

적응적 양자화와 순차적 병합 기법을 사용한 컬러 영상 분할

곽내정[†], 김영길^{**}, 권동진^{***}, 안재형^{****}

요 약

본 논문은 적응적 양자화 컬러 수와 적응적 병합 임계값을 이용하여 순차적으로 영역을 병합하여 영역의 경계를 보존하며 영상을 분할하는 방법을 제안한다. 제안방법은 먼저 PSNR을 이용하여 영상에 따라 다른 양자화 컬러 수로 영상을 벡터 양자화 한다. 그리고 양자화 영상을 이용하여 초기 영역을 설정한 후 CIE Lab와 RGB 컬러 공간에서 순차적으로 유사한 영역을 병합하여 영상의 주요 영역들로 분할한다. 병합의 각 단계에서는 유사성의 척도로 인접 영역의 컬러 거리를 사용하며 병합 임계값은 분할된 영역과 원영상의 컬러 거리의 평균과 평균 변화량을 이용하여 적응적으로 구하였다. 또한 RGB 컬러 공간에서의 병합 영상이 주요 영역 단위로 병합되지 않은 경우 후처리로서 CIE Lab 영역에서 다시 한번 병합을 수행한다. 이때 초기 영역 영상과 RGB 컬러 공간에서의 병합 영상의 영역간의 컬러 거리를 이용하여 병합 유무를 결정한다. 실험 결과는 제안방법에 의한 결과 영상이 주요 객체를 중심으로 분할되며 객체의 경계가 잘 보존됨을 보여준다. 또한 객관적인 척도에서도 기존의 방법에 비해 좋은 결과를 보여준다.

Color Image Segmentation Using Adaptive Quantization and Sequential Region-Merging Method

Nae-Joung Kwak[†], Young-Gil Kim^{**}, Dong-Jin Kwon^{***}, Jae-Hyeong Ahn^{****}

ABSTRACT

In this paper, we propose an image segmentation method preserving object's boundaries by using the number of quantized colors and merging regions using adaptive threshold values. First of all, the proposed method quantizes an original image by a vector quantization and the number of quantized colors is determined differently using PSNR each image. We obtain initial regions from the quantized image, merge initial regions in CIE Lab color space and RGB color space step by step and segment the image into semantic regions. In each merging step, we use color distance between adjacent regions as similarity-measure. Threshold values for region-merging are determined adaptively according to the global mean of the color difference between the original image and its split-regions and the mean of those variations. Also, if the segmented image of RGB color space doesn't split into semantic objects, we merge the image again in the CIE Lab color space as post-processing. Whether the post-processing is done is determined by using the color distance between initial regions of the image and the segmented image of RGB color space. Experiment results show that the proposed method splits an original image into main objects and boundaries of the segmented image are preserved. Also, the proposed method provides better results for objective measure than the conventional method.

Key words: Image Segmentation(영상분할), Region-Based Approach(영역병합방법), Adaptive Threshold (적응적 임계값)

※ 교신저자(Corresponding Author): 안재형, 주소:충북 청주시 흥덕구 개신동 산 48번지(361-763), 전화: 043) 261-2483, FAX: 043)271-8085

E-mail: jhahn@cbucc.chungbuk.ac.kr

접수일: 2004년 7월 1일, 완료일: 2004년 12월 1일

[†] 준회원, 목원대학교 정보통신공학부 프로그래밍 전문강사

(E-mail: knj0125@hanmail.net)

^{**} 준회원, 충북대학교 대학원 정보통신공학과 박사과정 (E-mail: mmllover72@nate.com)

^{***} 준회원, 충북대학교 대학원 정보통신공학과 박사재학 (E-mail: djkwon@nate.com)

^{****} 정회원, 충북대학교 전기 전자공학부 교수

1. 서 론

영상 분할은 주어진 영상에서 관심 영역을 추출하는 컴퓨터 비전 분야에서 매우 중요한 단계로서 최근 MPEG-4의 표준화가 제정됨에 따라 영상 분할의 중요성이 더욱 커지고 있다. 이는 MPEG-4의 부호화 방식이 이전의 부호화 방식과 달리 객체를 기반으로 이루어지고 있기 때문이다. 이러한 영상 분할 기법은 영상을 분석하여 정보를 얻고자 할 때 사용하는 일반적인 전처리 단계로 영상을 겹쳐지지 않는 동질 영역들의 집합으로 나누는 기법이다[1].

