

내용기반 영상검색을 위한 칼라 영상 분할

이 상 훈[†] · 홍 충 선^{††} · 광 윤 식^{†††} · 이 대 영^{††††}

요 약

본 논문에서는 영역병합 방법을 이용한 칼라 영상 분할 방법을 제안하였다. 영상 분할 전단계에서 비선형 필터링 방법을 이용한 평활화와 채도 강화 및 명도 평균화를 수행하여, 영상 내 존재하는 비균질성을 줄이고, 칼라 히스토그램의 zero-crossing 정보를 이용한 비균일 양자화를 수행하여 유사한 칼라성분을 가지는 영역들을 분할하였다. 웨이브릿 변환의 고주파 대역 에너지를 이용하여 분할된 초기 영역의 윤곽성분 강도를 측정하였고, 이를 통해 병합 후보영역을 선정하였다. 영역병합을 위한 영역간 유사도 측정은 R, G, B 칼라성분의 유클리디안 거리를 측정하여 수행하였다. 제안된 방법은 기존의 방법에 비해 불규칙한 광원으로 인해 불필요한 영역이 분할되는 것을 줄일 수 있었고, 이를 실험을 통해 입증하였다.

Color Image Segmentation for Content-based Image Retrieval

Sang-Hun Lee[†] · Choong-Seon Hong^{††} · Yoon-Sik Kwak^{†††} · Dai-Young Lee^{††††}

ABSTRACT

In this paper, a method for color image segmentation using region merging is proposed. A inhomogeneity which exists in image is reduced by smoothing with non-linear filtering, saturation enhancement and intensity averaging in previous step of image segmentation, and a similar regions are segmented by non-uniform quantization using zero-crossing information of color histogram. A edge strength of initial region is measured using high frequency energy of wavelet transform. A candidate region which is merged in next step is selected by doing this process. A similarity measure for region merging is processed using Euclidean distance of R, G, B color channels. A Proposed method can reduce an over-segmentation results by irregular light sources et. al., and we illustrated that the proposed method is reasonable by simulation.

1. 서 론

최근 정보통신기술의 급속한 발전으로 멀티미디어 데이터베이스로부터 영상정보를 검색하는 일이 빈번히 발생되고 있으며, 이를 위한 내용기반 영상검색 방법들에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[6, 7, 9]. 현재 개발이 되어 있는 내용기반 영상 검색 시스템은 주로 전체영상에 대한 다양한 특징을 추출하여 검색하는 방법이다[6, 7]. 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 방법에 관해 연구하였다. 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 분할하였다. 분할된 초기 영역들은 영역확장(region growing)을 응용한 영역병합 방법을 이용하여 유사한 영역들을 분할하

† 정 회 원 : 부산정보대학 정보통신계열 교수

†† 종신회원 : 경희대학교 전자정보학부 교수

††† 정 회 원 : 충주대학교 컴퓨터공학과 교수

†††† 정 회 원 : 경희대학교 전자공학과 교수

논문접수 : 2000년 2월 22일, 심사완료 : 2000년 4월 26일

였으며, 영역병합 대상이 되는 후보영역의 선정기준은 웨이블릿 변환(wavelet transform)의 고주파 대역 계수의 에너지를 이용하였다.

2. 영상 분할 방법

기존의 영상 분할 방법들은 윤곽선 검출(edge detection)에 의한 윤곽선 기반 분할과 영역 기반 분할, 두 가지로 분류할 수 있다. 윤곽선 기반 분할 방법[2]에서는 전처리 과정을 통하여 입력 영상의 영역 경계 정보를 강조하고, 임계치(threshold) 방법을 통하여 윤곽 성분을 추출하게 된다. 많은 윤곽검출방법들이 연구되어 왔으나, 대상물의 실제 경계선에 해당되는 윤곽성분을 정확하게 검출하는 것은 힘들며, 자연영상에서는 잡음 등으로 인한 다양한 형태의 윤곽성분이 존재하기 때문에 잡음에 의한 영향을 최소화하는 것이 필수적이다.

