

확률적 방법을 통한 컬러 영상 분할

Color Image Segmentation by statistical approach

강선도*, 유현우**, 장동식*

* 고려대학교 산업시스템정보공학과 (ksd2401@daum.net)

** 연세대학교 인지과학연구소 (paulyhwh@yonsei.ac.kr)

Abstract. Color image segmentation is useful for fast retrieval in large image database. For that purpose, new image segmentation technique based on the probability of pixel distribution in the image is proposed. Color image is first divided into R, G, and B channel images. Then, pixel distribution from each of channel image is extracted to select to which it is similar among the well known probabilistic distribution function- Weibull, Exponential, Beta, Gamma, Normal, and Uniform. We use sum of least square error to measure of the quality how well an image is fitted to distribution. That P.d.f has minimum score in relation to sum of square error is chosen. Next, each image is quantized into 4 gray levels by applying thresholds to the c.d.f of the selected distribution of each channel. Finally, three quantized images are combined into one color image to obtain final segmentation result. To show the validity of the proposed method, experiments on some images are performed.

Keywords: Color image, Segmentation, Probability Distribution, c.d.f

1. 서론

컴퓨터의 성능 향상과 더불어 IT (Information Technology) 산업의 발달로 멀티미디어로 표현되는 정보가 폭발적으로 증가하고 있다. 이 중에서 특히 영상으로 표현되는 정보가 대량으로

증가하고 있는데 이를 효율적으로 검색할 수 있는 내용기반 검색 시스템 (Content-Based Retrieval System)의 연구가 꾸준히 진행되고 있다. 사람이 수작업으로 각각의 영상에 직접 색인하여 검색하는 텍스트 기반 검색 방법과 구별되는 내용기반 검색 방법은 영상 데이터 내용을 대표 할 수 있는 특징을 추출하여 이를 기반으로 검색을 수행하는 방법이다.

영상 내용을 나타낼 수 있는 특징으로는 색상, 질감, 형태 등이 있다. 이 중 색상은 영상을 직관적으로 표현할 수 있기 때문에 단독으로 가장 많이 이용된다. 색상을 표현할 때 가장 손쉬운 방법으로 색상 히스토그램을 추출하여 이용할 수 있다. 그러나 이 방법은 영상을 구성하는 중요한 객체에 대한 정보를 손실하여 정확한 검색에 있어 미흡한 요소로 작용을 하고 있다. 따라서 영상의 중요한 정보인 객체 (Object)를 표현 할 수 있는 연구가 주목 받고 있다. 영상에 있는 객체 정보를 나타내기 위해서는 먼저 객체와 다른 객체 사이를 적절히 분할 (Segmentation) 할 수 있어야 한다. 본 논문에서는 이와 같은 영상분할 문제를 다룬다.

칼라영상의 분할은 영상에 대해 유사한 정보를 가지는 화소끼리 일정한 기준에 따라 점차적으로 통합하여 영상 내에 존재하는 객체(혹은 영역)별로 나누는 것이다. 이러한 방법은 분할의 정도를 어느 수준으로 할 것인가라는 문제에 귀결되며 인간이 인지하는

수준의 분할을 수행한다는 것은 쉽지 않다. 따라서 정확한 객체 분할이 아니라 근사적인 방법으로 영상 내의 동일한 정보나 특징을 가지는 화소 혹은 영역들을 하나의 데이터 군으로 묶어 이 영역간의 유사도를 비교하여 검색해 내는 방법을 실제 검색 시스템에 이용하고 있다. 이 방법이 가능한 이유는 영상간 동일 영상을 검색하는 것이 아니라 유사도가 높은 영상을 검색하는 것이기 때문이다 [1,2,3,4].

본 논문에서는 확률분포를 기반으로 영상을 분할하는 방법을 제안한다. 영상내의 화소의 색상 분포가 임의의 확률밀도함수를 따른다고 가정했을 때 일정 확률 값을 가지는 유사한 화소를 통합 하여 영역으로 표현하면 전체 영상을 표현 할 수 있다. 만약, 영상에서 일정 영역이 다른 영역과 차이가 있다면 화소값들의 색상 히스토그램 분포는 서로 다른 확률밀도함수를 나타낼 것이며, 반대로 유사한 영역은 유사한 분포 특성을 가질 것이다. 궁극적으로 연관되어 있는 색상들은 유사 확률 값을 가지며 이 값을 기준으로 근사적으로 영상을 영역화하여 분할하고자 한다.