영상 분할 알고리즘에는 영역 기반 기법(region-based approach)과 에지 기반 기법(edge-based approach)이 있다. 영역 기반 기법은 동일한 영역 내의 인접 픽셀은 명암도, 컬러, 텍스처 등의 특성이 유사하다는 것을 기반으로 하여 공간적으로 인접된 영역을 그룹화하는 방법이다. 잘 알려진 영역 기반 기법은 영역 성장(region growing)[1,2], 영역 분리 및 병합(region splitting and merging)[3-5] 등이 있다. 이 기법은 유사성 기준에 의해 성능이 달라지며 컬러의 변화가 심한 에지 부분에서 서로 다른 객체들과 병합될 수 있기 때문에 잘못된 분할 결과가 발생할 수 있고 윤곽 정보가 손실이 되는 단점이 있다.

에지 기반 기법은 두 영역의 경계에서 픽셀의 값이 급격하게 변한다는 가정에 기반을 둔다[6,7]. 이러한 기법은 소벨 연산자 또는 로버트 연산자나 좀더 복잡한 캐니 연산자 등의 에지 검출기를 사용하며, 대부분의 에지 검출기의 출력은 영역 경계의 후보 영역을 제공한다. 그러나 영역의 경계는 폐곡선이어야 하는데 검출된 결과는 보통 불연속적이거나 검출이 필요 없는 영역에서도 경계가 검출되어지므로 윤곽선 추적(edge tracking), 평활화(smoothing), 세선화(thinning) 등과 같은 후처리가 필요하다. 이러한 후처리하는 시간을 많이 소비하며 이것을 개선하기 위해 에지 기반 방법을 영역 기반 방법과 결합하여 사용하는 기법이 제안되고 있다.

영역 기반 기법과 에지 기반 기법을 결합한 기법은 에지 기반 기법이나 영역 기반 기법에 비해 좋은 결과들을 얻을 수 있다[8-10]. 그러나 두 기법을 결합하는 과정에서 병합 조건을 적절히 선택해야 하며 또한 두 방법을 병합하므로 처리 절차가 복잡하다.

류창연 등은 영역 성장 기법을 이용하여 영상을 분할하되 영상의 윤곽 정보가 손실되는 영역 기반

기법의 단점을 보완하여 분할된 영역의 경계선을 보존하는 기법을 제안했다[11]. 이 기법은 단순한 영상은 경계선을 보존하면서 객체 중심으로 영상들을 분할하는 결과를 보여준다. 그러나 텍스처가 존재하고 다양한 객체가 있는 복잡한 영상에서는 경계선을 보존하기 위해 영역이 과분할 된다. 또한 영상 분할 및 병합의 각 단계에서 고정 임계값을 사용하므로 다른 영역이지만 컬러가 유사한 영역이 병합되거나 유사한 컬러를 갖는 텍스처 영역은 병합되지 못하는 단점이 있다. 따라서 영상의 복잡도와 고유한 특징을 고려하여 임계값을 결정하며 영역 기반 기법의 단점인 영상의 경계가 보존되지 않는 것을 보완한 기법이 필요하다.

본 논문은 적응적 양자화 컬러 수와 적응적 병합 임계값을 이용하여 객체 중심으로 분할되면서 영역의 경계선을 보존하는 영상 분할 기법을 제안한다. 제안방법은 단순한 영상은 적은 컬러 수로, 복잡한 영상은 더 많은 컬러수로 영상에 따라 자동으로 양자화 컬러 수를 결정하여 벡터 양자화 한다. 벡터 양자화된 영상으로부터 인접한 유사 영역을 레이블하여 초기 영역이 설정된다. 영상에 적응적인 컬러 수로 벡터 양자화된 영상을 이용하므로 단순한 영상은 초기 영역에서 그다지 많이 분할되지 않으며 복잡한 영상은 더 많이 분할되어 영상의 특성을 보존할 수 있게 된다. 초기 영역은 CIE Lab 컬러 공간과 RGB 컬러 공간에서 순차적으로 병합된다. 제안방법은 객체의 에지를 보존하기 위하여 CIE Lab 컬러 공간에서의 영역 병합시 에지 정보를 이용하여 영역 병합의 유무를 결정하고 영역간의 컬러 거리가 임계값을 만족할 경우 인접 영역을 병합하며 병합 임계값은 원영상과 분할 영상의 영역 간의 컬러 거리의 평균과 평균 변화량을 이용하여 각 컬러 공간에서 영상 적응적으로 선택한다. 또한 RGB 컬러 공간에서의 병합 영상이 주요 영역 단위로 병합되지 않은 경우 후처리로서 CIE Lab 영역에서 다시 한번 병합을 수행한다. 이때 초기 영역 영상과 RGB 컬러 공간에서의 병합 영상의 영역의 컬러 거리를 이용하여 병합 유무를 결정한다.

