

히스토그램 클러스터링과 비균일 양자화 기법을 이용한 영상 분할

최윤석*, 이경훈**, 고성제***

멀티미디어 통신 연구실

(1998. 3. 16 접수)

Image Segmentation using Histogram Clustering and Nonuniform Quantization technique

Yoon-Seok Choi, Kyung-Hoon Lee, Sung-Jea Ko

Multimedia Communication Lab.

요 약

본 논문에서는 히스토그램 클러스터링(clustering)과 비균일 양자화 기법을 이용하여 히스토그램 분포가 복잡한 자연 영상에 대해서도 적용 가능한 히스토그램을 이용한 영상 분할 기법을 제안하였다. 히스토그램을 이용한 영상 분할은 히스토그램 분포로부터 임계값을 정하여 영상을 물체와 배경으로 구분해 내는 기술로써, 가장 간단한 영상 분할 기술중의 하나이다. 하지만 대부분의 자연 영상에서처럼 히스토그램의 굴곡이 복잡한 경우에는 영상 분할의 기준이 되는 임계값을 정하기가 어렵기 때문에 히스토그램을 이용하여 영상을 분할하기는 힘들다. 따라서 본 논문에서는 히스토그램 클러스터링(clustering) 기법을 이용하여 복잡한 굴곡을 갖는 히스토그램으로부터 영상 내에서 평탄한 영역을 이루는 그레이 값들을 찾아 이를 임계값으로 정하였고, 이렇게 정해진 임계값을 이용하여 영상을 비균일 양자화하여 평탄한 영역을 위주로 영상을 아주 단순하게 만들어 에지 추출 과정만으로도 쉽게 분할될 수 있도록 하였다. 분할된 영상 내에는 양자화 오차 때문에 미소 영역들이 생기게 되는데, 이는 영역 융합의 후처리 과정을 통하여 제거하였다. 실험 결과, 제안한 영상 분할 방법은 단순한 영상에서 뿐 만 아니라, 복잡한 히스토그램 분포를 갖는 일반 자연 영상에 대해서도 좋은 성능을 보였다.

ABSTRACT

In this paper, we propose an image segmentation algorithm based on histogram clustering and nonuniform quantization, which is applicable to general image whose histogram is very complicate. Conventional histogram-based image segmentation techniques are commonly used for segmenting the simple images containing clearly distinguishable objects and background. However, it is difficult to apply this technique to general natural image whose histogram is very complicate and multi-modal. Accordingly, in this paper, we propose an image segmentation algorithm based on histogram clustering and nonuniform quantization. In the proposed algorithm, at first, an input image is simplified using morphological filters. Then, the histogram of the simplified image is generated, and the quantization table is obtained by clustering the histogram. Furthermore, in the clustering procedure, we introduce an additional constraint based on geometrical distribution of each gray level in order to involve the gray level, which is concentrated on a region in the image, at quantization table. Nonuniform quantizing the input image, and detecting the edge of the quantized image give a good segmentation result. Finally, region merging is carried out to eliminate the excessively small regions. Experimental results show that the proposed histogram-based segmentation algorithm can be an alternate to the conventional segmentation algorithm.

*고려대학교 전자공학과 석사, LG전자 미디어통신 연구소

**고려대학교 전자공학과 박사, 미래 연구 센터

***고려대학교 전자공학과 부교수

1. 서 론

영상 분할이란 영상을 동질성(homogeneity)과 연결성(connectivity)을 동시에 만족하는 영역들로 나누는 것으로서, 최근 차세대 부호화 방법으로 활발히 연구되고 있는 영역기반(region-based) 부호화 등과 같이, 영상을 객체(object) 단위로 처리하고자 하는 응용 분야에 필수적인 기술이다.

JPEG이나 MPEG1, 2 그리고, H.261 등과 같은 기존의 영상 부호화 표준에서는 변환 이론이나 정보 이론과 같은 수학적 이론을 바탕으로 영상을 블록 단위로 부호화하였다. 이와 같은 블록기반(block-based) 부호화 방법은 압축률이 높아질수록, 블록화 현상이나 경계 흐림(blurring) 현상 등이 눈에 띄게 커지게 된다. 이 때문에 현재 연구되고 있는 대부분의 차세대 압축 부호화 기법들은 단순히 고정된 크기의 블록으로 변환 부호화하거나 움직임 보상 및 추정 기법을 적용하는 방법을 지양하고, 인간 시각이 경계에 민감하다는 점을 감안하여 영상을 객체 단위로 분할하여 부호화한다. 따라서 영역기반 부호화를 효과적으로 하기 위해서는 영상을 객체 단위로 잘 분할하여야 한다. 이처럼 영상 분할은 영역기반 부호화의 초기 과정에서 뿐 만 아니라, 입력 영상으로부터 의미 있는 객체를 추출해내는 과정이 필요한 컴퓨터 비전 및 영상 인식 등의 다양한 응용분야에 적용되는 만큼, 이에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.

