

그레이 레벨의 분산을 이용한 엔트로피에 기반한 영상 임계화

Image Thresholding based on the Entropy Using Variance of the Gray Levels

권순학*

Soon H. Kwon*

영남대학교 전기공학과

요 약

영상의 세세한 부분에 대한 표현 정확도를 나타내는 엔트로피는 일반적으로 영상이 가진 그레이 레벨의 도수, 즉, 히스토그램을 바탕으로 얻어지며, 영상의 이진화를 위한 지표로 널리 사용되어 왔다. 본 논문에서는 이러한 영상 이진화를 위한 엔트로피 계산에 있어서 히스토그램이 아닌 그레이 레벨의 분산을 이용한 엔트로피를 바탕으로 그레이 영상을 이진화하는 알고리즘을 제안하고, 9개의 시험 영상에 대한 실험과 기존의 영상 이진화 기법인 오투스 기법 및 히스토그램을 이용한 엔트로피 기반의 임계값 결정법과의 비교 및 검토를 통하여 제안된 기법의 효용성을 보인다.

키워드 : 영상 임계화, 히스토그램, 분산, 엔트로피

Abstract

Entropy measuring the richness in details of the image is generally obtained by using the histogram of gray levels in an image, and has been widely used as an index for thresholding of the image. In this paper, we propose an entropy-based thresholding method, where the entropy is obtained not by the histogram but by the variance of the gray levels, to binarize a given image. The effectiveness of the proposed method is demonstrated by thresholding experiments on nine test images and comparison with conventional two thresholding methods, that is, Otsu method and entropy-based method using the histogram.

Key Words : Image thresholding, Histogram, Variance, Entropy

1. 서 론

영상 처리 및 분석에 있어서 이를 용이하게 하기 위하여 영상을 단순화하거나 변환하는 영상 분할(image segmentation)이라는 기법이 널리 활용되고 있다. 이러한 영상 분할을 위한 대표적 기법으로는 영상 임계화(image thresholding)와 윤곽선 검출(edge detection)이 있다. 영상 임계화에 대하여는 많은 연구[1-16]가 이루어져 왔으며 이에 대하여는 참고문헌 [2-4]에 상세히 정리되어 있다. 참고문헌 [3]에서는 기존의 영상 임계화 기법을 각각의 기법에서 사용하는 정보의 종류에 따라 여섯 개의 부류로 분류하고, 각 부류에 속하는 기법에 대한 상세한 설명과 더불어 성능을 분석하고 여러 개의 성능 평가 척도를 결합한 평가 척도를 도입하여 서로간의 성능을 비교 검토 하였다. 이들 여섯 개의 부류에 대하여 간략히 요약 하면 다음과 같다[2,3]: (i) 히스토그램 모양 기반 기법(histogram shape-based methods)[5,6]은 히스토그램의 모양새 특징점, 예를 들면, 마루(peaks), 골(valleys) 및 굽은 점(curvatures)을 기반으로 영상 임계값을 결정하는

기법이며, (ii) 군집화 기반 기법(clustering-based methods)[7-12]은 그레이 영상의 레벨(level)을 나타내는 전체 그레이 레벨을 2개의 군집, 즉, 전경(혹은 대상)과 배경(foreground(or objects) and background)으로 분류하는 최적의 임계값을 결정하고, (iii) 엔트로피 기반 기법(entropy-based methods)[13]은 엔트로피의 최대화가 최대 정보 전달(maximum entropy transfer)을 의미한다는 전제하에 임계값을 결정하기 위하여 전경과 배경의 엔트로피 혹은 원영상(original images)과 이진화된 영상(binialized images)의 교차 엔트로피(cross entropy)를 사용하는 기법이다. (iv) 대상의 속성에 기반한 기법(object attribute-based methods)[14]은 원영상과 이진화된 영상의 특정 속성의 질 혹은 유사도에 기반하여 임계값을 결정하는 기법이며, (v) 공간적 기법(spatial methods)[15]은 임계값 결정을 위하여 그레이 레벨의 분포뿐만 아니라 각각의 픽셀(pixels)과 그 이웃하는 픽셀 사이의 의존적 관계, 예를 들면 상관함수(correlation functions), 동시발생확률(co-occurrence probabilities) 혹은 이차원 엔트로피(2-D entropy) 등을 이용하는 기법이다. 그리고 마지막으로 (vi) 국소적 기법(local methods)[16]으로 이 기법은 영상 전체에 대한 임계값이 아니라 각각의 픽셀에 대한 임계값을 결정하기 위하여 픽셀 주위의 국소적 통계값, 예를 들면 범위(range) 혹은 분산(variance) 등을 이용하는 기법이다.