2. 에지 정보와 적응적 임계값을 이용한 영상 분할

제안방법은 PSNR을 이용하여 양자화 컬러 수를

결정하여 벡터 양자화 한 후 양자화된 영상을 이용하여 초기 영역을 설정한다. 초기 영역으로부터 에지 정보를 이용하여 영역의 에지를 보존하면서 CIE Lab 컬러 공간에서 병합한 후 RGB 컬러 공간에서 병합하여 영상에서 주요 영역들로 분할한다. 그 후 주요 영역 단위로 병합되지 않은 영상은 CIE Lab 영역에서 다시 한번 병합한다. 이때 병합을 위한 임계값은 원영상과 분할된 영상의 영역 간의 컬러 거리의 평균과 평균 변화량을 이용하여 각 컬러 공간에서 영상 적응적으로 선택한다.

2.1 벡터 양자화에 의한 초기 영역 설정

제안방법은 먼저 원영상을 벡터 양자화하여 컬러의 대표 값을 구한다. 이때 인접 픽셀에 유사한 색이 분포하며 변화가 적은 단순 영상은 적은 수의 컬러로 표현이 가능하다. 그러나 인접 픽셀간 컬러의 변화가 다양하고 변화가 많은 영상은 단순 영상보다 더 많은 컬러로 표현해야 하며 분할 영역도 더 많아진다. 따

라서 영상을 양자화 할 때 영상의 복잡도에 따라 양자화 컬러 수를 적응적으로 선택한다면 영상 분할 시 더 좋은 결과를 얻을 수 있다. 제안방법은 양자화 시 원영상과 양자화 영상의 PSNR을 임계값(TH_Q)으로 이용하여 입력 영상의 양자화 컬러 수를 자동으로 결정한다. PSNR을 임계값으로 하여 양자화 컬러 수를 결정할 경우 단순한 영상의 경우 결정된 양자화 컬러 수가 너무 적다면 객체의 원형을 보존하지 못하거나 복잡한 영상의 경우 너무 많은 컬러로 양자화되어 과분할될 수 있다. 따라서 영상에 적응적으로 결정되는 컬러 수를 $QC_{min} \sim QC_{max}$ 사이로 제한하여 영상을 양자화 한다. 제안방법은 실험에 의해 QC_{min} 을 4, QC_{max} 를 50, PSNR의 TH_Q 는 30으로 했다. 그림 1은 양자화 영상과 컬러 수를 구하는 블록도이다.

제안방법은 위와 같이 영상에 따라 서로 다른 컬러 수로 원영상을 양자화한다. 제안방법에 적용한 벡터 양자화는 Orchard와 Bouman이 제안하였으며 고유벡터를 이용해 컬러 오차의 분산을 계산하고 오차가 가장 큰 방향을 수직으로 나누는 방법을 사용한다 [12]. 이렇게 양자화된 영상은 원영상 컬러의 대표 컬러로 구성되며 동일한 컬러 값을 갖는 연결된 픽셀은 균일 영역이므로 간주할 수 있다. 따라서 스캔 방향을 따라 중심 픽셀의 컬러 값과 인접영역의 컬러 값이 동일하면 동일 영역으로 간주하여 동일한 레이블을 할당하며 동일한 컬러 값이 없으면 새로운 레이블을 할당한다.

그림 2는 초기 영역 설정 과정을 설명한 그림으로 (a)에서 (i,j)는 중심 픽셀의 위치이며, 주변의 8 이웃 영역을 모두 고려하지 않고 화살표 방향의 인접 영역만을 고려하였다. 이것은 처리되지 않은 이웃 영역은 스캔 방향을 따라 다음 처리시 중심 픽셀이 되며 주변 영역과 비교하여 레이블 되어지기 때문이다. 또한 (b)는 양자화 영상을 (c)는 스캔 방향을 따라 (a)의

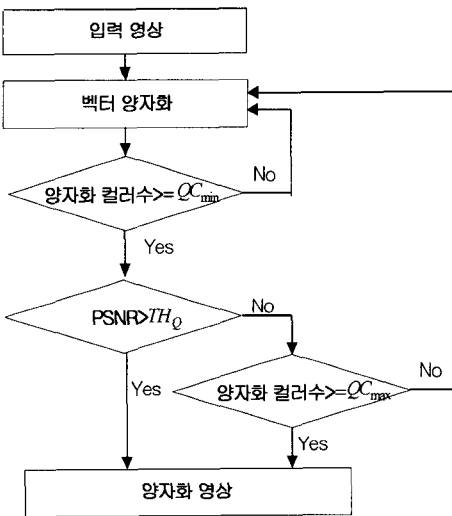


그림 1. 양자화 영상과 컬러 수 결정 블록도

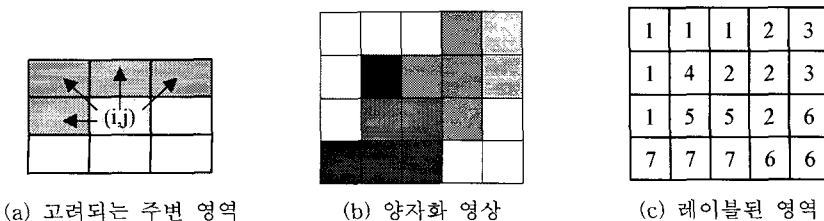


그림 2. 양자화 영상을 이용한 초기 영역 설정

이웃 영역을 고려하여 초기 영역을 설정한 결과이다.