영역기반의 분할 방법으로는 클러스터링(clustering) 방법, 영역분리 및 병합(split & merge) 방법과 영역확장(region growing) 방법이 널리 이용되고 있다. 클러스터링 방법으로는 비교적 구현이 간단한 K-means 방법과 퍼지 C-means(FCM) 클러스터링 방법[10]이 이용되고 있으나, 이들 방법은 분할되는 클러스터 수를 미리 지정해야 한다는 점과 초기 클러스터 중심의 위치를 추정하는데 어려움이 있고, 반복처리로 인해 수행시간이 많이 소요가 된다는 것이 단점으로 지적되고 있다.

영역분리 및 병합 방법은 분리 과정과 병합 과정을 통하여 입의의 모양의 균질한 영역(homogeneous region)을 추출하는 분할 방법으로 분할 과정에서는 일반적으로 사분목(quad-tree) 구조가 많이 이용된다. 이 방법은 비교 조건에 많은 영향을 받게 되며, 분할 조건은 영역 내 화소들의 밝기가 일정하고 잡음에 의한 영향이 적다는 가정 하에 사용됨으로써 일반적인 자연영상에서는 효과적인 결과를 얻을 수 없고, 블록기반의 영역 분할 방법의 문제점인 윤곽 정보의 소실이 단점으로 지적되고 있다. 영역 확장 방법[10]은 여러 개의 seed point로부터 유사한 성질을 가지는 이웃화소들을 합쳐서 점차적으로 확장시켜 나가는 방법이다. 이러한 영역 확장 방법은 초기 seed point를 선택하는 방법, 이웃하는 화소와 유사도를 측정하는 방법, 영역 확장의 종료시점 등을 결정하기 위한 기준을 적절히

설정해야 하는 문제점을 가지고 있다. 이외에도 이완법(relaxation)을 이용한 방법이 있으나 클러스터링 방법과 마찬가지로 반복처리로 인한 수행시간이 많이 소요되는 단점이 지적되고 있다.

3. 제안한 영상 분할 방법

3.1 영상분할의 전제조건

제안한 영상 분할 방법은 내용기반 영상 영상검색에서 영상 내 유사한 성질을 가지는 영역들을 검색해내기 위해서 수행되며, 다음과 같은 전제조건을 가진다.

- 1) 분할 알고리즘은 다양한 형태의 영상들에 유연하게 적용되어야 한다.
- 2) 조명 불균일이나 불규칙한 광원에 의한 영향을 최소화하여야 한다.
- 3) 영역분할의 기준은 주어진 질의조건에 의해 설정되어야 한다.
- 4) 대상물의 경계(boundary) 위주의 분할이 이루어져야 한다.
- 5) 임계치의 영향을 최소화하여야 한다.
- 6) 자동화된 영역분할이 이루어져야 한다.
- 7) 빠른 수행시간을 제공하여야 한다.

3.2 칼라영상의 잡음제거 및 평활화

영상 분할시 잡음(noise)에 의한 영향을 줄이고 양자화 과정에서 부호화 비트(bit)수를 감소시키기 위해 원영상에 대해 잡음 제거와 평활화(smoothing)를 수행한다. 영상 내 존재하는 임펄스성 잡음(impulse noise)을 제거하기 위한 방법으로 선형 평활화(linear smoothing) 방법과 비선형 평활화(non-linear smoothing) 방법이 사용되고 있다. 선형 평활화 방법은 알고리즘상의 연산자가 지역 윈도우 내 모든 화소들에게 균등(uniform)하게 적용됨으로 해서 잡음에 의해 손상되지 않은 화소들을 변형시키는 문제점을 가진다. 이러한 단점을 보완하기 위해서 비선형 평활화 방법들이 사용되고 있다. 대표적인 비선형 평활화 방법으로는 중간값 필터링(median filtering)과 방향성 중간값 필터링(directional median filtering) 등이 사용되고 있다. Yining 등[1]은 Fisher의 discriminant estimation을 응용한 peer group filtering을 이용하여 지역 윈도우내 화소들을 두 그룹으로 분류한 후 유사도가 높은 그룹(peer group)의 화소들에 연산자를 적용하는 방법을 이용하여 영상의 국

부적인 특성에 따라 잡음제거와 평활화를 수행하는 방법을 제안하였다. 그러나 이러한 방법은 원 영상의 칼라정보를 양자화한 후, 필터링이 수행되기 때문에 원 영상의 칼라 정보가 변형될 수 있는 문제점이 있다. 칼라정보의 변형을 막고 영상의 국부적인 특성을 고려한 잡음제거와 평활화를 수행하기 위해 양자화 전단계에서 칼라 거리(color distance)를 이용한 peer group filtering을 방법을 사용하였다.