영상을 분할하는 방법으로는 크게 영역기반 분할, 경계기반 분할 그리고 히스토그램을 이용한 분할 방법이 있다 [1]-[4]. 영역기반 분할은 값이 비슷한 화소들을 하나의 영역으로 묶어 동질성이 보장되는 영역을 기반으로 영상을 분할하는 방법이고, 경계기반 방법은 화소 값이 급격하게 변하는 경계 성분을 이용하여 영역의 연결성이 보장되는 영역을 기반으로 영상을 분할하는 방법이다. 영역기반 분할의 대표적인 방법으로는 분할법(split-and-merge)[2]이 있는데, 영상을 일정 단위로 나눈 다음, 이웃 화소와의 유사성을 비교하여 동일한 영역으로 판단되면 합하고 서로 다른 성질이면 분리하는 과정을 반복하여 영상을 분할하는 방법이다. 이러한 방법은 비교적 정확한 영상 분할의 결과를 얻을 수 있지만 수행 시간이 길다는 단점이 있다. 경계기반 분할로는 경계선 추적에 의한 방법이 있다 [3]. 입력 영상에서 각 화소의 기울기 값 및 방향 정보를 이용하여 물체의 경계선을 순차적으로 따라가는 방법으로 영상

을 경계선과 그 경계선으로 둘러싸인 영역으로 나눈다. 경계기반 분할은 분할된 영상을 별도의 처리 없이 경계선과 그 경계선 내부의 질감성분을 바로 부호화할 수 있다. 그러나, 입력 영상에 잡음이 있는 경우에는 오경계(false edge)를 따라갈 수 있으므로 전처리 과정이 필요하다. 히스토그램을 이용하는 방법[4]은 영상 내의 그레이 값들의 분포가 단순한 경우에 주로 사용된다. 예를 들어 공장 자동화를 위해 컨베이어 벨트 위의 연장을 인식하는 비전 시스템 등과 같이 단순한 배경으로부터 쉽게 구분되는 객체를 추출하기 위한 기술을 필요로 하는 곳에서 널리 사용되어 왔다. 이 방법은 입력 영상으로부터 그레이 값들의 히스토그램을 구하여 가장 높은 빈도를 갖는 두 개의 그레이 값으로 영상 전체를 양자화함으로써 영상 분할을 용이하게 한다. 따라서 이 방법은 히스토그램의 분포가 배경과 객체에 해당하는 두 개의 그레이 값에 집중되어 있는 경우(bi-modal histogram)에 좋은 분할 효과를 얻는다. 그러나 대부분의 자연 영상에서처럼, 히스토그램 분포가 복잡한 경우(multi-modal histogram)에는 양자화 스템을 결정하기 어렵다는 문제점을 갖는다. 이러한 기존의 히스토그램을 이용하여 자연 영상 분할을 시도한 연구들[5]-[7]은 대부분 영상의 평탄한 영역이나 경계 영역의 픽셀들만을 이용하여 히스토그램을 생성함으로써 히스토그램 자체를 단순화시켜서 다양상(multi-modal)의 문제를 해결하려 하였다.

본 논문에서는 다양상의 히스토그램으로부터 비균일 양자화를 위한 양자화의 대표값을 결정하고, 이를 이용하여 영상을 단순화시킴으로써 자연 영상에 적용할 수 있는 영상 분할 알고리즘을 제안한다. 제안된 기법에서는 형태학 필터를 이용하여 단순화시킨 영상으로부터 히스토그램을 생성하고, 여기에 일차원 클러스터링 기법[8]-[10]을 적용하여 복잡한 굴곡을 갖는 히스토그램으로부터 영상 분할의 기준이 되는 양자화의 대표값을 구한다. 이를 이용하여 비균일 양자화한 영상은 매우 단순해지므로 에지 추출 과정만으로도 쉽게 분할될 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 제안한 영상 분할 기법을 기존의 히스토그램을 이용한 영상 분할 방법들과 비교하여 설명하고, 3장에서는 제안된 영상 분할 기법을 동질성과 연결성 측면에서 검토한 실험결과를 제시한다. 끝으로 4장에 결론을 맺는다.

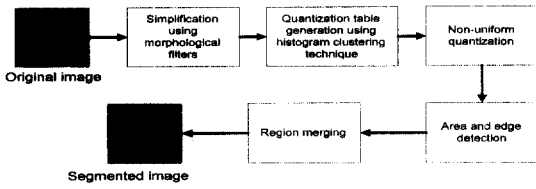


그림 1. 제안된 영상 분할 알고리즘.
Fig. 1. The proposed image segmentation algorithm.

2. 제안한 영상 분할 알고리즘

일반적으로 정지 영상 분할 과정은 먼저 영상이 너무 세밀하게 분할되는 것을 방지하기 위하여 입력 영상을 단순화하고, 그레이 값들의 동질성과 연결성을 만족하는 영역들로 분할한 후, 미소 영역들을 제거하기 위한 영역 융합과정으로 이루어진다. 본 논문에서는 영상의 단순화를 위해서 형태학 필터를 이용하였으며, 영상 분할을 위해서는 히스토그램을 클러스터링한 결과로 얻어진 양자화 테이블을 이용하여 입력 영상을 비균일 양자화한 후 에지를 추출하는 방법을 이용하였다. 제안된 기법에서는 양자화 테이블을 생성하는 데 있어서 그레이 값들의 영상 내에서의 공간적 분포를 고려하였기 때문에, 양자화 결과로 얻어지는 영상은 에지 추출 과정만으로도 만족할 만한 영상 분할 결과를 제공할 수 있다. 이후에는 기존의 방법에서와 같이 영상 내에 남아 있는 미소 영역을 제거하기 위해서 영역 융합 과정을 수행한다. 그림 1은 제안된 영상 분할 기법을 단계적으로 표현한 것이다. 다음절에서부터는 제안한 영상 분할 과정을 각 단계별로 자세히 설명하고자 한다.

