 잡음(noise)에 의한 영향을 줄이고 양자화 과정에서 부호화 비트(bit)수를 감소시키기 위해 원 영상에 대해 잡음 제거와 평활화(smoothing)를 수행한다.

Yining 등<sup>[1]</sup>이 제안한 peer group filtering을 이용하여 지역 윈도우 내 화소들을 두 그룹으로 분류한 후 유사도가 높은 그룹(peer group)의 화소들에 연산자를 적용하는 방법을 이용하며, 평활화 과정에서 칼라정보의 변형을 막기 위해 식 (1)의 칼라 거리(color distance)를 이용한 peer group filtering을 방법을 수행한다.

$$d_i(k) = \|x_{R_i}(k) - x_{R_j}(k)\| + \|x_{G_i}(k) - x_{G_j}(k)\| + \|x_{B_i}(k) - x_{B_j}(k)\|$$

$$d_0(k) \leq d_1(k) \leq \dots \leq d_n(k), \quad i=0, \dots, n \quad (1)$$

Peer group에 해당되는 화소들은  $w \times w$  윈도우 내 화소들에 의해 지역적으로 결정되며, 그룹의 크기  $m$ 은 식 (2)에 의해서 자동적으로 결정된다.

$$f(i) = \frac{|a_1(i) - a_2(i)|^2}{s_1^2(i) + s_2^2(i)} \quad i=1, \dots, k$$

$$a_1(i) = \frac{1}{i} \sum_{j=0}^{i-1} d_j(n), \quad a_2(i) = \frac{1}{k+1-i} \sum_{j=i}^k d_j(n)$$

$$s_1^2(i) = \sum_{j=0}^{i-1} |d_j(n) - a_1(i)|^2$$

$$s_2^2(i) = \sum_{j=i}^k |d_j(n) - a_2(i)|^2$$

$$m(n) = \max(f(i)) \quad (2)$$

지역 윈도우 내 중심 화소  $x_0(n)$ 을 모든 화소들의 평균값으로 대체하지 않고 peer group에 소속되는 화소들의 평균값을 이용함으로써 윤곽성분이 블러링(blurring)되는 것을 최소화할 수 있다

2-1-2. 칼라 근사화(color approximation)

제안된 방법에서의 칼라 근사화는 칼라 양자화 단계에서 양자화 비트수를 최소한으로 줄이기 위해 수행된다. 이를 위해서는 영상 내 존재하는 비균질성을 줄여야 한다. 일반적으로 물체의 색은 빛의 반사, 투과 및 흡수 등에 의해 인식되며, 물체색 중에서도 빛의 반사에 의해 나타나는 색을 표면색(surface color)라 정의한다. 이러한 표면색은 물체를 비추는 빛의 종류에 따라 반사되는 빛의 성질에 의하여 크게 달라진다. 인간은 물체에서 반사되는 빛에너지에 기반을 두어 주위 광원의 효과를 배제하여 물체의 고유색을 인지하며, 이를 칼라 항상성(color constancy)라 정의한다. 인간시각은 주관적인 색채 지각 능력으로 인한 칼라 항상성(constancy)을

가지고 있어서 조명의 종류나 조명과 관련된 주변 환경이 달라져도 물체색의 변화를 느끼지 못한다. 이와 같은 성질을 이용하면 조명이나 불규칙한 광원이 조사된 영상이라도 원래의 고유색으로 근사화된 영상을 얻을 수 있게 된다. RGB 좌표계는 색의 세 가지 속성중에 색상정보만을 가지고 있어 채도나 명도 해석이 힘들다. 따라서 본 논문에서는 HSI 좌표계에서 채도 강화 및 명도 평균화를 통해 칼라 근사화를 수행하였다.