$x_0(k)$ 을 영상 내 위치 n 에서 $w \times w$ 윈도우의 중심 화소로 둘 때, 윈도우 내 모든 화소들은 $x_0(k)$ 과의 칼라 거리에 따라 오름차순으로 정렬되며, 식 (1)과 같이 정의된다.

$$x_i(k), i=0, \dots, n, \quad n = w^2 - 1 \quad (1)$$

거리 값은 각 화소간에 RGB 값의 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 사용하며 식 (2)와 같다.

$$d_i(k) = \|x_{R_i}(k) - x_{R_0}(k)\| + \|x_{G_i}(k) - x_{G_0}(k)\| + \|x_{B_i}(k) - x_{B_0}(k)\| \quad (2)$$

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

크기 $m(n)$ 인 $x_0(n)$ 의 peer group $P(n)$ 은 다음과 같다.

$$P(n) = \{ x_i(n), i=0, \dots, m(n)-1 \} \quad (3)$$

$P(n)$ 은 $x_0(n)$ 과 칼라 성분이 유사한 이웃하는 화소들의 집합으로 정의할 수 있다. Peer group에 해당되는 화소들은 $w \times w$ 윈도우 내 화소들에 의해 지역적으로 결정되며, 그룹의 크기 m 은 식 (4)에 의해서 자동적으로 결정된다.

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

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

$$s_1^2(i) = \sum_{j=0}^{i-1} |d_j(n) - a_1(i)|^2, \quad (4)$$

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

$$m(n) = \max(J(i))$$

중심 화소 $x_0(n)$ 을 지역 윈도우 내 모든 화소들의 평균값으로 대체하지 않고 peer group에 소속되는 화소들의 평균값을 이용함으로써 윤곽성분이 블러링

(blurring)되는 것을 최소화할 수 있다. 만약, 그룹 크기 m 이 주어진 임계치보다 작을 경우, $x_0(n)$ 은 임펄스성 잡음으로 간주되며, 지역 윈도우 내 모든 화소들의 평균값으로 대체된다.

3.3 HSI 좌표계

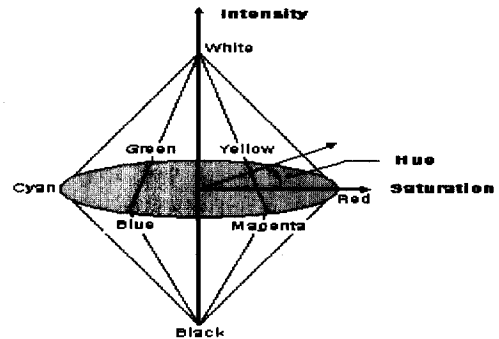
오늘날 영상 데이터베이스 내 데이터들은 대부분 칼라 영상들로 구성된다. 칼라는 RGB, HSI, YIQ등의 모델로 표현되어 영상처리에 이용된다. CRT 모니터나 컴퓨터 그래픽 등에서 많이 이용되고 있는 RGB 좌표계는 삼원색의 분광요소들이 결합하여 칼라를 나타낸다. 이러한 RGB 칼라 공간은 R, G, B 성분만으로 색상을 해석하기 어려운 난점으로 인해 대부분의 내용기반 영상검색 시스템에서는 다른 칼라 공간으로 변환하여 사용하고 있다[8]. HSI 칼라 공간은 인간 시각특성에 적합한 칼라 모델로서 평가되고 있으며 색상(hue), 채도(saturation), 명도(value) 세 가지로 칼라를 표현한다. 식 (5)는 RGB 칼라공간을 HSI 칼라 공간으로 변환을 나타내고, 그림 1은 HSI 칼라 좌표계를 나타낸다.