2.1. 형태학 필터를 이용한 영상의 단순화 과정

원 영상에 포함되어 있는 잡음이나 미소 영역들은 과분할을 유발하여 분할의 성능을 떨어뜨린다. 그러므로 영상을 분할하기 전에 이러한 성분들을 제거하는 단순화 과정이 필요하다. 본 논문에서는 형태학 필터를 이용하여 영역의 경계가 되는 에지는 보존하면서 영상의 질감 성분을 단순화하였다. 형태학 필터의 기본 연산으로는 dilation 연산과 erosion 연산이 있는데 dilation 연산은 형태소 내의 최대 값을 출력하는 연산이고, erosion 연산은 형태소 내의 최소 값을 출력하는 연산이다. 이 두 가지 기본 연산을 이용하여 opening, closing, open-closing, close-opening 등과 같은 복합 형

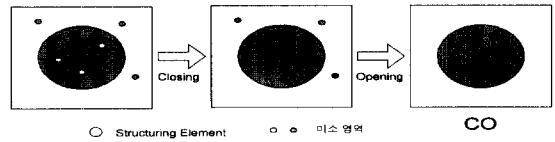


그림 2. CO 연산을 이용한 미소 영역 제거.
Fig. 2. Elimination of very small regions using CO operation.

태학 연산도 구성할 수 있다. 아래의 식들은 기본 형태학 연산 및 복합 형태학 연산들에 대한 수식적 표현이다.

Dilation 연산

$$g_d(m, n) = [f \oplus B](m, n) \\ = \max \{ f(m - b_1, n - b_2) : (b_1, b_2) \in B \}$$

Erosion 연산

$$g_e(m, n) = [f \ominus B](m, n) \\ = \min \{ f(m + b_1, n + b_2) : (b_1, b_2) \in B \}$$

Opening 연산

$$g_o(m, n) = f \circ B = [(f \ominus B) \oplus B](m, n)$$

Closing 연산

$$g_c(m, n) = f \bullet B = [(f \oplus B) \ominus B](m, n)$$

Open-closing 연산

$$g_{oc}(m, n) = [(f \circ B) \bullet B](m, n)$$

Close-opening 연산

$$g_{co}(m, n) = [(f \bullet B) \circ B](m, n)$$

그림 2에서 볼 수 있듯이 CO(Close-Opening) 연산을 이용하면 영상 내에 포함된 미소 영역들을 제거하여 영상을 단순화할 수 있다.

2.2. 히스토그램을 이용한 비균일 양자화 과정

히스토그램을 이용하여 영상을 분할하기 위해서는 먼저, 영상의 그레이 값의 분포인 히스토그램을 조사하여 골짜기(valley)부분을 찾아 임계(threshold)값을 정하고, 그 임계값을 기준으로 영상을 양자화한다. 양자화된 영상은 임계값을 기준으로 불연속적이기 때문에 에지 검출과정으로 쉽게 분할될 수 있다. 히스토그램을 이용한 영상 분할 방법으로는 히스토그램으로부터 히스토그램의 경사도를 이용하여 골짜기(valley)를 찾아

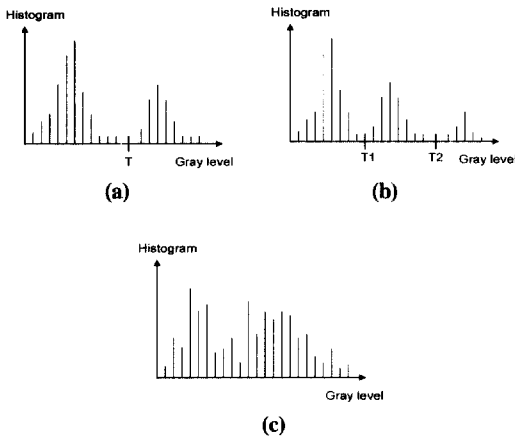


그림 3. 다양상 히스토그램의 분포의 예.
 Fig. 3. Examples of bimodal and multi-modal histogram.

그 값을 임계값으로 하여 영상을 분리하는 방법, 히스토그램의 크기로부터 꼭대기(peak)를 찾아 그 값을 양자화의 대표값으로 하여 영상을 분할하는 방법, 그리고 두 방법을 서로 보완하여 혼용하는 방법들이 있다. 이러한 방법들은 그림 3의 (a)나 (b)의 경우처럼 히스토그램의 분포 형태가 비교적 간단한 경우에는 히스토그램 상에서의 기울기 및 크기를 이용하여 쉽게 임계값을 얻을 수 있다. 그림 3(a)의 경우에는 T, 그림 3(b)의 경우에는 T1 과 T2가 임계값이 된다. 그러나, 그림 3(c)처럼 히스토그램의 굴곡이 심할 경우에는 임계값을 정하기가 힘들다. 따라서, 복잡한 형태를 갖는 히스토그램으로부터 적절한 분할의 기준을 찾을 수 있는 방법이 필요하다.