2. 영상 분할

영상 분할은 영상의 일정 특징을 중심으로 영상을 영역화하는 것이며 분할의 우수성 정도는 영상 데이터를 적절히 해석하여 일정 특징을 정확하게 추정하는데 달려있다. 본 논문에서는 영상을 구성하는 각 객체내의 화소 값들의 분포가 임의의 분포함수를 따른다고 가정 했을 때 확률의 제반 이론에 적합하게 밀도함수를 선정하고 이에 대한 모수를 추정하여 분할하는 방식이다.

2.1 근사 확률밀도함수 선택 및 모수 추정

영상을 구성하는 화소 값들의 분포는 명도에 관한 대표적인 6 개의 기본 확률밀도함수

$p_{REF}(v), REF = 1,2,\dots,6, v = 0,1,\dots,255$ -지수분포, 정규분포, 균일분포, 베타분포, 갬머분포, 와이블분포-중 하나를 따른다고 가정한다. 그런데 분할하고자 하는 영상의 화소값들의 분포가 6 개의 분포함수 중 어느 것과 유사한지를 선택하는 것은 쉽지 않은 문제다. 본 논문에서는 이를 위해 영상내의 화소값들의 분포를 구하고 이 분포와 6 개의 분포함수 간의 오차를 계산하는 최소제곱 오차법 (Least Square Error)을 사용하여 오차제곱합 (SSE, Sum of squared error)의 값 중 최소값을 갖는 분포함수를 해당영상의 분포함수로 선택한다. 즉, 영상 내의 화소 값들의 분포와 6 개의 기본 확률밀도 함수들의 제곱 간의 거리가 최소가 되는 함수를 선택하는 것이다 [5]. 먼저, 영상의 가로크기를 w , 세로 크기를 h 로 표시하고, $f_C(x,y), x = 0,1,\dots,w-1, y = 0,1,\dots,h-1$ 를 RGB 컬러영상으로, $f_G^i(x,y), i = R,G,B$ 를 $f_C(x,y)$ 에 대한 R, G, B 각각의 채널 영상으로 가정하면, 영상이 주어졌을 때 주어진 영상과 가장 근사한 확률밀도함수는 아래의 단계를 거쳐서 구한다.

STEP 1: 분할하고자 하는 컬러영상 $f_C(x,y)$ 을 R, G, B 채널의 그레이 영상 $f_G^i(x,y), i = R,G,B$ 으로 분리.

STEP 2: 각 채널영상에 대한 확률밀도함수 $p_G^i(v), i = R,G,B$ 를 구한다.

STEP 3: R, G, B 각각의 채널영상에 대해 6 개의 기본 확률밀도함수 $p_{REF}(v), REF = 1,2,\dots,6$ 를 구한다. 이때 모수는 95%의 신뢰수준을 사용하여 추정한다.

STEP 4: 각 채널별로 STEP 2 에서 얻은 영상의 실제 분포 $p_G^i(v)$ 와 STEP 3 에서 얻은 6 개의 기본 확률밀도함수 $p_{REF}(v)$ 와 간의 차이를 최소제곱법으로 계산하여 오차제곱합 (SSE)이 최소인 확률밀도함수 $p_G^i(v)$ 를 채널당 선택.

$$p'_G(v) = \min_{REF} |p'_G(v) - p_{REF}(v)|, \quad \text{for } i = R, G, B, REF = 1, 2, \dots, 6 \quad (1)$$

2.2 확률밴드에 의한 영상 분할

일반적으로, 인지공학 측면에서 인간은 3-4 가지 주요 컬러를 통하여 영상을 인지하는 경향이 있다[6]. 따라서 본 연구에서도 영상은 주요한 4 개의 영역으로 구별할 수 있다고 가정하였다. 이를 위하여 이전 단원에서 선정된 확률밀도함수에 대한 누적분포함수를 구한 후, 이 함수를 4 단계의 균등한 확률구간으로 나누어 각 구간을 하나의 영역으로 표시하였다. 영상은 아래의 3 단계를 거쳐서 분할된다.