채도 S값을  $\alpha$  배하여 채도 강화를 수행하며 식 (3)과 같다.

$$S = \sqrt{R(R-G) + G(G-B) + B(B-R)} \times \alpha \quad (3)$$

그림 2에 나타난 HSI 3차원 모델에서 중앙부분은 다른 부분에 비해 넓은 영역을 가지며, 이는 매우 어둡거나 밝은 영역보다는 인간 시각이 중간 명도값 영역에서의 채도 변화를 민감하게 느끼는 것을 의미한다. 따라서 본 논문에서는 채도 강화를 기존의 방법에서와 같이 선형적으로 수행하지 않고, 중간 명도값을 가지는 영역에서는 넓은 범위의 채도값을 허용하고, 반면에 어둡거나 밝은 영역에서는 채도변화의 폭을 감소시키는 채도 강화 방법을 사용한다.

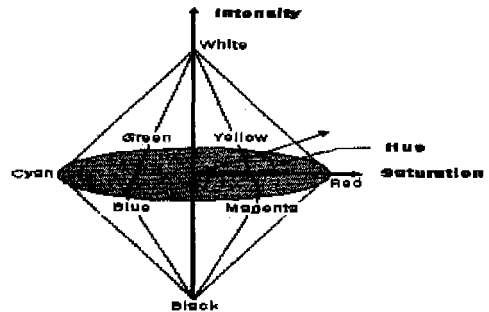


그림 2. HSI 좌표계

채도강화를 위한 가중치는 명도 히스토그램 분포에 따라 [1.25 ~ 2.25]의 값을 사용하였다. 그림 3은 채도강화를 수행한 후, 히스토그램을 나타낸다. 채도값이 0.5 이상인 구간에서는 1 값으로 수렴하고, 0.5 이하 구간에서는 가중치에 의해 채도값이 증가하게 된다.

명도는 R,G,B 세 광원의 명도를 의미하므로 세 값의 평균으로 정의된다. 불규칙한 광원이나 조명에 의한 영향을 줄이기 위해 유사한 색상값을 가지는 영역에서는 명도값을 평균화하여 고유의 색으로 근

사화시킨다. 명도가 평균화되는 색상 구간은 그림 4의 (b)와 같으며, 색상 히스토그램상에서 색상값의 분포에 따라 구간간격이 조정된다. 명도값이 너무 크거나, 작을 경우는 HSI 좌표계에서 색상이나 채도와는 상관없이 흰색이나 검정색을 띄는 영역이므로 명도 평균화 과정에서 제외시킨다. 이때 임계치  $\beta_{white}$ ,  $\beta_{black}$ 는 명도 히스토그램 분포에 따라 설정되며 식 (4)와 같다.

$$\beta_{white} = \begin{cases} 0.8 & \text{if } mean(N(v)) > m \\ 0.9 & \text{if } mean(N(v)) > m \end{cases}$$

$$\beta_{black} = \begin{cases} 0.2 & \text{if } mean(N(v)) > m \\ 0.1 & \text{if } mean(N(v)) > m \end{cases}$$

$$N(v) = mean(v_i) \quad (4)$$

(m : 명도 빈도수의 평균값,  
v<sub>i</sub> : 명도 빈도수가 m 이상인 경우)