기존의 히스토그램을 이용하여 실제 영상의 분할을 시도한 연구들은 입력된 자연 영상으로부터 평탄한 영역, 또는 경계 영역의 픽셀들만을 이용하여 히스토그램만을 만듦으로써, 생성되는 히스토그램 자체를 단순화하여 임계값을 구하기 쉽게 하였다. 그러나 이러한 방법 또한, 임계값에 따라 정해진 양자화의 대표값이 히스토그램의 형태만을 이용하여 구해졌기 때문에 해당 그레이 값이 영상 내에서 밀집되어 있지 못하고 산발적 흩어져서 존재하는 경우에는 많은 미소 영역들이 생성되어 분할의 성능이 떨어진다. 따라서 히스토그램으로부터 양자화를 위한 임계값을 설정할 때 각 그레이 값을 갖는 화소들의 영상 내에서의 공간적 분포도 고려할 필요가 있다. 그림 4는 동일 히스토그램을 갖지만 서로 다른 분포 형태를 갖는 영상들의 예를 보여주고 있다.

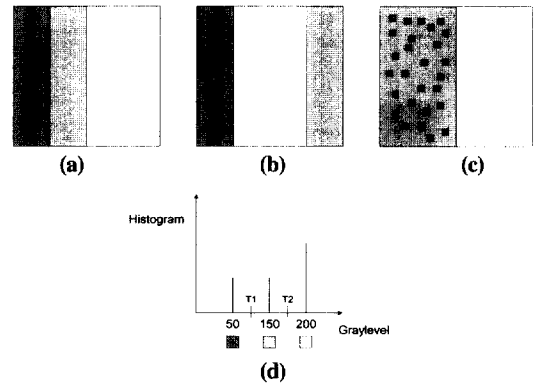


그림 4. 동일한 히스토그램을 갖는 서로 다른 영상의 예 (a),(b),(c), 이들의 히스토그램 (d).
 Fig. 4. Examples of different images with the same histogram (a),(b),(c), histogram of this images (d).

그림 4의 (a)~(c)의 영상들을 히스토그램의 형태만을 고려하여 임계값을 구한다면 임계값은 그림 4(d)의 T1 과 T2가 되어 양자화의 대표값이 50, 150, 그리고 200의 세 개의 값으로 정해진다. 이를 이용하여 분할하면 그림 4(a)나 (b)는 세 개의 영역으로 잘 분할되겠지만, 그림 4(c)의 영상은 50에 해당하는 그레이 값에 의해 많은 미소 영역들이 생기게 된다. 따라서 그림 4(c)와 같은 경우에는 50과 150에 해당하는 그레이 값을 하나로 통합하여 양자화의 대표값으로 정한다면 미소 영역에 의한 분할 효율의 저하를 막을 수 있을 것이다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하고자 자연 영상으로부터 생성된 복잡한 형태의 히스토그램에 영역의 분포를 고려한 클러스터링 기법을 적용하여 양자화의 대표값을 결정하는 방법을 제안하였다.

본 논문에서 제안한 히스토그램으로부터 양자화의 대표값을 구하는 과정은 그림 5와 같이 크게 세 단계로 나눌 수 있다.

먼저 영상으로부터 형태학적 기울기(morphological gradient)를 구하고, 기울기 값이 0인 픽셀들의 그레이 값들만을 이용하여 히스토그램을 구한다. 이렇게 구해진 히스토그램에 영역의 공간적 분포를 고려한 클러스터링 기법을 적용하여 히스토그램을 병합한다. 마지막으로 병합된 히스토그램을 이용하여 양자화 테이블을 생성한다. 다음은 각 과정에 대한 설명이다.

- a. 형태학적 기울기(Morphological gradient)[11]
 형태학적 기울기는 원영상과 erosion 결과와의 차

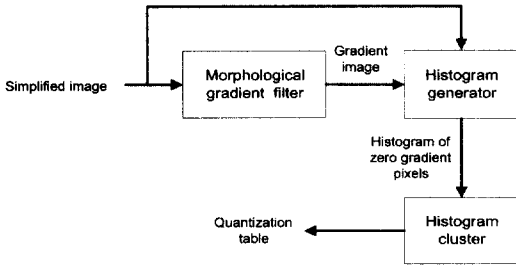


그림 5. 양자화 테이블 생성 과정.
Fig. 5. Quantization table generation process.

$(f(m, n) - g_e(m, n))$ 또는, dilation 결과와 erosion 결과의 차 $(g_d(m, n) - g_e(m, n))$ 로 정의되는 데, 영상의 단순화를 위해 적용된 형태학 CO 연산을 구하는 과정에서 얻어진 dilation 연산과 erosion 연산의 결과를 이용하여 별도의 연산 과정 없이 얻어질 수 있다.

b. 히스토그램 생성

기울기가 0인 평탄한 영역에 존재하는 픽셀들만의 그레이 값을 이용하여 히스토그램을 구한다. 형태학적 기울기가 0인 픽셀들은 영역의 경계 부분에 존재하지 않고 평탄한 영역에 존재하는 값들이다. 따라서, 이러한 픽셀들만을 이용하여 히스토그램을 구하면 해당 그레이 값들이 영상 내에서 흩어져 있지 않고 밀집되어 있을 가능성이 커진다. 이를 이용하면 그레이 값의 지역적 분포를 어느 정도 고려할 수 있다.

c. 히스토그램 클러스터링에 의한 양자화 테이블 생성 및 양자화

기울기가 0인 픽셀들만으로 구해진 히스토그램이라도 그 굴곡은 복잡한 형태를 나타낸다. 따라서 이로부터 양자화의 대표값을 구하기 위해서는 타당한 방법으로 클러스터링 해야 한다.