2.2 영역 병합을 위한 적응적 임계값

양자화된 영상으로부터 초기 영역을 설정한 후 제안방법은 CIE Lab 컬러 공간과 RGB 컬러 공간에서 영역을 병합한다. 이때 각 컬러 공간에서의 영역 병합은 영역 사이의 컬러 거리가 임계값보다 작을 경우 병합을 한다. 인접 영역간의 거리는 유클리디언 거리를 사용하였다.

$$d(R_i, R_j) = \sqrt{(\overline{C_1}(R_i) - \overline{C_1}(R_j))^2 + (\overline{C_2}(R_i) - \overline{C_2}(R_j))^2 + (\overline{C_3}(R_i) - \overline{C_3}(R_j))^2}, R_i, R_j \in N(R_k) \quad (1)$$

R_i 는 중심 영역이고 $N(R_i)$ 은 R_i 의 인접 영역, $\overline{C_k}(R)$ 는 영역 R의 컬러 C_k 의 평균이다. 여기서 컬러 C_k 는 CIE Lab 컬러 공간에서는 각 컬러 성분 L, a, b 이고 RGB 컬러 공간에서는 R, G, B이다.

영역 병합을 결정하는 조건이 되는 임계값은 영상 분할의 결과에 매우 큰 영향을 미친다. 임계값이 적절히 결정되면 영상이 주요 객체 단위로 잘 병합되지만 임계값이 적절하지 않을 경우 병합되지 않아야 할 영역들이 병합되거나 병합되어야 할 영역들이 병합되지 않을 수 있다. 따라서 본 논문에서는 병합 단계에서 영상을 고려하여 적응적 임계값을 다음과 같이 결정하도록 하였다.

$$TH_C = \hat{\mu}_1 + \hat{\mu}_2 + \hat{\mu}_3 + \alpha_C \times (\hat{\sigma}_1 + \hat{\sigma}_2 + \hat{\sigma}_3) \quad (2)$$

여기서 $\hat{\mu}_k(k=1,2,3)$ 는 원영상과 분할 영상의 각 컬러 거리의 전체 평균이며, $\hat{\sigma}_k$ 는 원영상과 분할 영상의 각 컬러 거리의 평균 변화량이다. α_C 는 컬러의 거리의 평균 변화량을 반영하는 상수이다.

$\hat{\mu}_k$ 와 $\hat{\sigma}_k$ 는 다음과 같이 구한다.

$$\hat{\mu}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n D_k(R_i), i=1,2,\dots,n \quad (3)$$

$$\hat{\sigma}_k = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (D_k(R_i) - \hat{\mu}_k)^2}, i=1,2,\dots,n \quad (4)$$

$$D_k(R_i) = \frac{1}{a \times b} \sum_{x=1}^a \sum_{y=1}^b |C_k(x,y) - \overline{C_k}(R_i)|, (x,y) \in R_i \quad (5)$$

여기서 n은 영역의 수이고, $D_k(R_i)$ 는 i번째 영역에서 컬러 C_k 의 원영상의 컬러 값 $C_k(x,y)$ 와 영역의

평균 컬러 값 $\overline{C_k}(R_i)$ 의 거리의 평균이다.

2.3 CIE Lab 컬러 공간과 RGB 컬러 공간에서의 영역 병합

양자화된 영상을 이용하여 초기 영역을 설정한 후 CIE Lab 컬러 공간에서 영역을 병합한다. CIE Lab 컬러 공간은 Hunter Lab 컬러 공간을 표준화 한 것으로 인간의 눈이 컬러의 차를 인지하는 정도를 잘 표현하며 영상 분할에 많이 사용된다. 병합의 조건이 되는 적응적 임계값은 2.2 절의 식 (2)을 이용하여 구하며 이때 α_C 는 실험에 의해 0.2로 했다.