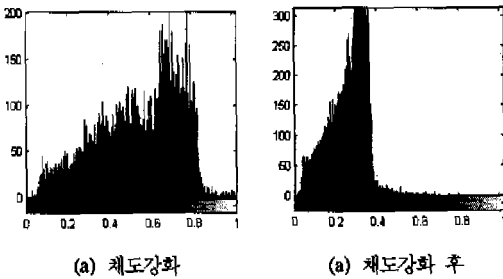


그림 3. 채도강화 수행 후 히스토그램

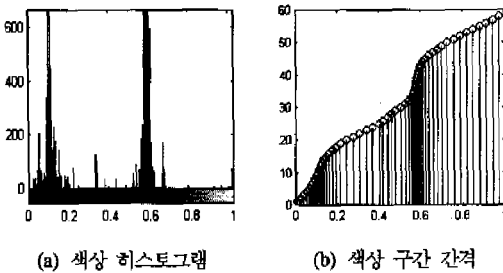


그림 4. 색상 히스토그램과 평균화 색상 구간 간격

2-2. 칼라 양자화

제안된 영상 분할 알고리즘에서 양자화 방법은 칼라 근사화를 통해 영상 내 비균질성을 줄여 원 영상을 최소한의 비트수로 양자화하는데 그 목적이 있으며, 칼라수 감소로 인한 화질 열화를 최소화하기 위해 비균일 양자화 방법을 이용한다. 양자화되는 칼라수는 영상 화질과 양자화 다음 단계인 영역 병합 과정에서 처리 시간과 밀접한 관계가 있으며

로 입력영상에 따라 적절히 결정되어야 한다. 원 영상을 minimum variance quantization을 이용하여 256 칼라수로 양자화한 후, 칼라 히스토그램의 2차 미분의 zero-crossing 정보를 이용하여 최종적으로 양자화되는 칼라 수를 결정한다.

그림 5는 256 단계로 양자화된 칼라 히스토그램과 2차 미분의 zero-crossing을 나타낸다. 식 (5)에 의해 각각의 zero-crossing 들간에 거리를 산출하고, 주어진 임계치보다 작을 경우, 두 zero-crossing 위치에서 피크값 (peak value)값이 큰 위치로 병합된다

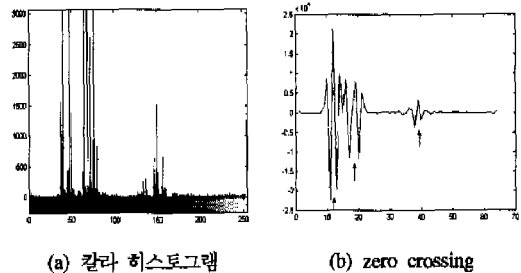


그림 5. 칼라 히스토그램과 zero crossing

$$dist_{i,j} = \sum(|R_i - R_j|, |G_i - G_j|, |B_i - B_j|) \times (|n_i - n_j|)$$

(n<sub>i</sub>, n<sub>j</sub>: 피크 i j의 양자화 값) (5)

그림 5의 (b)의 화살표는 최종적으로 산출된 zero-crossing 위치를 나타내며, 산출된 칼라 수와 칼라 값을 이용하여 식 (1)의 R, G, B 간 유클리드안 거리가 최소가 되는 칼라 값으로 양자화를 수행한다.

2-3. 영역 병합에 의한 영상분할

칼라 양자화 후, 칼라 영역의 면적이 전체영상에 비해 0.1% 이내인 영역을 미소 영역으로 간주하고 영역병합 전단계에서 제거된다. 제거된 영역은 인접 영역 중 RGB 값의 유클리드안 거리가 최소가 되는 영역으로 병합된다. 제안된 방법에서의 영역 병합 방법은 화소간 병합 방법을 사용하지 않고, 분할된 칼라 영역간 병합 방법을 사용한다. 미소 영역이 제거된 초기영역들은 영역 크기순으로 라벨링 (labeling)되고, 병합 후보영역을 선정하게된다. 후보 영역의 선정은 입력영상의 웨이브릿 변환(wavelet transform) 계수를 이용한다.