STEP 1: R, G, B 채널의 그레이 영상에 누적분포함수 값 4 단계를 적용.

각각의 R, G, B 채널에 대해서 식(1)에서 얻은 근사 확률밀도함수 $p'_G(v)$ 에 대해 채널당 누적분포함수 $F_k(v)$ 를 구한 후, 명도값 v 에 근거하여 확률 25%간격으로 영상을 4 개의 밴드로 분할하는 것이다. 그림 1 은 한 개의 채널의 경우 누적분포함수의 확률밴드에 따른 영상분할의 예를 나타내며 각 밴드별 누적 확률값은 25%로 균등한 차이가 있지만 이에 대한 면적이 다르다는 특징이 있다.

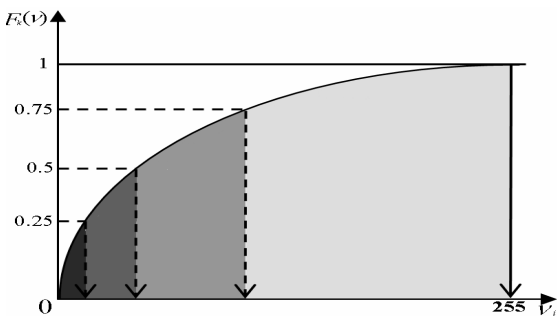


그림 1. 채널당 누적분포함수의 확률밴드에 따른 영상 분할

STEP 2: 중앙값을 밴드의 대표값으로 선정.

$$v_i = \frac{F^{-}(F_{k-1}(v)) + F^{-}(F_k(v))}{2}, \quad i, k = 1, 2, 3, 4 \quad (2)$$

여기서, $F_k^{-}(v)$ 는 $F_k(v)$ 의 역변환 (Inverse Transform) 함수이고, v_i 는 i 번째 밴드에 대한 대표값을, k 는 누적분포함수의 각 단계를 나타낸다.

STEP 1 에서 나눈 4 개의 영역을 표시하기 위해 각 밴드를 대표하는 값을 선정하여야 한다. 본 연구에서는 식 (2)와 같이 밴드의 중앙값을 밴드의 대표값으로 선정하였다. 즉, 밴드 i 의 대표값 v_i 은 누적분포 함수에 대한 역변환 $F^{-}(F_k(v))$ 을 계산하여 해당 단계값과 그 전 단계값 사이의 중앙값을 선택하였다. 그림 2 는 STEP 2 에 대한 내용을 설명한다.

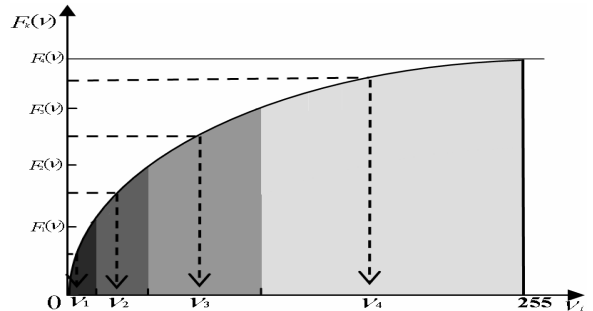


그림 2. 분할된 밴드의 대표값 선정

STEP 3: 채널별 분할된 영상을 통합하여 최종적인 분할된 컬러영상 생성.

각 채널당 4 개의 영역으로 구분된 영상을 통합하여 최종 컬러영상을 얻는다. 채널당 4 개의 명도값 구분이 있으므로 이 때 최종 영상은 최대로 $64 (= 4 \times 4 \times 4)$ 개의 색상 빈(Bin)을 가질 수 있는 컬러영상이다.