영역 병합시 경계 영역인 경우 병합 임계값이 작으면 경계 영역이 주변 영역과 병합되어 영역의 경계선이 보존되지 못한다. 따라서 제안방법은 영상의 경계선을 보존하기 위하여 영상의 에지를 구하여 임계값보다 큰 경우는 경계 영역으로 결정하여 컬러 거리가 가까워도 병합하지 않고 경계 영역이 아닌 경우만 인접 영역과 병합한다. 경계 영역으로 결정하기 위한 임계값은 전체 소벨 에지의 평균을 임계값으로 이용한다.

CIE Lab 컬러 공간에서 영역 병합 후 RGB 컬러 공간에서 다시 병합을 실행한다. CIE Lab 컬러 공간에서 병합된 영역을 기준으로 RGB 성분간의 거리를 이용하여 적응적 임계값보다 작은 영역을 유사 영역으로 간주하여 병합한다. α_C 는 컬러의 차이의 평균 변화량을 반영하는 상수로 본 논문에서는 실험에 의해 2.5로 정하였다. RGB 영역에서 적응적 임계값에 의해 유사 영역을 병합한 후에 미소 영역들이 존재한다. 이러한 영역들을 제거하기 위해 크기가 작은 영역은 컬러의 거리가 최소가 되는 인접 영역에 병합하였다.

2.4 CIE Lab 컬러 공간에서의 선택적 후처리

RGB 컬러 공간에서 영역을 병합한 후 대부분의 영상은 주요 객체 단위로 분할된 좋은 결과를 보여준다. 그러나 컬러의 분포가 다양하고 복잡한 텍스처가 있는 경우에 주요 영역 단위로 병합되지 않을 수 있다. 따라서 이러한 영상에 대해서는 영역 단위로 병합되지 않은 영역들을 다시 병합하는 것이 필요하다. 제안방법은 RGB 컬러 공간의 병합된 분할 영상을 주요 영역 단위로 병합이 잘 되었는지를 판단한 후

주요 영역 단위로 병합이 필요하다고 판단 된 영상에 대해 CIE Lab 영역에서 다시 한번 병합을 수행한다. 최종적인 영역 병합에 CIE Lab 컬러 영역을 사용하는 것은 CIE Lab 컬러 공간이 인간의 눈이 칼라의 차를 인지하는 정도를 잘 표현하기 때문이며 이때 재병합의 유무를 결정하기 위해 초기 영역 영상과 RGB 컬러 공간의 결과 영상의 영역별 컬러 거리를 이용하여 다음과 같이 결정한다.

$$\begin{cases} \text{merging-process is performed, } \mu_p < \alpha_p \times \mu_i \\ \text{merging-process is not performed, } \mu_p \geq \alpha_p \times \mu_i \end{cases} \quad (6)$$

α_p 는 병합을 결정하기 위한 상수로 본 논문에서는 실험에 의해 5로 정하였으며, μ_p 는 RGB 컬러 공간에서 영역 병합 영상에서, 또한 μ_i 는 초기 영역 영상에서 다음과 같이 구한다.

$$\mu_p(\text{or } \mu_i) = \hat{\mu}_1 + \hat{\mu}_2 + \hat{\mu}_3 \quad (7)$$

여기서 $\hat{\mu}_k(k=1,2,3)$ 는 2.2 절의 식 (3)을 이용하여 구한다.

RGB 컬러 공간에서 영역 병합 결과 영상이 식 (6)의 조건에 의해 병합 실행이 결정된 영상을 CIE Lab 컬러 영역에서 2.3 절의 병합 방법과 동일하게 영역을 병합한다. 즉, 인접 영역 사이의 거리가 임계값보다 작을 경우 병합한다. 인접 영역간의 거리는 식 (1)의 유클리디언 거리를 이용하며 임계값은 식 (2)를 이용하여 구한다. 이렇게 구해진 임계값은 원영상의 컬러와 영역의 평균 컬러와의 거리의 평균과 평균 변화량을 이용하여 구한 값으로 RGB 컬러 공간의 병합 영상은 컬러 거리가 많이 커져 있으므로 임계값이 매우 커질 수 있다. 따라서 임계값이 매우 크게 결정되는 영상에서는 유사하지 않은 영역이 병합될 수 있다. 따라서 만약 식 (2)를 이용하여 구한 임계값이 15보다 크다면 임계값을 일정하게 15로 하여 영역 병합을 실행한다. 15는 실험에 의해 정했다.