2-3-1. 웨이브릿 계수를 이용한 후보 영역 선정

웨이브릿 분해 대역중 LL 대역은 저주파 성분을 포함하고 있는 대역이며, LH, HL, HH 대역은 고역 통과 필터링 되어 언어진 대역으로, 필터링 방향과 동일한 윤곽성분은 제거되고 직교하는 방향의 윤곽정보가 나타나게 되는데, LH 대역에서는 수평방향, HL 대역에서는 수직방향, HH 대역에서는 대각방향의 윤곽성분이 나타나게 된다. 웨이브릿 변환의 고주파 영역에서 원영상에 대한 정보를 포함하고 있는 척도로 웨이브릿 계수들의 지승합으로 표현되는 에너지량이 이용되며 식 (6)과 같다.

$$Energy = \sum_i \sum_j C(i, j) \cdot C^*(i, j) = \sum_i \sum_j C(i, j)^2 \quad (6)$$

(C(i,j) : 웨이브릿 계수값)

영역 병합의 대상이 되는 후보 영역은 식 (7)에 나타난 영역 내 존재하는 웨이브릿 계수의 에너지량에 의해 선정이 되며, 이 에너지량에 의해 윤곽성분의 강도를 측정할 수 있다. 윤곽성분의 강도가 주어진 조건을 만족할 경우, 병합 후보 영역으로 지정이 되고 유사도 판정 기준에 의해 영역 병합이 이루어진다.

$$Energy_{H,V,D} = \sum_i \sum_j C_H(i, j)^2 + \sum_i \sum_j C_V(i, j)^2 + \sum_i \sum_j C_D(i, j)^2$$

(C<sub>H</sub>(i,j) : 수평방향 웨이브릿 계수,  
C<sub>V</sub>(i,j) : 수직방향 웨이브릿 계수,  
C<sub>D</sub>(i,j) : 대각방향 웨이브릿계수) (7)

식 (8)은 후보영역 선정 조건을 나타낸다.

if  $mean(Energy_{Re_{H,V,D}}) < mean(Energy_{H,V,D})$   
or  $max(Energy_{Re_{H,V,D}}) < \gamma$  then  $Re_{cur} \in Re_{cnd}$   
 $\gamma = \frac{max(Energy_{H,V,D})}{2}$  (8)

(Re<sub>cur</sub>: 현재영역, Re<sub>cnd</sub>: 후보영역)

2-3-2. 영역병합

영역병합은 후보영역과 인접한 영역간에 유사도 측정에 의해 이루어진다. 영역간 유사도 판정에 사용되는 파라메타(parameter)는 칼라 유사도를 사용하며, 칼라 유사도는 인접 영역간 칼라 값의 유클리디안 거리를 이용한다.

3. 영역기반 질의

3-1. 특징벡터의 구성

영역별 질의를 위한 특징벡터의 구성은 칼라, 질감(texture), 모양(shape)을 이용하며, 그림 6은 특징벡터 구성과 영역기반 질의과정을 나타낸다.

3-1-1. 칼라

칼라 특징추출은 영역 내 화소들의 칼라 히스토그램상에서 빈도수가 가장 높게 나타나는 칼라를 선택함으로써 수행된다. 이때 영역간 칼라 유사도는 두 칼라간 R,G,B 성분의 유클리디안 거리를 측정하여 결정된다.

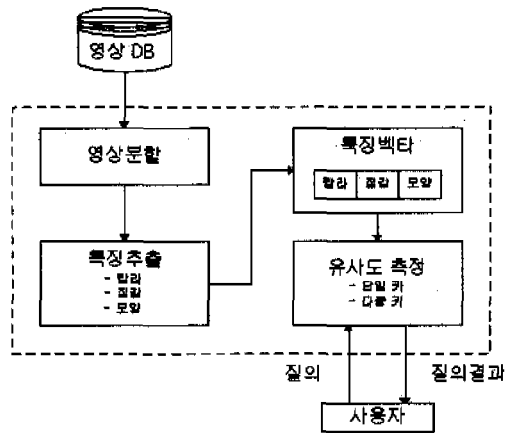


그림 6. 특징벡터 구성과 질의 수행 과정

3-1-2. 질감

질감 특징추출은 웨이브릿 변환 계수의 극소 최대치를 나타내는 wavelet maxima의 모멘트를 이용한다. 모멘트는 이동, 회전, 크기의 변화에 불변인 특성을 가진다. Mandal 등<sup>[10]</sup>은 웨이브릿 변환영역에서 모멘트를 이용한 검색방법을 제안하였다. 그러나 웨이브릿 변환영역에서의 모멘트는 이동 불변 특성을 가지지 못하는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 Mallet 등<sup>[12]</sup>은 평활화 함수의 1, 2차 미분을 이용한 local maxima를 이용하였다. 식 (9)의 조건식을 만족할 경우, 웨이브릿 계수 C<sub>i</sub>를 modulus maxima로 정의한다.