히스토그램은 영상에서의 그레이 값의 분포량을 나타내므로 히스토그램의 크기가 작으면 해당 그레이 값은 영상 내에 시각적으로 타당한 영역을 이루지 못하고 미소 영역을 이룬다. 이처럼 히스토그램의 크기가 작은 그레이 값들은 영역을 이루는데 있어서 큰 의미를 갖지 못하므로 이를 제외하고 히스토그램 클러스터링을 해야 한다. 그러나 인간의 시각은 비슷한 그레이 값을 갖는 화소들이 모여 있으면 동일한 그레이 값으로 이루어진 하나의 영역으로 인식하는 특징을 갖기 때문에 비록

각각의 그레이 값의 빈도는 작으나 히스토그램 상에서 인접한 그레이 값들과의 빈도의 합이 크다면 이는 하나의 영역으로 간주될 수 있다. 따라서 위에서 구해진 히스토그램으로부터 인접한 그레이 값들과의 빈도의 합을 조사하여 일정 크기 이상이 되는 그레이 값들을 찾아서 이를 바탕으로 하여 히스토그램 클러스터링을 해야 한다. 히스토그램 클러스터링 하여 양자화 테이블을 생성하는 과정은 아래와 같다.

가) 히스토그램 상에서 최대의 빈도를 갖는 그레이 값을 찾아 이를 g 라고 정한다.

나) 다음으로 $\hat{g} = g - 1$ 의 그레이 값을 g 로 병합할 지를 결정한다. 이 때, 병합여부는 g 와 \hat{g} 의 그레이 값을 갖는 화소들의 영상 내의 공간적 분포가 (i) 서로 독립된 영역을 이루면서, 바로 이웃하고 있는지, (ii) 완전히 분리되어 서로 독립된 영역을 이루고 있는지, 아니면 (iii) 서로 뒤섞여서 존재하고 있는지에 따라 달라진다. (i)과 (ii)의 경우에는 두 그레이 값을 하나의 양자화 테이블에 포함시키고, (iii)의 경우에는 병합하지 않는다. 이때 각 경우를 구별하기 위하여 다음과 같은 픽셀들의 수를 조사한다.

- t, \hat{t} : 그레이 값이 각각 g 과 \hat{g} 인 픽셀 수
- c : 그레이 값이 g 인 픽셀 중 그레이 값이 \hat{g} 인 픽셀과 4-connectivity를 갖는 픽셀 수
- \hat{c} : 그레이 값이 \hat{g} 인 픽셀 중 그레이 값이 g 인 픽셀과 4-connectivity를 갖는 픽셀 수
- e : 그레이 값이 g 인 픽셀 중 그레이 값이 \hat{g} 인 픽셀과 에지를 이루는 픽셀 수
- \hat{e} : 그레이 값이 \hat{g} 인 픽셀 중 그레이 값이 g 인 픽셀과 에지를 이루는 픽셀 수

만약 $\frac{c}{t} < \alpha$ 또는 $\frac{\hat{c}}{\hat{t}} < \alpha$ 인 경우에는 (ii)의 경우로, 다시 말해서 두 그레이 값을 갖는 영역을 서로 독립된 영역으로 간주한다. 그렇지 않으면 $\frac{e}{c} < \beta$ 또는 $\frac{\hat{e}}{\hat{c}} < \beta$ 인지를 판단한다. 만약 주어진 조건을 만족하는 경우에는 (i)의 경우로 판단하여 두 그레이 값을 하나로 병합시키고, 그렇지 않은 경우에는 (iii)의 경우로 판단하여 병합하지 않는다. 본 논문에서는 $\alpha = \frac{\sqrt{t}}{2}$

혹은 $\sqrt{\frac{f}{2}}$ 로, 그리고 $\beta = 0.5$ 로 설정하였다.

다) \hat{g} 이 g 에 병합되면 $\hat{g} = \hat{g} - 1$ 로 하여 나)를 반복하고, 그렇지 않으면 라)를 수행한다.

라) $\hat{g} = g + 1$ 로 설정하여 나)와 같은 과정을 수행한다.

마) \hat{g} 이 g 에 병합되면 $\hat{g} = \hat{g} + 1$ 로 하여 나)를 반복하고, 그렇지 않으면 바)를 수행한다.

바) 나)~마)의 과정을 통하여 하나의 양자화 스텝과 그 대표값이 결정된다. 양자화 대표값은 g 이고, 양자화 스텝은 g 에 병합된 그레이 값들이 된다. 이를 양자화 테이블에 저장한다.

사) 히스토그램 병합과정에서 병합되지 않은 그레이 값들 중에서 최대 빈도를 갖는 그레이 값을 찾아 가)~바)의 과정을 반복한다.