$$H = \tan^{-1} \left\{ \frac{\sqrt{3} (G - B)}{2R - G - B} \right\}$$

$$S = \sqrt{R(R - G) + G(G - B) + B(B - R)} \quad (5)$$

$$I = \frac{1}{3} (R + G + B)$$

(H : Hue, S : Saturation, I : Intensity, R : Red, G : Green, B : Blue)



(그림 1) HSI 좌표계

3.4 HSI 좌표계를 이용한 칼라 근사화

제안된 방법에서의 칼라 근사화는 칼라 양자화 단계에서 양자화 비트수를 최소한으로 줄이기 위해 수행된다. 이를 위해서는 영상 내 존재하는 비균질성을 줄여

야 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. 인간 시각은 주관적인 색채 지각 능력으로 인한 칼라 항상성(constancy)을 가지고 있어서 조명의 종류나 조명과 관련된 주변환경이 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.

3.4 채도 강화

채도강화는 HSI 좌표계를 이용한 칼라 향상(color enhancement)방법에서 칼라영상 개선을 위해 사용되었다. 채도 S값을 α 배하여 채도 강화를 수행하며 식 (6)과 같다.

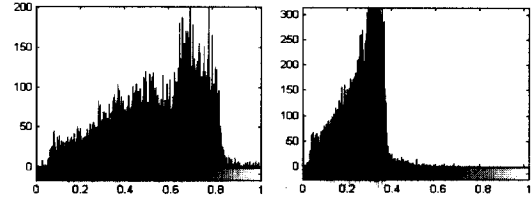
$$S = \sqrt{R(R-G) + G(G-B) + B(B-R)} \times \alpha \quad (6)$$

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 사용하였다.

$$S = S \times \alpha, \alpha = [\alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \alpha_3] \quad (7)$$

가중치 α 는 명도 히스토그램 분포에 따라 [1.25~2.25]의 값을 사용하였다. 그림 2는 채도강화를 수행한 후 히스토그램을 나타낸다. 채도값이 0.5 이상인 구간에서는 1 값으로 수렴하고, 0.5 이하 구간에서는 가중

치에 의해 채도값이 증가하게 된다.



(a) 채도강화 (b) 채도강화 후
(그림 2) 채도강화 수행 후 히스토그램

3.5 명도 평균화

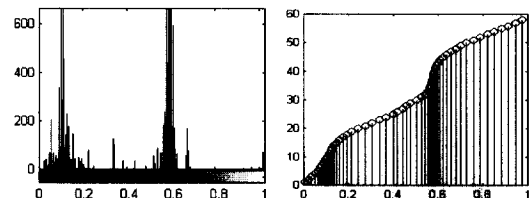
명도는 R, G, B 세 광원의 명도를 의미하므로 세 값의 평균으로 정의된다. 불규칙한 광원이나 조명에 의한 영향을 줄이기 위해 유사한 색상값을 가지는 영역에서는 명도값을 평균화하여 고유의 색으로 근사화시킨다. 명도가 평균화되는 색상 구간은 (그림 3(b))와 같으며, 색상 히스토그램상에서 색상값의 분포에 따라 구간간격이 조정된다. 명도값이 너무 크거나, 작을 경우는 HSI 좌표계에서 색상이나 채도와는 상관없이 흰색이나 검정색을 띄는 영역이므로 명도 평균화 과정에서 제외시킨다. 이때 임계치 β_{white} , β_{black} 는 명도 히스토그램 분포에 따라 설정되며 식 (8)과 같다.