if  $(C_{(i,\beta)} > C_{(i,\beta-1)} \text{ and } C_{(i,\beta)} > C_{(i,\beta+1)})$  or  
 $(C_{(i,\beta)} > C_{(i-1,\beta)} \text{ and } C_{(i,\beta)} > C_{(i+1,\beta)})$   
then  $C_{(i,\beta)} = C_{mod}$   
(C<sub>mod</sub>: modulus maxima) (9)

영상의 wavelet maxima는 영상 내 존재하는 시각적인 윤곽정보를 나타내며, 이러한 윤곽정보의 웨이브릿 계수들의 모멘트를 이용하여 유사한 질감을 가지는 영역들을 검색한다. 식 (10)은 wavelet maxima의 2차 중앙 모멘트(central moment)를 나타낸다.

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} (u-u')^p (v-v')^q \omega(u,v) du dv \quad (10)$$

(\*) (u,v) : 웨이브릿 Maxima, p,q=0,1,2,...)

### 3-1-3. 모양

기존에 사용되고 있는 모양 서술자(shape descriptor)는 외곽선(contour) 정보를 AR 모델 (autoregressive model)과 푸리에 서술자(Fourier descriptors)로 표현하는 방식 등이 사용되어 왔으며, 일반적인 자연 영상의 경우는 푸리에 서술자가 AR 모델에 비해 성능이 우수한 것으로 나타났다<sup>[11]</sup>. 본 논문에서 사용된 모양 서술자는 푸리에 서술자를 이용한다.

임의의 영역 경계 좌표를 (x,y)로 둘 때, 각 좌표 쌍은 s(k)=[x(k),y(k)]로 표현될 수 있고, 식 (11)과 같은 복소수로 나타낼 수 있다.

$$s(k) = x(k) + jy(k) \quad (11)$$

s(k)의 이산 푸리에 변환은 식 (12)와 같다.

$$d(u) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} s(k) e^{-\frac{2\pi i k u}{N}} \quad (12)$$

(N : 영역경계부분에 존재하는 화소수)

### 3-2. 영역간 유사도 측정

유사도 측정은 질의영상의 특징벡터와 데이터베이스 내 영상들간의 특징벡터와의 비교로서 수행된다. 유사도의 측정은 두 벡터간의 유클리디안 거리를 이용한다.

질의에 사용되는 특징은 사용자로부터 입력이 되며, 단일키(single key) 방식과 다중키(multiple key) 방식을 제공한다. 단일 키 방식의 경우, 질의영역과의 특징벡터 크기의 차를 구하여 유사도를 판정하며, 다중키 방식의 경우, 선택된 각각의 특징 벡터 크기의 차를 [0~1] 사이의 구간으로 정규화(normalize)하여 유사도를 측정한다.

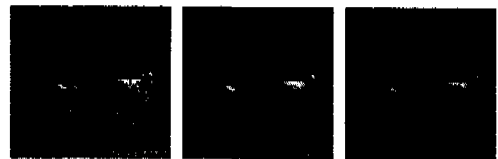
## III. 실험 및 고찰

본 논문에서 제안된 영역기반 검색 시스템은 256M의 메모리와 Pentium II 400 dual CPU을 장착한 Windows NT 서버 상에서 Matlab과 C언어를 이용하여 구현되었다. 제안한 방법의 검증을 위해 총 1,000여개의 칼라 영상을 대상으로 실험을 하였다. 표 1은 실험에 사용된 칼라 영상의 범주를 나타낸다.