위의 과정을 통하여 결정된 양자화 테이블을 이용하여 영상을 비균일 양자화한다. 양자화 과정은 양자화의 대표값을 기준으로 영역의 경계가 되는 부분을 아주 뚜렷하게 구분되게 한다. 따라서, 양자화된 영상은 에지 추출 과정만으로도 동질성과 연결성을 잘 만족하는 영역들로 쉽게 분할될 수 있다. 그러나, 양자화된 영상 내에는 약간의 미소 영역들이 남아 있게 된다. 왜냐하면 영상 내에서 그레이 값의 변화가 심한 곳에서는 양자화 시에 여러 단계의 대표값으로 양자화되기 때문에 많은 미소 영역들이 생기게 된다. 이러한 미소 영역들 때문에 분할의 성능이 매우 떨어진다. 따라서, 후처리 과정을 통하여 이러한 미소 영역들을 제거해 주어야 한다. 본 논문에서는 미소 영역들을 제거하기 위하여 레이블링(labeling) 기법을 이용하여 영역을 융합하였다. 영역 융합 과정은 먼저, 분할된 영상을 레이블링 기법을 이용하여 각각의 영역으로 구분하고, 구분된 영역 내부를 영역의 평균 그레이 값으로 채워 넣는다. 다음으로, 분류된 영역의 크기가 작거나 이웃하는 영역과의 내부 평균값의 차이가 작은 영역들을 이웃하는 영역들에 융합한다. 영역 융합 과정은 미소 영역들과 시각적으로 구분되지 않는 아주 작은 그레이 값의 차를 갖는 영역들을 제거하여 분할의 성능을 높일 수 있다.

3. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서는 제안된 영상 분할의 효율성을 검토할

수 있도록 실제 자연 영상인 House, Lena, Church 영상에 대해서 실험하였다. House 영상은 비교적 간단한 히스토그램 분포를 갖고 Lena와 Church 영상은 아주 복잡한 히스토그램을 갖는다. 실험 영상은 모두 256×256 크기이고 256 그레이 레벨을 가지는 영상이다. 원 영상의 극소 영역과 잡음 성분을 제거하기 위해서는 3×3 크기의 사각형 모양의 구조적 요소를 갖는 CO 필터를 이용하였다. 그림 6은 형태학 필터를 이용하여 영상을 단순화한 결과를 보여준다.



(a)



(b)

그림 6. 형태학 필터를 이용한 영상의 단순화, (a) 원 영상, (b) CO 필터를 이용하여 단순화한 영상.
Fig. 6. Simplification using morphological filter, (a) original image, (b) simplified image.

단순화된 영상은 형태학적 기율기와 히스토그램을 이용한 비균일 양자화 과정을 거친다. 이 때, 히스토그램 클러스터링이 이루어지는데, 영역 내에 분포하는 그레이 값의 정도를 나타내는 임계값을 이용하여 양자화의 정도를 조절할 수 있다. 그림 7은 히스토그램을 이용한 비균일 양자화 과정의 결과를 보여준다.

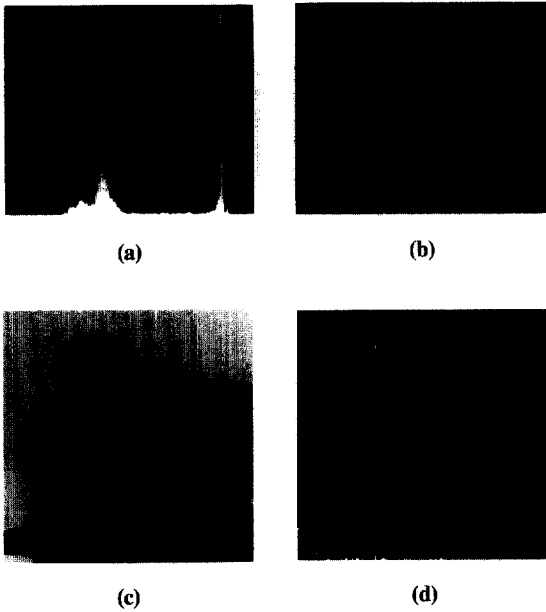


그림 7. 히스토그램 클러스터링을 이용한 비균일 양자화 과정, (a) 형태학적 기울기가 0인 픽셀들의 히스토그램, (b) 클러스터링된 히스토그램, (c) 양자화된 영상, (d) 양자화된 영상으로부터 검출한 에지 영상.

Fig. 7. Nonuniform quantization using histogram clustering, (a) the histogram of zero-gradient pixels, (b) the clustered histogram, (c) the quantized image, (d) the edge of quantized image.

그림 7(d)처럼 양자화 과정 이후에도 영상 내에는 미소 영역들이 존재한다. 이는 원 영상에서 기울기가 급격히 변하는 부분에서 많이 나타난다. 이러한 미소 영역들을 제거하기 위해서 영역 융합 방법을 이용하였는데, 그 결과는 그림 8과 같다.

그림 8(c)는 영역 융합에 의해 미소 영역을 제거하고, 그 내부를 영역의 평균으로 채운 영상이다. 그림 8(c)에서 보듯이 원 영상이 처마, 수통, 창문, 그리고 뒷배경인 하늘로 분할되었음을 알 수 있다. 이는 원 영상을 시각적으로만 보았을 때, 인식되어지는 부분과 비슷하다고 볼 수 있다.