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

$$\beta_{black} = \begin{cases} 0.2 & \text{if } mean(N(v)) > m \\ 0.1 & \text{if } mean(N(v)) > m \end{cases} \quad (8)$$

$$N(v) = mean(v_i)$$

(m : 명도 빈도수의 평균값, v_i : 명도 빈도수가 m 이상인 경우)



(a) 색상 히스토그램 (b) 색상 구간 간격

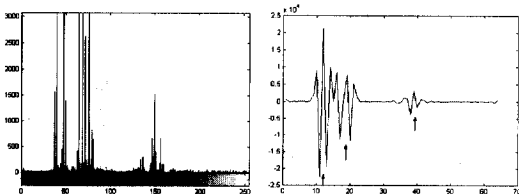
(그림 3) 색상 히스토그램과 평균화 색상 구간 간격

3.6 칼라 양자화

칼라 양자화 방법은 크게 균일(uniform) 양자화와 비균일(non-uniform) 양자화로 나뉜다. 균일 양자화는 구현이 용이하고 알고리즘의 수행시간이 빠르다는 장점을 가지나, 양자화 오차가 크고 화질 열화가 심하다는 단점을 가진다. 이에 반해 비균일 양자화 방법은 적응(adaptive) 양자화 방법으로도 정의되며, 주어진 영상에 적합한 칼라맵(colormap)을 사용함으로써 화질 열화가 최소화되는 장점을 가진다. 비균일 양자화를 이용한 양자화 방법은 보편적으로 RGB 좌표계를 이용하며, 중앙값 절단 알고리즘(mean cut algorithm), LBG(Linde-Buzo-Gray) 알고리즘, 빈도수(popularity) 알고리즘 등이 연구되어 왔다[1, 5].

제안된 영상 분할 알고리즘에서 양자화 방법은 칼라 근사화를 통해 영상내 비균질성을 줄여 원 영상을 최소한의 비트수로 양자화하는데 그 목적이 있으며 칼라 수 감소로 인한 화질 열화를 최소화하기 위해 비균일 양자화 방법을 이용하였다. 양자화되는 칼라수는 영상 화질과 양자화 다음 단계인 영역병합 과정에서 처리 시간과 밀접한 관계가 있으므로 입력영상에 따라 적절히 결정되어야 한다. 클러스터링 방법 등에서 분할되는 클러스터수를 결정하기 위한 방법으로 스케일 공간 필터링(scale-space filtering) 방법이 제안되었으나, 이 방법은 스케일 상수의 선택에 따라 극값(local extremum)이 달라지는 문제점을 가지고 있다.

본 논문에서는 먼저, 원 영상을 minimum variance quantization을 이용하여 256 칼라수로 양자화한 후, 칼라 히스토그램의 2차 미분의 zero-crossing 정보를 이용하여 최종적으로 양자화되는 칼라 수를 결정하였다. (그림 4)는 256 단계로 양자화된 칼라 히스토그램과 2차 미분의 zero-crossing을 나타낸다. 식 (9)에 의해 각각의 zero-crossing 들간에 거리를 산출하고, 주어진 임계치보다 작을 경우, 두 zero-crossing 위치에서 피



(a) 칼라 히스토그램 (b) zero crossing
(그림 4) 칼라 히스토그램과 zero crossing

크값(peak value)값이 큰 위치로 병합된다

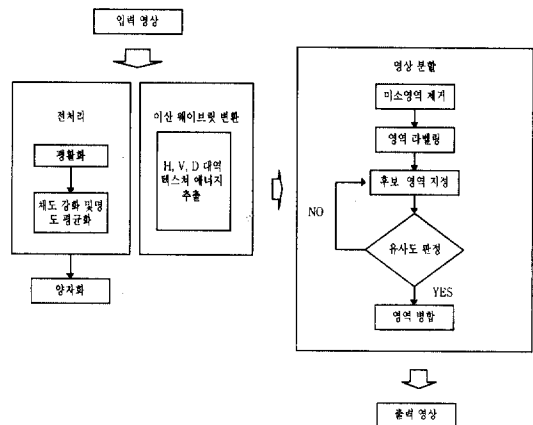
$$dist_{i,j} = \sum (|R_i - R_j|, |G_i - G_j|, |B_i - B_j|) \times (|n_i - n_j|) \tag{9}$$

(n_i, n_j : 피크 i, j 의 양자화 값)

(그림 4(b))의 화살표는 최종적으로 산출된 zero-crossing 위치를 나타내며, 산출된 칼라 수와 칼라 값을 이용하여 식 (2)의 R, G, B 간 유클리디안 거리가 최소가 되는 칼라 값으로 양자화를 수행하였다.