표 1. 영상 범주

번호	영상명	화소수	번호	영상명	화소수
1	꽃	292	6	동물2	47
2	설경	56	7	집	83
3	황혼	21	8	산	115
4	바다	67	9	인물	72
5	동물1	59	10	기타	188

그림 7은 평활화 수행 결과를 나타낸다. (a)는 원 영상을 나타내고, (b)의 중간값 필터링, (c)는 제안한 방법을 나타낸다. 중간값 필터링을 이용한 방법에 비해 윤곽정보의 블러링 효과가 적게 나타난 것을 알 수 있다. 그림 8의 (b)는 전처리 단계에서 칼라 근사화를 수행한 결과를 나타낸다. 그림 8의 (c)는 칼라 근사화를 수행하지 않고 4 칼라로 양자화한 결과를 나타내며, (d)는 칼라 근사화를 수행한 후 결과를 나타낸다. 채도 강화를 통해 대상물의 대비(contrast)라 불리는 효과가 있었으며, 명도 평균화를 통해 불규칙한 광원에 의해 영향을 줄일 수가 있었다.



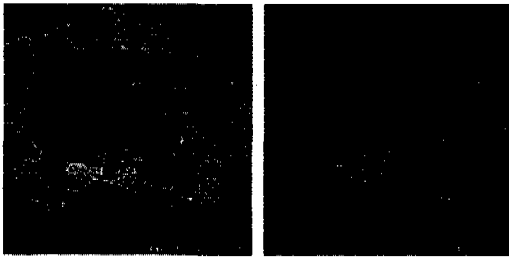
(a) (b) (c)

그림 7. 평활화 수행 결과

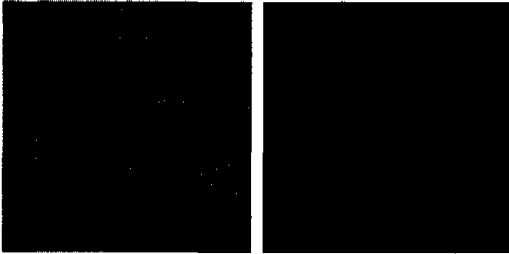
표 2는 100개의 표본 영상을 대상으로 양자화된 칼라수를 산출한 결과를 나타낸다.

그림 9는 웨이브릿 변환의 고주파 대역 계수의 에너지 분포와 초기 분할 영역을 나타낸다.

영상분할에 소요되는 시간은 초기영역의 수에 의해 결정되며, 100개의 표본 영상을 대상으로 산출한 소요시간은 표 3과 같다.



(a) 원영상 (b) 칼라 근사화

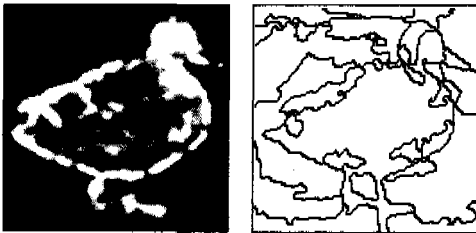


(c) 4 칼라 양자화 결과 (d) 4 칼라 양자화 결과

그림 8. 칼라 근사화 및 양자화 결과

표 2. 양자화된 칼라수

양자화 구간	칼라 수
3~4	29
5~6	34
7~8	17
9~10	14
11~	6



(a) 에너지 분포 (b) 초기영역

그림 9. 에너지 분포와 초기 분할 영역

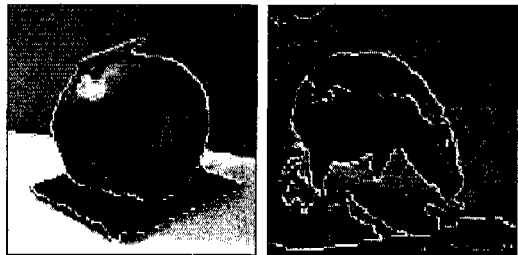
표 3. 영상분할 소요시간 단위 : Sec.