위에서 언급한 알고리즘은 동일 확률이나 동일 설정 구간에 있는 화소 들은 같은 영역으로 분할 된다. 따라서 같은 영역이 아님 (outlier)에도 불구하고 같은 확률 설정 구간이라면 동일 영역으로

분류된다. 그러므로 부분적으로 영상에 크게 영향을 주지 못하는 같은 설정 구간 내에 있는 화소는 잡음으로 분류될 수 있다. 이를 보완하기 위하여 모폴로지 기법을 사용하여 영상의 미세부분을 제거하였다.

3. 실험 결과

제안된 알고리즘은 Pentium IV 컴퓨터에서 Matlab 을 사용하여 실험 하였다. 실험에 사용된 영상은 192x128 크기의 ‘해돋이’ (그림 3) 컬러영상 이다.

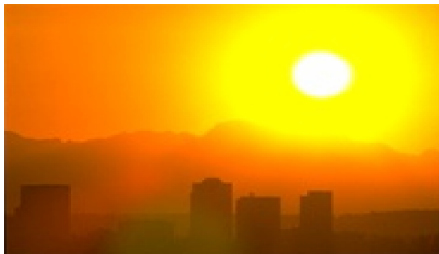


그림 3. ‘해돋이’ 영상

3.1 근사 확률밀도함수 선택 및 모수 추정 결과

표 1은 그림 3 ‘해돋이’ 영상 각각의 R, G, B 채널에 대해 최소제곱법의 오차 제곱 합을 계산하여 낮은 순으로 정렬한 것이다. 결과는 R, G 채널은 베타 분포함수, B 채널은 와이불 분포함수가 가장 낮은 값을 나타내어 각각의 채널에 대해 최적 확률밀도함수로 선택되었다.

Ranking	Function	Sum of Square Error
1	Beta	0.0377
2	Normal	0.254
3	Uniform	0.257
4	Gamma	0.264
5	Exponential	0.271
6	Weibull	0.307

(a)

Ranking	Function	Sum of Square Error
1	Beta	0.0138

2	Uniform	0.0284
3	Normal	0.0330
4	Exponential	0.0354
5	Gamma	0.0355
6	Weibull	0.416

(b)

Ranking	Function	Sum of Square Error
1	Weibull	0.00216
2	Exponential	0.114
3	Beta	0.26
4	Gamma	0.425
5	Normal	0.758
6	Uniform	0.853

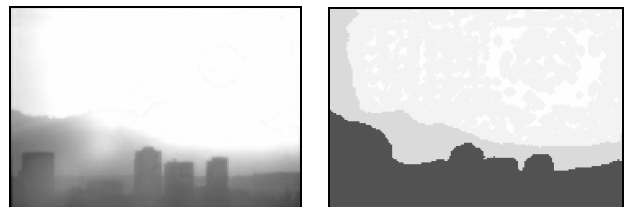
(c)

표 1. ‘해돋이’ 영상에 대한 채널별 오차제곱합 (SSE)

(a) Red 채널 (b) Green 채널 (c) Blue 채널

3.2 확률밴드에 의한 R, G, B 채널 분할 결과

그림 4 (a)은 그림 3 ‘해돋이’ 영상 Red 채널이며 (b)은 (a)영상을 최적의 확률밀도함수 선택 및 모수 추정 과정을 통하여 선정된 베타 분포함수와 이에 대한 누적분포함수를 통한 확률밴드과정을 거친 분할 결과이다. 명도 0(검정색)에서 255(흰색) 사이의 값들 중에서 4 개의 구간으로 분할 되었음을 확인 할 수 있다.



(a)

(b)

그림 4. ‘해돋이’영상 Red 채널 대한 분할: (a) 원 Red 채널 (b) 베타 분포함수를 사용한 분할

그림 5은 그림 4 (b)에 대하여 단원 2.2의 STEP 1,2을 적용하여 각 구간별 분할 과정을 나타낸다. 예를 들어 그림 5의 (a)는 1구간과 2, 3, 4구간을 하나로

통합한 2 개의 영역으로 구분하여 표시한 것이다. (a)에서는 영상의 건물 (1 구간)과 배경 (2,3,4 구간으로 표현되는 구간) 으로 있는 산의 윤곽이 구분되지 않지만 (b)에서는 정확하게 일치하지는 않지만 원 영상과 근사적으로 유사함을 보여주고 있다.