본 논문에서는 제안된 영상 분할 알고리즘을 평가하기 위해서 다양한 히스토그램의 특성을 갖는 영상들에 대해 실험하였다. 그림 9~그림 11은 House, Lena, Church 영상에 대한 실험 결과이다. 그림 9(a)의 House 영상은 비교적 단순한 영상이므로 그림 9(b)처럼 히스토그램의 분포가 크게 두 개의 그레이 값에 집중되어

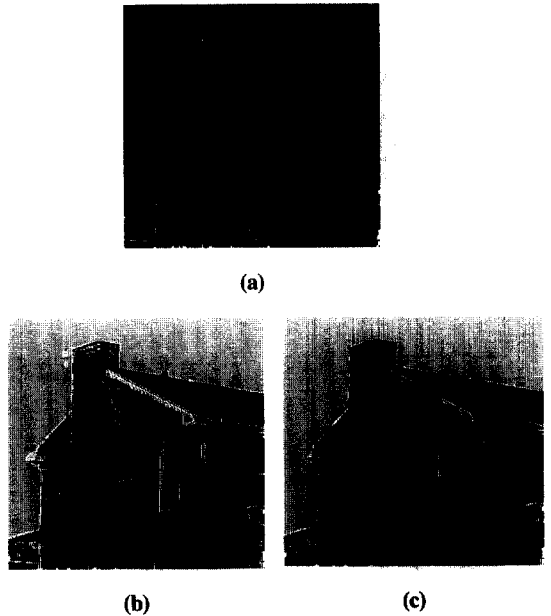


그림 8. 에지 추출 및 영역 융합 과정, (a) 양자화된 영상으로부터 추출한 에지 영상, (b) 영역 별로 평균 값을 취한 영상, (c) 통합된 영상.

Fig. 8. Edge detection and region merging, (a) the edge of quantized image, (b) each of regions has mean value, (c) the merged image.

나타난다. 이를 기존의 방법으로 통합하면 그림 9(c)와 같이 두 개의 그레이 값으로 통합되어 이 값을 이용하여 영상을 분할하면 그림 9(e)와 같이 배경과 집으로만 분할된 결과를 얻는다. 반면에, 제안된 기법에 의해 히스토그램을 통합하면 그림 9(d)처럼 네 개의 양자화의 대표값을 얻을 수 있다. 이를 이용하여 분할한 결과는 그림 9(f)와 같다. 그림 9(f)에는 배경과 집 뿐만 아니라, 창문, 처마 등 더 자세한 부분까지 분할되어 분할의 성능이 향상됨을 알 수 있었다. 그림 10(a)의 Lena 영상과 그림 11(a)의 Church 영상과 같이 복잡한 영상은 그림 10(b)와 그림 11(b)처럼 히스토그램의 굴곡의 변화가 아주 심하게 나타났다. 기존의 방법으로는 이처럼 복잡한 분포를 갖는 히스토그램으로부터 평탄한 영역을 대표할 만한 적당한 그레이 값을 찾을 수 없었다. 그러나 제안된 방법에서는 히스토그램 클러스터링 기법에 의해 그림 10(c)와 그림 11(c)와 같은 히스토그램을 얻을 수 있다. 그리고 이를 이용하여 그림 10(d)와 그림 11(d)와 같이 복잡한 히스토그램 분포를 갖는 영상으로부터 시각적으로 비슷한 그레이 값을 갖는 영역

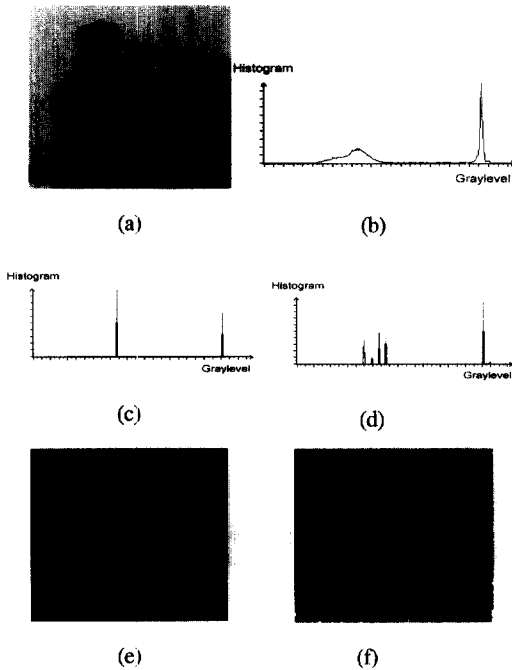


그림 9. House 영상의 실험 결과, (a) 원 영상, (b) 원 영상의 히스토그램, (c) 기존 방법으로 클러스터링된 히스토그램, (d) 제안된 방법으로 클러스터링된 히스토그램, (e) (c)에 의해 분할된 영상, (f) (d)에 의해 분할된 영상.

Fig. 9. The experimental result on House image, (a) original image, (b) the histogram of original image, (c) clustered histogram by conventional method, (d) clustered histogram by proposed method, (e) segmented image using (c), (f) segmented image using (d).

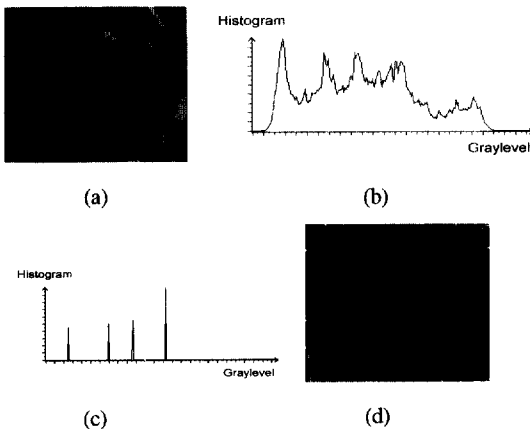


그림 10. Lena 영상의 실험 결과, (a) 원 영상, (b) 원 영상의 히스토그램, (c) 클러스터링된 히스토그램, (d) 분할된 영상.