초기영역수	소요시간
2 ~ 10	3~5
10 ~ 20	5~12
20 ~ 30	15~25
30 ~	25 ~
평균소요시간	12.28

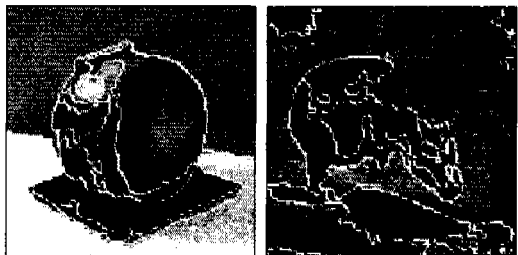
초기영역의 웨이브릿 계수의 에너지량을 측정하여 후보영역을 선정하게되며, 선정된 후보영역은 칼라 유사도 측정으로 병합이 이루어진다.

그림 10은 영상분할 방법의 비교를 나타낸다. (a), (b)는 제한한 방법을 이용한 분할 결과를 나타내며, (c), (d)는 칼라 근사화 과정을 거치지 않고 양자화된 결과를 나타낸다. (e), (f)는 Netra에서 사용된 영상 분할 결과를 나타낸다.

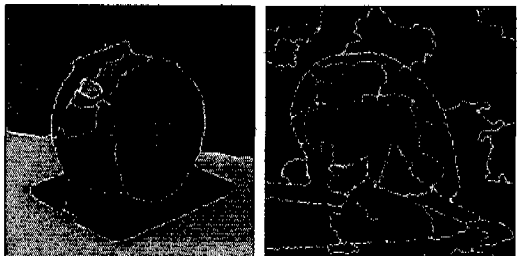
칼라 근사화로 인해 조명이나 불규칙한 광원에 의해 불필요한 영역들이 분할되는 것을 최소화할 수 있었으며, 윤곽선 기반의 방법인 Netra의 방법에 비해 우수한 결과를 제공하였다. 그림 11은 자연영상을 대상으로 한 영상분할 결과를 나타낸다. 그림 12는 영역별 질의 결과를 나타낸다. (a)는 유사한 칼라 성분을 가지는 영역을 검색한 결과를 나타내며, (b)는 모양 특징을 이용한 질의결과를 나타낸다. (c)는 다중기 방식으로 칼라와 질감을 선택하여 질의를 수행한 결과를 나타낸다.