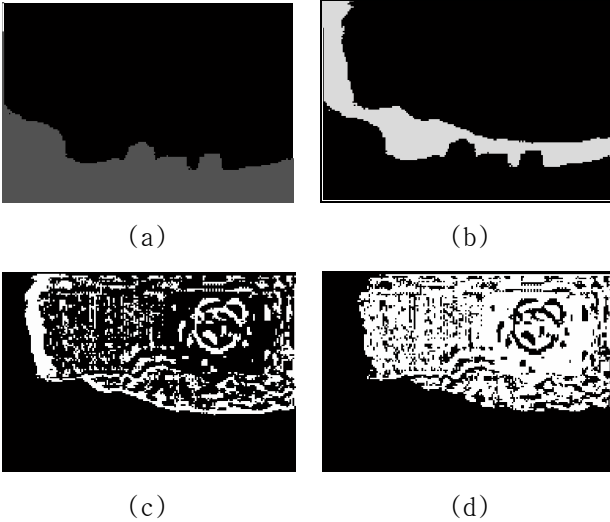


그림 5. 그림 4 (b)에 대한 각 구간과 다른 구간으로 분할: (a) 1구간과 다른 구간 (b) 2 구간과 다른 구간 (c) 3 구간과 다른 구간 (d) 4 구간과 다른 구간

그림 6 (a)는 ‘해돋이’ 영상 Green 채널에 해당하며 (b)는 (a)영상을 베이타 분포함수를 사용하여 분할한 결과이다.

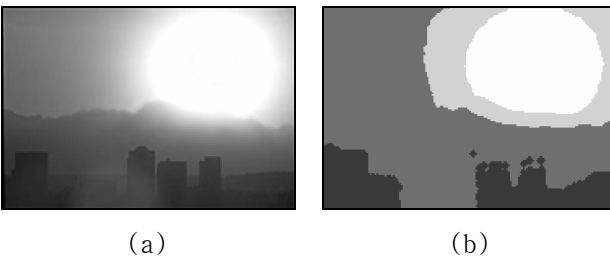


그림 6. ‘해돋이’ 영상 Green 채널 대한 분할: (a) 원 Green 채널 (b) 베이타 분포함수를 사용한 분할

그림 7 은 그림 6 (b)에 대하여 각 구간별 분할 영역을 보여주며, 특히 베이타 확률 밀도함수의 ‘U’ 형 특성에 따라 명도 분포가 낮은 값과 높은 값 부근에 대부분의 화소가

존재하기 때문에 영상의 대조가 매우 높다. 따라서 그림에서 보듯이 ‘해’와 ‘건물’에 해당하는 부분이 뚜렷하게 분할된 결과를 보인다.

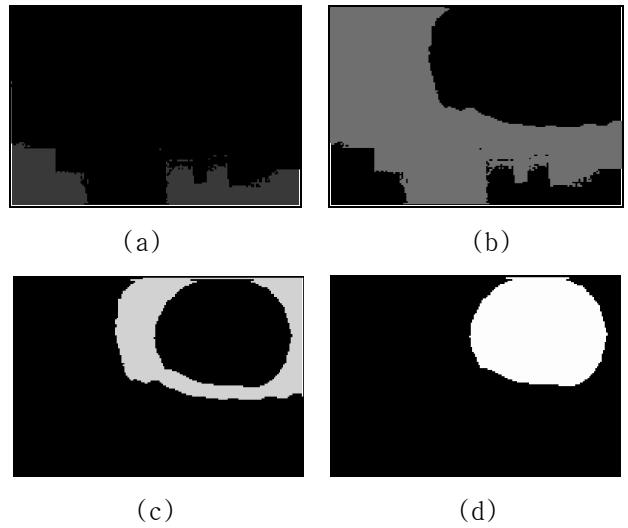


그림 7. 그림 6 (b)에 대한 각 구간과 다른 구간으로 분할: (a) 1구간과 다른 구간 (b) 2 구간과 다른 구간 (c) 3 구간과 다른 구간 (d) 4 구간과 다른 구간

그림 8 (a)은 ‘해돋이’ 영상 Blue 채널에 해당하며 (b)은 와이블 분포함수를 사용하여 (a)영상을 분할 한 결과이다. ‘해’에 해당하는 흰색 부분과 주위의 검정색으로 분할 되었다.