3.7 영역 병합에 의한 영상분할

(그림 5)는 제안한 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 위주의 질의를 위해서는 조명 불균일이나 불규칙한 광원에 의한 영향을 최소화하여야 하고, 대상물의 경계 위주의 분할이 이루어져야 한다. 또한 분할된 정보를 이용한 특징벡터구성을 위해 자동화된 영역 분할(unsupervised image segmentation)이 이루어져야 한다. 칼라 양자화 후, 칼라 영역의 면적이 전체영상에 비해 0.1% 이내인 영역을 미소 영역으로 간주하고 영역확장 전단계에서 제거된다. 제거된 영역은 인접영역 중 RGB 값의 유클리디안 거리가 최소가 되는 영역으로 병합된다.



(그림 5) 전체 구성도

제안된 방법에서의 영역 병합 방법은 화소간 병합 방법을 사용하지 않고, 분할된 칼라 영역간 병합 방법

을 사용한다. 미소 영역이 제거된 초기영역들은 영역 크기순으로 라벨링(labeling)되고, 병합 후보영역을 선정하게된다. 후보영역의 선정은 입력영상의 웨이브릿 변환(wavelet transform) 계수를 이용하였다.

3.7.1. 웨이브릿 계수를 이용한 후보 영역 선정
 (그림 6)은 2차원 영상을 이산 웨이브릿 변환한 후, 분해된 대역을 나타낸다.

LL Approximation	LH Horizontal
HL Vertical	HH Diagonal

(그림 6) 웨이브릿 변환을 이용한 영상 분해

LL 대역은 원 영상에 비해 해상도가 낮아진 저해상도 영상이며, LH, HL, HH의 고주파 대역은 수평, 수직방향으로 고역 통과 필터링 되어 얻어진 대역으로 원영상 내 존재하는 윤곽정보가 고역 필터링 되는 방향에 따라 나뉘어서 존재하게 된다. 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 자승합(sum of square)으로 표현되는 에너지량이 이용되며 식 (10)과 같다.

$$Energy = \sum_i \sum_j C(i, j) \cdot C^*(i, j) = \sum_i \sum_j C(i, j)^2 \quad (10)$$

(C(i,j) : 웨이브릿 계수값)

영역 병합의 대상이 되는 후보 영역은 식 (10)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.

$$Energy_{H, V, D} = \sum_i \sum_j C_H(i, j)^2 + \sum_i \sum_j C_V(i, j)^2 + \sum_i \sum_j C_D(i, j)^2 \quad (11)$$

(C_H(i,j), C_V(i,j), C_D(i,j) : H, V, D 대역 웨이브릿 계수값)

식 (12)는 후보영역 선정 조건을 나타낸다.

$$\begin{aligned} & \text{if } \text{mean}(Energy_{Re_{H, V, D}}) < \text{mean}(Energy_{H, V, D}) \\ & \text{or } \max(Energy_{Re_{H, V, D}}) < \gamma \text{ then } Re_{cur} \in Re_{cad} \quad (12) \\ & \gamma = \frac{\max(Energy_{H, V, D})}{2} \end{aligned}$$

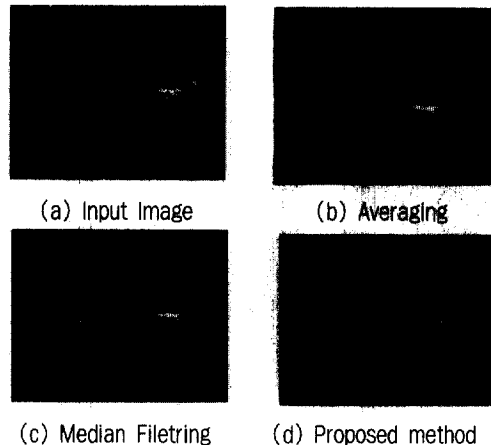
(Re_{cur} : 현재영역, Re_{cad} : 후보영역)

3.7.2 영역 병합

영역 병합은 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 이용하였다.