3. 실험 및 고찰

본 논문에서는 제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 256×256 크기의 다양한 컬러 영상을 대상으로

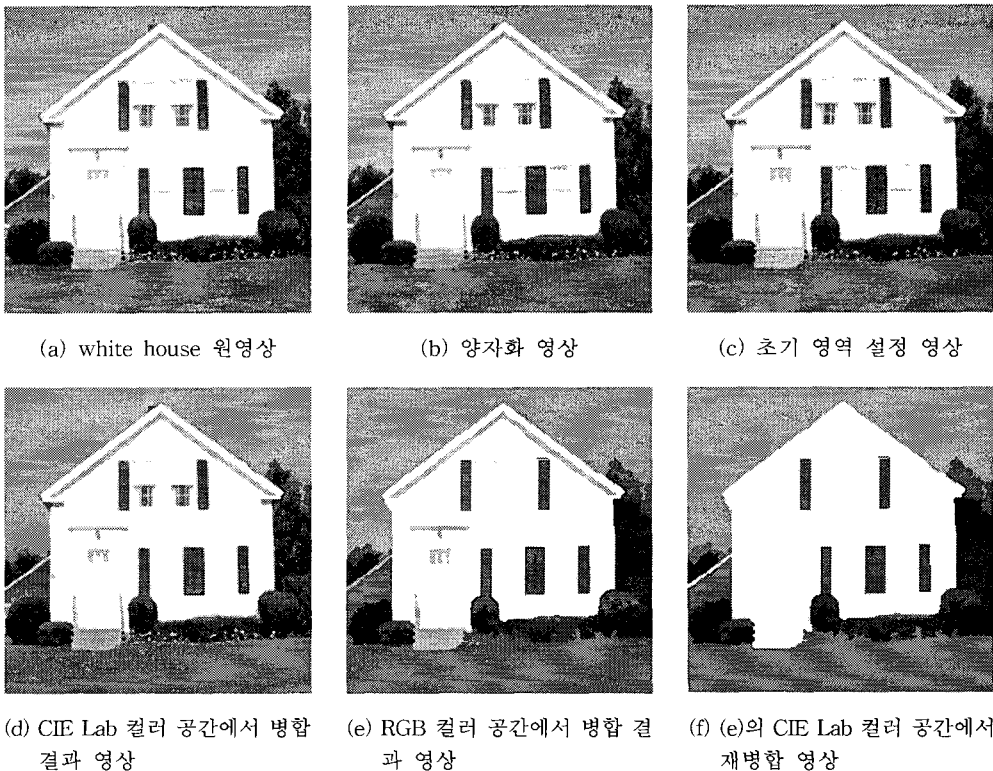


그림 3. 제안된 방법의 단계적 처리 결과

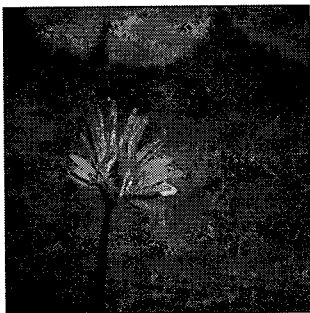
AMD Athlon 1.1GHz, RAM 512MB 환경 하에 Microsoft Visual C++ 6.0을 이용하여 시뮬레이션을 하였다.

그림 3은 white house 영상에 대한 각 단계의 결과 영상이다. 그림 3의 (b)는 벡터 양자화 영상이며, (c)는 벡터 양자화 영상을 이용하여 초기 영역을 설정한 영상이다. 그림 3의 (d)는 그림 3의 (c) 영상을 CIE Lab 컬러 공간에서 병합한 결과 영상이며 그림 3의 (e)는 그림 3의 (d) 영상을 RGB 컬러 공간에서 병합한 영상으로 유사 영역이 병합된 결과를 보여준다. 그림 3의 (f)는 그림 3의 (e)의 영상이 식 (6)에 의해 CIE Lab 컬러 공간에서 재병합을 실행한 영상으로 영상의 경계 영역이 잘 보존되어지고 배경의 풀과 나무 등의 텍스처 영역들이 잘 병합되었으며 중심 객체인 white house의 내부도 잘 병합되었고 집의 경계도 잘 보존되었음을 보여준다.

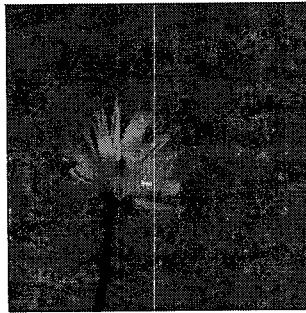
그림 4는 flower 영상과 home 영상에 제안방법을 적용한 결과를 보여준다. 그림 4(b)는 배경의 중요하지 않은 부분은 배경과 하나로 병합되었고 주요 객체인 꽃 중심으로 분할되었으며, 꽃 수술 부분의 복잡한 영역도 대체적으로 잘 병합되었음을 보여준다. 또

한 home 영상에서도 하늘, 집, 나무 등 주요 영역 단위로 잘 분할된 결과를 볼 수 있다. 그림 4(c)와 (f)는 분할 영상의 결과 영상의 에지 영상으로 flower와 home 영상이 주요 객체 단위로 잘 분할되었으며 에지가 보존되었음을 보여준다.