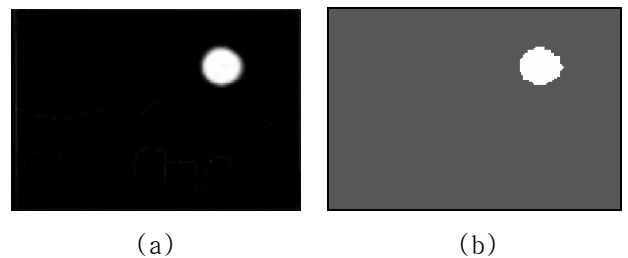


그림 8. ‘해돋이’ 영상 Blue 채널 대한 분할: (a) 원 Blue 채널 (b) 와이블 분포함수를 사용한 분할

그림 9 는 그림 8(b)영상의 분할 구간별 영역을 보여주는데 그림 8 (a)에서 확인 할 수 없는 영상의 전반적 윤곽이나 노이즈(noise) 성분을 확인 할 수 있다. 본 연구에서 이러한 윤곽이나 노이즈은 영상 분할에 미치는 효과가 미비하여

잡음으로 간주될 수 있다. 따라서 이를 제거하기 위해 단원 2.2 에서 언급한 모폴로지 기법을 사용하였다.

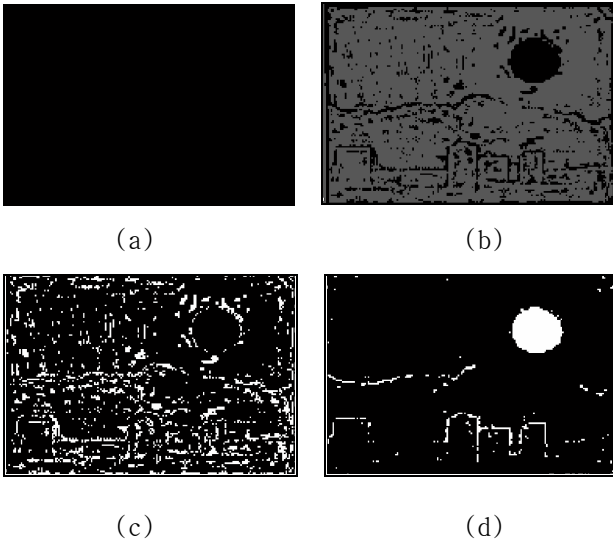


그림 9. 그림 8 (b)에 대한 각 구간과 다른 구간으로 분할: (a) 1 구간과 다른 구간 (b) 2 구간과 다른 구간 (c) 3 구간과 다른 구간 (d) 4 구간과 다른 구간

3.3 컬러 영상 분할 최종결과

그림 10 은 그림 3 ‘해돋이’ 영상에 대해 R, G 그리고 B 채널로 분리한 후 가장 근사한 확률밀도함수들을 사용하여 분할하고 다시 통합한 결과이다. 여기에서 Red, Green 채널은 베이타 분포함수, Blue 채널은 와이블 분포함수가 사용되었다.



그림 10. 근사 분포함수들을 사용한 분할

그림 11 은 6 개 분포함수 중 근사 분포함수 선정과정 없이 3 개의 채널 모두 동일한

분포함수를 적용하여 분할한 결과이다. 지수 분포함수를 사용한 경우(a), 와이블분포함수를 사용한 경우(b), 균일분포함수를 사용한 경우(c)는 원 영상을 묘사하기에 다소간 미흡한 부분이 보인다. 나머지 영상 (d),(e),(f)은 비교적 양호하게 분할되었는데 서로간 유사하게 분할된 점을 확인 할 수 있다. 특히 베이타 분포함수 (e)를 사용할 경우 그림 10 과 매우 유사함을 알 수 있는데 이는 Red, Green 채널에서 베이타 분포함수가 가장 근사한 확률밀도함수로 선정 되었기 때문이다.