Fig. 10. The experimental result on Lena image, (a) original image, (b) the histogram of original image, (c) clustered histogram, (d) segmented image.

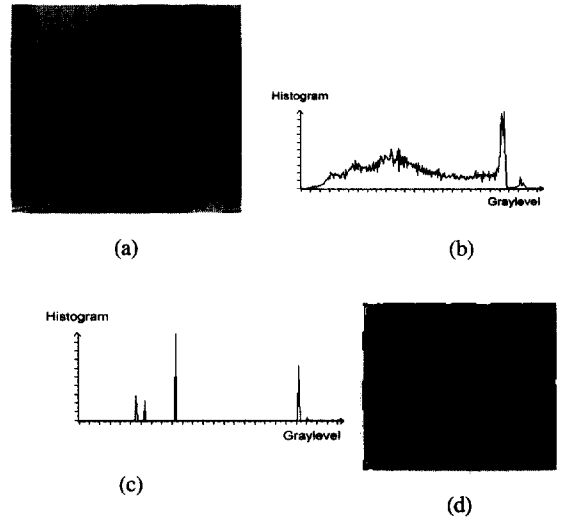


그림 11. Church 영상의 실험 결과, (a) 원 영상, (b) 원 영상의 히스토그램, (c) 클러스터링된 히스토그램, (d) 분할된 영상.

Fig. 11. The experimental result on Church image, (a) original image, (b) the histogram of original image, (c) clustered histogram, (d) segmented image.

으로 분할한 결과를 얻을 수 있었다

3. 결 론

본 논문에서는 기존의 히스토그램을 이용한 영상 분할 방법의 문제점을 개선하는 알고리즘을 제안하였다. 다양상의 히스토그램을 갖는 복잡한 자연 영상에서, 영상 분할의 기준이 되는 값을 정하기 위하여 영상에서 기울기가 0인 그레이 값들만으로 히스토그램을 구하고, 이를 클러스터링 하여 영상 분할의 기준이 되는 양자화의 대표값을 추출하였다. 히스토그램 클러스터링 시에 영역의 공간적 분포를 고려하여, 히스토그램 상에서 큰 빈도를 갖는 그레이 값이지만 영상 내에서 산발적으로 흩어져 있어서 미소 영역을 생성시키는 값들을 양자화의 대표값에서 제외시킴으로써, 기존의 방법보다 영상 분할의 성능을 향상시킬 수 있었다. 또한 양자화의 대표값을 이용하여 영상을 비균일 양자화함으로써, 영상을 양자화의 대표값을 기준으로 불연속 분포를 갖게 하였다. 이는 양자화의 오차를 줄이면서 간단한 추출 기법만으로도 연결성과 동질성을 아주 잘 만족하는 영상으로 쉽게 변환할 수 있게 한다. 제안된 방법을 실제 자연 영상에 대해 실험하여 본 결과 복잡

한 형태를 갖는 히스토그램으로부터 영상의 평탄한 영역을 대표할 수 있는 양자화의 대표값들을 잘 찾아내어 분할의 효과가 상당히 개선되었다.

참 고 문 헌

1. R. Haralick and L. Shapiro, "Survey: Image segmentation technique," *CVGIP*, vol. 29, pp. 100-132, Jan. 1985.
2. S. Horowitz and T. Pavlidis, "Picture segmentation by a tree traversal algorithm," *J. CM*, vol. 23, pp. 368-388, Apr. 1976
3. S. M. Lee, "Low rate video coding using 3-D segmentation with two change detection masks", *ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG93/941*, Nov, 1993.
4. C. K. Chow and T. Kaneko, Boundary detection of radiographic images by a thresholding method, in *Frontiers of Pattern Recognition* (S. Watanabe, Ed.), pp. 61-82, Academic Press, New York, 1972
5. J. S. Weszka and A. Rosenfeld, "Threshold evaluation techniques," *IEEE Trans. Systems Man Cybernet, SMC-8*, pp. 622-629, 1978.
6. J. S. Weszka, R. N. Nagel, and A. Rosenfeld, "A threshold selection technique," *IEEE Trans. Comput.*, C-23, pp. 1322-1326, 1974.
7. D. P. Panda and A. Rosenfeld, "Image segmentation by pixel classification in (gray level, edge value) space," *IEEE Trans. Comput.*, C-27, pp. 875-879, 1978.
8. G. B. Coleman, and H. C. Andrews, "Image segmentation by clustering," *Proceedings of the IEEE*, vol. 67, No. 5, pp. 773-758, May 1979.
9. R. A. Jarvis and E. A. Patrick, "Clustering using a similarity measure based on shared near neighbors," *IEEE Trans. Computers*, vol. C-22, pp. 1025-1034, 1973.
10. Robert M. Haralick, and I. Dinstein, "A spatial clustering procedure for multi-image data," *IEEE Trans. Circuits and Systems*, vol. CAS-22, no. 5, pp. 440-450, May 1975.
11. D. Wang, P. Hakghton, L. Wang, and A. Vincent, "Motion estimation using segmentation and consistency constraint," *Proc. SPIE Conf. Visual Comm. Image Processing*, vol. 3024, pp. 697-708, 1997.