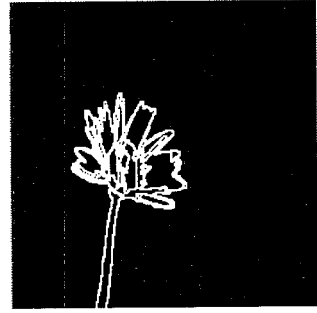
그림 5는 유창연 등[12]이 제안한 기존의 방법과 제안방법을 영상에 적용한 결과이다. 그림 5(b)는 배등의 경계가 잘 보존되고 하늘도 한 영역으로 병합되는 결과를 보여준다. 그러나 나무나 숲 등의 영역에서 병합되어야 할 영역들이 병합되지 않았음을 보여준다. 제안방법은 나무나 숲 등의 영역들이 대체적으로 잘 병합되었고 주요 영역 단위로 분리되어졌으며 영역의 경계도 보존되어졌음을 보여준다. 그림 5(e)는 기존의 방법의 결과 영상으로 배경은 잘 병합되어 좋은 결과를 보이지만 얼굴 영역과 머리 영역이 하나로 병합되어 영역 분할이 이루어지지 않음을 볼 수 있다. 이것은 영역 병합 시 고정 임계값을 사용하므로 일부 영상에서 병합되지 않아야 할 영역들이 병합되기 때문이다. 제안방법은 적응적인 임계값을 사용하므로 배경도 잘 병합되어졌고 얼굴 영역과 머리 영역, 옷 영역 중심으로 잘 병합된 결과를 보여준다.



(a) flower 원영상



(b) (a)의 결과 영상



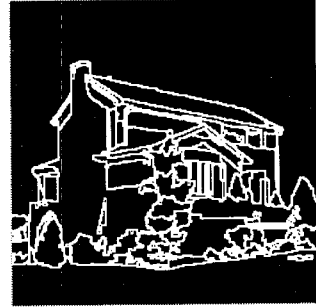
(c) (b)의 에지 영상



(d) home 원영상



(e) (d)의 결과 영상



(f) (e)의 에지 영상

그림 4. 제안방법을 적용한 결과 영상과 에지 영상



그림 5. 기존의 방법과 제안방법의 영상분할 결과

또한 분할 결과의 객관적 평가를 위해 Borsotti [13] 등이 제안한 평가 함수(F)를 사용하였다. F는 식 (8)과 같이 정의되며, 값이 작을수록 분할 결과가 우수함을 나타낸다.

$$F(I) = \frac{1}{10000(N \times M)} \sqrt{\sum_A [R(A)]^{(1+1/A)} \times \sum_{i=1}^R \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}}} \quad (8)$$

여기서 R(A)는 분할 영역의 면적이 A인 영역의 수이다. (1+1/A)는 영역의 크기가 F에 영향을 주는 것을 보상하기 위한 조절 계수이다. i는 분할된 영역의 인덱스이고, R은 분할 영역의 전체 수이다. A_i는 i번째 영역의 픽셀의 수이고, e_i는 i번째 영역의 컬러 에러 즉 픽셀의 원영상의 컬러 값과 분할된 영상의 컬러 값의 차이의 합으로 정의된다. √R는 결과영상에서 너무 많은 영역이 발생하는 경우를 고려하는 역할을 하고 e_i²/√A_i는 크기가 작은 영역이나 영상 분할 전·후 컬러 값의 차이가 큰 영역을 고려하는 역할을 한다. 표 1은 제안방법과 기존방법을 적용한 결과를 평가 함수를 이용하여 분할 성능을 측정한 것이다. 평가 함수 값은 분할 정도가 낮거나 작은 영역들이 많을수록 값이 높아진다. 표 1은 제안방법의

표 1. 각 알고리즘의 평가 함수 결과 값

영상 방법	white house	sailboat	girl	flower	home
기존방법	64.89	151.66	347.13	100.75	42.25
제안방법	24.03	120.89	22.89	45.30	23.38

값이 기존의 방법에 비해 낮은 값을 가지며 이는 제안방법이 기존의 방법에 비해 좋은 분할 성능을 가짐을 보여준다.