(a) 4 칼라, 5 영역 (b) 4 칼라, 8 영역



(c) 4 칼라, 16 영역 (d) 4 칼라, 14 영역



(e) 7 칼라, 10 영역 (f) 15칼라, 32 영역

그림 10. 영상 분할 방법의 비교

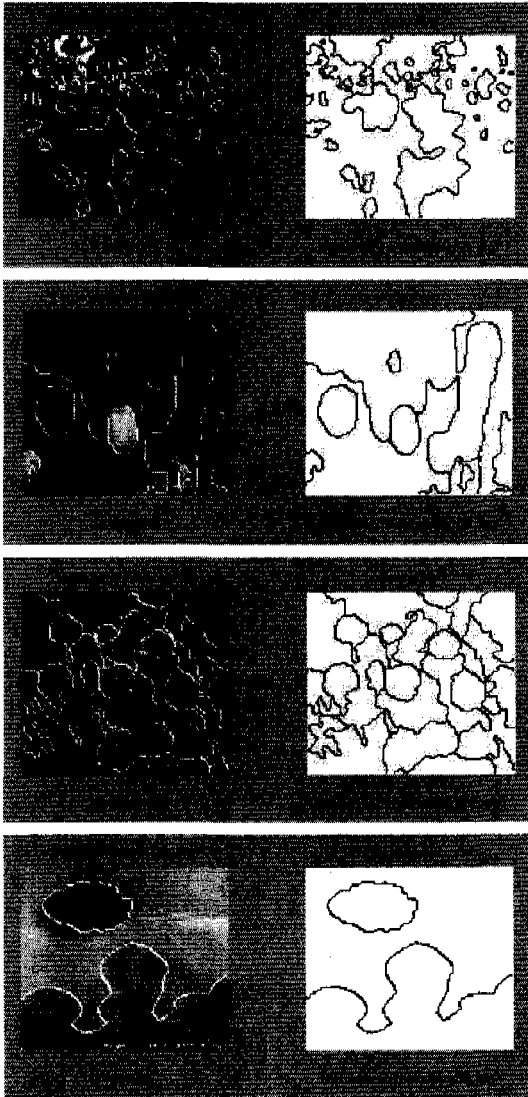
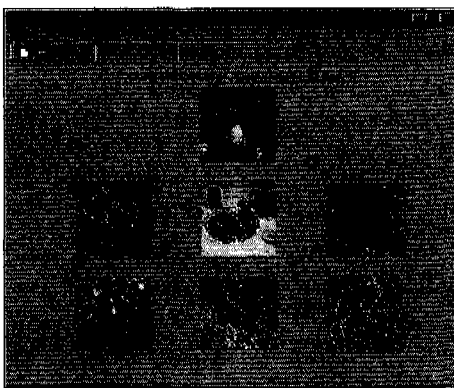
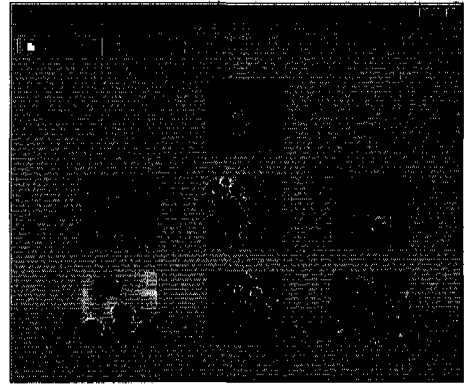


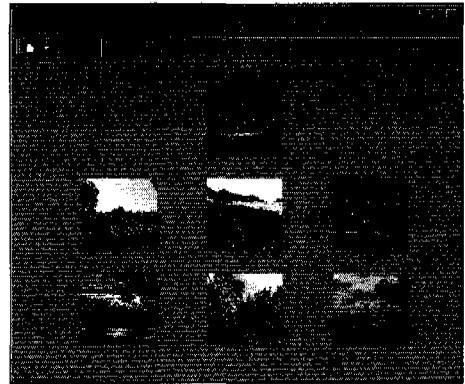
그림 11. 영상 분할결과



(a) 칼라



(b) 모양



(c) 칼라와 질감

그림 12. 질의 수행 결과

#### IV. 결론

영상 분할 전단계에서 비선형 필터링 방법을 이용한 평활화와 채도 강화 및 명도 평균화를 수행하여, 영상 내 존재하는 비균질성을 줄여 양자화 비트 수를 감소시킬 수 있었고, 영상분할 과정에서 웨이브릿 변환의 고주파 대역 에너지를 이용하여 영역 병합되는 후보영역을 선정함으로써 불필요한 영역이 분할되는 것을 줄일 수 있었다.

칼라와 질감, 모양 정보를 특징벡터로 구성하고 단일키(single key) 방식 및 다중키(multiple key) 방식의 질의를 제공하여 사용자가 다양한 형태로 질의를 수행할 수 있는 기능을 제공하였다.

제안된 영상 분할에 소요되는 시간은 초기 영역의 수에 따라 결정되며, 복잡한 영상일수록 처리시간이 많이 소요되는 문제점이 있다. 대상물의 모양을 이용한 질의는 영상분할 과정에서 대상물의 외곽선 검출의 정확도에 그 성능이 좌우된다. 이러한