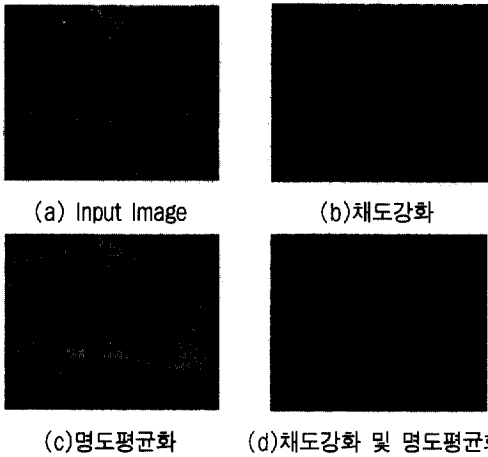
4. 실험 및 고찰

(그림 7)에서 (a), (b)는 5×5 윈도우 크기로 평균화(averaging)와 중간값 필터링을 수행한 결과를 나타내며, (c)는 제안한 방법을 이용하여 평활화를 수행한 결과를 나타낸다. 평균화나 메디안 필터링을 이용한 방법에 비해 윤곽정보의 블러링 효과가 적게 나타난 것을 알 수 있다. (그림 8)은 전처리 단계에서 채도 강화와 명도 평균화를 수행한 결과를 나타낸다. 채도 강화를 통해 대상물의 대비(contrast)라 커지는 효과가 있었으며, 명도 평균화를 통해 불규칙한 광원에 의해 영향을 줄일 수가 있었다. (그림 9)는 조명에 의해 대상물의 표면색이 변형된 영상의 양자화 결과를 나타낸다. (b)는 전처리를 거치지 않고 3 칼라로 양자화된 결

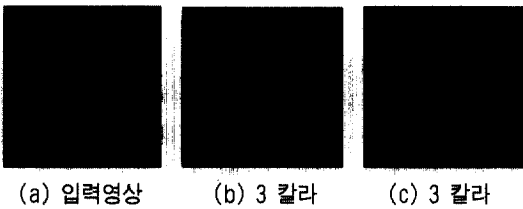


(그림 7) 평활화 수행결과

과를 나타내며, (c)는 전처리를 거친 후, 결과를 나타낸다. <표 1>은 100개의 표본 영상을 대상으로 양자화된 칼라수를 산출한 결과를 나타낸다.



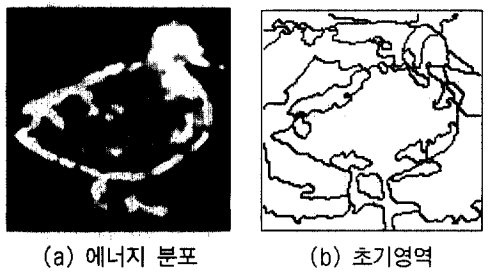
(그림 8) 칼라 근사화 결과



(그림 9) 양자화 결과

<표 1> 양자화된 칼라수

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



(그림 10) 웨이브릿 변환의 고주파 대역 계수의 에너지 분포와 초기 분할 영역

(그림 10)은 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 2>와 같다.

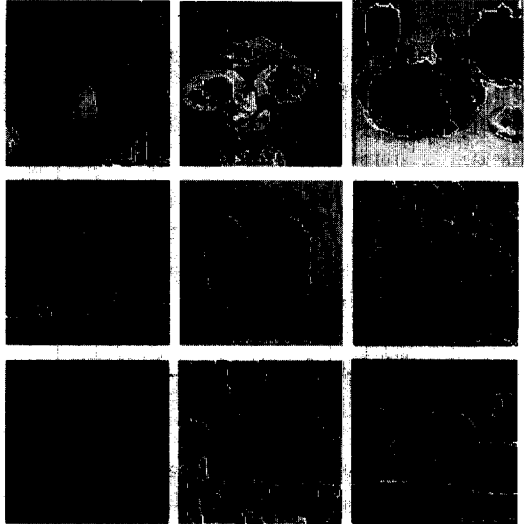
<표 2> 영상분할 소요시간

(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 선정하게 되며, 선정된 후보영역은 칼라 유사도 측정으로 병합이 이루어진다.

(그림 11)은 최종적인 영상 분할 결과를 나타낸다.