4. 결 론

본 논문은 적응적 양자화 컬러 수와 적응적 병합 임계값을 이용하여 영역의 경계를 보존하며 영상을 분할하는 방법을 제안한다. 제안방법은 원영상을 벡터 양자화할 때 PSNR을 이용하여 영상에 따라 다른 컬러 수로 양자화하여 양자화된 영상을 중심으로 초기 영역을 설정한다. 설정된 초기 영역은 CIE Lab, RGB 컬러 공간에서 유사한 영역을 순차적으로 병합한다. CIE Lab 영역에서 병합시 에지 정보를 이용하여 주요 영역의 경계를 보존 할 수 있게 하였고 각

컬러 공간에서 분할 영역과 원영상의 거리의 평균과 평균 변화량을 이용하여 적응적인 임계값을 이용함으로써 유사 영역이 잘 병합되도록 하였다. 또한 RGB 컬러 공간의 병합 후 주요 영역이 병합되지 않은 것을 고려하여 선택적으로 다시 병합을 실행함으로써 주요 객체가 병합되도록 하였다.

제안방법은 기존의 방법에 비해 주요 객체 단위로 분할되어졌으며 객체의 경계도 잘 보존되었다. 그리고 기존의 방법에서는 분할 결과가 좋지 않은 영상에서도 주요 영역 단위로 분할되었으며 영상 분할 결과의 객관적인 측정을 위한 평가 함수의 결과에서도 기존의 방법에 비해 좋은 결과를 보여준다.

참 고 문 헌

[1] H. D. Cheng, X. H. Jiang, Y. Sun and J. Wang, "Color image segmentation : advances and prospects," *Pattern Recognition*, vol. 34, no. 12, pp. 2259-2281, 2001.

[2] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, pp. 458-465, 1992.

[3] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, "Survey : Image segmentation techniques," *Comput. Vis. Graph. Image Process.*, vol. 29, no. 1 pp. 100-132, 1985

[4] Y. L. Chang and X. Li, "Adaptive image region-growing," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 3, no. 6, pp.868-872, 1994.

[5] S. A. Hijjatoleslami and J. Kittler, "Region growing : A new approach," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 7, no. 7, pp. 1079-1084, 1998.

[6] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes : Active contour model," *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, pp.321-331, 1987.

[7] P. L. Palmer, H. Dabis, and J. Kittler, "A performance measure for boundary detection algorithms," *Comput. Vis. Image Understand.*, vol. 63, no. 3, pp. 476-494, 1996.

[8] T. Pavlidis and Y. T. Liow, "Integrating region growing and edge detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 12, no. 3, pp. 225-233, 1990.

[9] J. Haddon and J. Boyce, "Image segmentation by unifying region and boundary information," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 12, no. 10, pp. 929-948, 1990.

[10] C. Cha and J. K. Aggarwal, "Integrating of image segmentation maps using region and edge Information," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 15, no 12, pp. 1241-1252, 1993.

[11] 유창연 외 3인, "칼라 영상 분할을 위한 경계선 보존 영역 병합 방법," *멀티미디어학회 논문집*, 제 7권 제 3호, pp. 319-326, 2004.

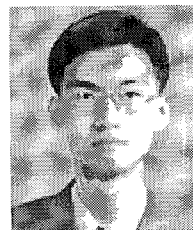
[12] M. T. Orchard and C. A. Bouman, "Color Quantization of Images," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 39, no. 12, pp. 2677-2690, 1991.

[13] M. Borsotti, P. Campadelli and R. Schettini, "Quantitative evaluation of color image segmentation results," *Pattern Recognition Letters*, vol. 19, no. 8, pp. 741-747, 1998.



학 내 정

1993년 2월 충북대학교 정보통신공학과(학사)
 1995년 2월 충북대학교 정보통신공학과(석사)
 2005년 2월 충북대학교 정보통신공학과(박사)
 2005년 3월~현재 목원대학교 정보통신공학부 프로그래밍 전문 강사
 관심분야: 영상통신, 영상정보처리, 영상분할, 컴퓨터 비전



김 영 길

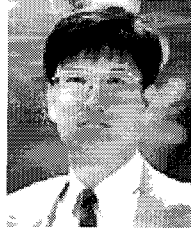
1998년 충북대학교 정보통신공학과 졸업(공학사)
 2001년 충북대학교 대학원 정보통신공학과 졸업(공학석사)
 2002년~현재 충북대학교 대학원 정보통신공학과 박사
 과정
 관심분야: 얼굴 인식, 컴퓨터 비전, 패턴 인식



권 동 진

2001년 2월 충북대학교 정보통신공학과(학사)
2003년 3월 충북대학교 정보통신공학과(석사)
2003년 3월~현재 충북대학교 정보통신공학과 박사 재학

관심 분야: 영상분할, 패턴인식, 컴퓨터 비전



안 재 형

1981년 충북대학교 전기공학과(학사)
1983년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(석사)
1992년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(박사)
1987년~현재 충북대학교 전기

전자공학부 교수

관심분야: 영상 통신 및 영상정보처리, 멀티미디어 제작 및 정보제공, 인터넷 통신 및 프로그래밍