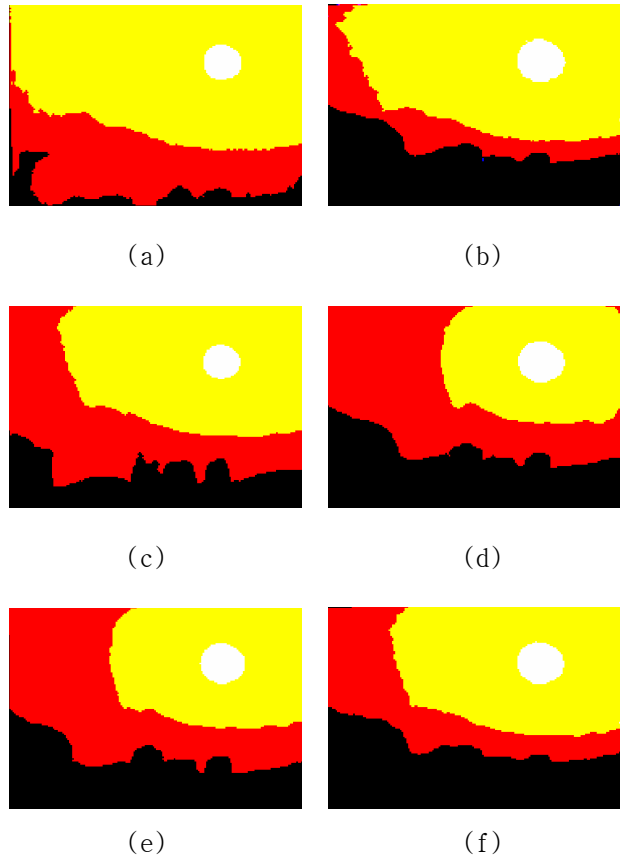


그림 11. 그림 4 영상에 대해 각 분포함수에 의한 분할 결과: (a) 지수 분포함수 사용 (b) 와이블 분포함수 사용 (c) 균일 분포함수 사용 (d) 갠머 분포함수 사용 (e) 베이타 분포함수 사용 (f) 정규 분포함수 사용

4. 결 론

본 논문에서는 객체단위 내용기반 영상 검색을 위한 영상 분할 기법을 제안하였다. 먼저 컬러 영상을 각각 R, G, B 채널의 그레이 영상으로 분할 한 후, 각 그레이 영상에 대해서 화소 값의 분포를 가장 잘 표현할 수 있는 분포 형태를 찾았다. 다음으로 이 분포의 누적확률분포를 기준으로 4 단계로 명도 값을 구분한 후 영상을 분할하였다. 이것은 작은 영역으로 간주될 수 있는 컬러요소를 줄임으로서 인지공학 측면에서 인간은 영상을 인식할 때 주요한 3-4 가지 정도의 색으로 인식한다라는 이론에 부합한다.

그러나 영상 분할 시 컬러만의 확률분포 값에 의존함에 따라 질감 (Texture)이 많은 영상에 대한 적용은 미흡한 점이 발생했다. 따라서 이 부분은 보완해야 할 것으로 생각되고, 또한 제안된 방법의 신뢰성을 높이 기 위해 다양하고 더 많은 영상을 적용해야 할 것으로 생각된다.

References

1. Alberto Del Bimbo, "Visual Information Retrieval," 1-35, 1999.
2. C. Faloutsos, M. Flicker, W. Niblack, D. Petkovic, W. Equitz, and R. Barber, "Efficient and Effective Querying by Image Content," Technical Report, IBM Research Report, 1993.
3. Rafael C. Gonzalez, Richard E, Wood, "Digital Image Processing," 611-626, 2002.
4. Yoo, H.W, Jang, D.S, Jung, S.H., Park, J.H., Song, K.S., "Visual information retrieval system via content-based approach," Pattern Recognition, 35(3), 749-769. 2002.
5. Richard L. Scheaffer, James T. McClave, "Probability and statistics for engineers" 183-251, 358-394, 475-527, 1995.

6. Biederman, I. Human image understanding: Recent research and a theory. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 32, 29-73, 1985.