(그림 11) 영상 분할 결과

5. 결 론

영상 분할 전단계에서 비선형 필터링 방법을 이용한 평활화와 채도 강화 및 명도 평균화를 수행하여, 영상 내 존재하는 비균질성을 줄일 수 있었고, 칼라 히스토그램의 zero-crossing 정보를 이용한 비균일 양자화를 수행하여 유사한 칼라성분을 가지는 영역들을 분할하

었다. 영역병합을 위한 후보영역 선정은 웨이브릿 변환의 고주파 대역 에너지를 이용함으로써 불필요한 영역이 분할되는 것을 줄일 수 있었다.

제안된 영상 분할에 소요되는 시간은 초기 영역의 수에 따라 결정되며, 복잡한 영상일수록 처리시간이 많이 소요되는 문제점이 있으며, 이를 해결하기 위한 방안과 인간 시각체계를 고려한 칼라 양자화 방법, 영역간 유사도 판정기준에 대한 고찰이 향후 연구과제로 남는다.

참 고 문 헌

- [1] Yining Deng, et. al., 'Peer group filtering and perceptual color image quantization', Proc. of ISCAS, 1999
- [2] W. Y. Ma and B. S. Manjunath, 'Edge Flow : a Framework of boundary detection and image segmentation', Proc. of CVPR, pp.744-749, 1997
- [3] S. Belongie, et. al., 'Color and texture based image segmentation using EM and its application to content-based image retrieval', Proc. of ICCV, pp. 675-682, 1998.
- [4] Yining Deng, et. al., 'Color image segmentation', Technical Report #98-29, ECE Dept., UCSB, 1998.
- [5] M. Borsotti, et. al., 'Quantitative evaluation of color image segmentation results', Pattern Recognition letters, Vol.19, No. 8, pp.741-748, 1998.
- [6] Elif Albuz, 'Scalable Image Indexing and Retrieval using Wavelets', Technical Report, University of Delaware, 1998, 11.
- [7] James Ze Wang, 'Content-based Image Indexing and Searching using Daubechies' Wavelet', Journal of Digital Library, 1998.
- [8] 이성기의 1, '영상분할방법의 평가', 한국정보처리학회 논문집, 제2권 제4호, pp.524-534, 1995. 7.
- [9] S. Mallat and W. L. Hwang, 'Singularity detection and processing with wavelets', IEEE Trans. Info. Theory, 38 : pp.617-643, 1992.
- [10] 엄경배의 1, 'Possibilistic C-mean 클러스터링과 영역 확장용 이용한 칼라 영상 분할', 전자공학회 논문집, 제34권 제3호, pp.371-381. 1997. 3.



이 상 훈

e-mail : shlee@pitc.ac.kr

1989년 경희대학교 전자공학과
졸업(공학사)

1991년 경희대학교 대학원 전자
공학과(공학석사)

2000년 경희대학교 대학원 전자
공학과(공학박사)

1997년~현재 부산정보대학 정보통신계열 조교수
관심분야 : 내용기반 검색, 영상처리



홍 충 선

e-mail : cshong@nms.kyunghee.ac.kr

1983년 경희대학교 전자공학과
공학사

1985년 경희대학교 전자공학과
공학석사

1997년 Keio대학교 정보통신공학과
공학박사

1999년~현재 경희대학교 전자정보학부 전임강사
관심분야 : 초고속 정보통신망, 네트워크구조, 분산객체
제어/관리기법



곽 윤 식

e-mail : yskwak@qukwon.chungju.ac.kr

1984년 청주대학교 전자공학과
졸업(공학사)

1986년 경희대학교 대학원 전자
공학과(공학석사)

1994년 경희대학교 대학원 전자
공학과(공학박사)

1993년~현재 충주대학교 컴퓨터공학과 부교수
관심분야 : 영상처리, 지식베이스



이 대 영

e-mail : dylee@khu.ac.kr

1962년 서울대학교 문리과대학
물리학과 졸업(이학사)

1971년 캘리포니아주립대학교
컴퓨터학과(공학석사)

1979년 연세대학교 대학원 전자
공학과 (공학박사)

1971년~현재 경희대학교 전자공학과 교수
관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 네트워크