접수일자 : 2011년 9월 8일

완료일자 : 2011년 10월 15일

* Corresponding author

그러나 이와 같은 영상 임계화 기법 대부분은 참고 문헌 [2]에서도 지적하였듯이 영상이 지니고 있는 어느 특정 정보 (예를 들면, 특정 레벨의 빈도수)를 바탕으로 성능 평가가 이루어지므로 성능 평가를 위해 사용되는 정보 선택의 중요성이 매우 높음을 알 수 있다. 본 논문에서는 이에 근거하여 영상 이진화를 위한 성능평가 지표로 기존의 연구에서 일반적으로 이용되고 있는 분산(variance)과 엔트로피(entropy)를 성능 평가를 위한 정보로 선택하고 이를 결합하여 영상 이진화를 수행하는 알고리즘을 제안한다.

확률 및 통계 분야에서 어떤 확률변수의 분산은 그 확률변수가 확률변수의 위치를 나타내는 기대값으로부터 얼마나 떨어진 곳에 분포하는지를 가늠하는 양이다. 즉, 분산은 확률변수의 값이 얼마나 넓게 퍼져 있는지를 나타낸다 할 수 있다. 기존의 영상 이진화에 관한 연구에 있어서 이러한 분산에 기반한 임계값 결정 기법으로는 Otsu의 임계값 결정법 [7]이 대표적이며, 이의 변형들[8,9]도 널리 사용되고 있다.

엔트로피는 일로 변환할 수 없는 에너지 혹은 시스템이 지니고 있는 통계적인 무질서의 정도를 측정하는 양으로 잘 알려져 있다. 엔트로피는 이러한 이유로 영상 처리 분야에서 널리 사용되고 있으며, 또한 그 효용성이 매우 높은 것으로 알려져 있다[1-4, 13]. 기존에 제안된 엔트로피 기반 영상 임계화 기법에서의 엔트로피 값은 일반적으로 영상이 가진 히스토그램을 바탕으로 얻어진다.

본 논문에서는 이러한 영상 이진화를 위한 엔트로피 계산에 있어서 히스토그램이 아닌 그레이 레벨의 분산을 이용한 엔트로피를 바탕으로 그레이 영상을 이진화하는 알고리즘을 제안하고, 9개의 시험 영상에 대한 실험과 기존의 영상 이진화법인 오츠 기법 및 히스토그램을 이용한 엔트로피 기반의 임계값 결정법과의 비교 및 검토를 통해 제안된 기법의 효용성을 보인다.

서론에 이은 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 기존의 영상 임계화법에 대하여 간략히 기술하고, 3절에서는 본 논문에서 제안하는 그레이 레벨의 분산을 이용한 엔트로피에 기반한 임계값 선정에 관하여 기술한다. 그리고 4절에서는 제안된 알고리즘을 9개의 영상에 실험한 결과 및 고찰을 수행하고, 마지막으로 5절에서는 결론을 맺는다.

2. 기존의 영상 임계화 기법

본 절에서는 기존에 제안되어 널리 사용되고 있는 그레이 영상에 대한 임계화 기법 중에서 본 논문에서 이루어지는 실험 및 결과의 비교 검토를 위해 사용될 두 가지 방법, 즉, 분산에 기반한 임계값 결정법[7-9]과 히스토그램을 이용한 엔트로피에 기반한 임계값 결정법[2-4,13]에 대하여 간략하게 설명한다. 여기서, 그레이 영상 I 는 $[0, L-1]$ 의 그레이 레벨로 구성되며, 그레이 레벨로 i 를 갖는 픽셀의 수, 즉, 히스토그램은 h_i , 전체 픽셀의 수는 $N=h_0+\dots+h_{L-1}$ 으로 나타내기로 한다.

2.1 분산에 기반한 임계값 결정법

분산에 기반한 임계값 결정 기법으로는 Otsu의 임계값 결정법[7]이 대표적이며, 이의 변형들[8,9]도 널리 사용되

고 있다.

Otsu의 임계값 결정법은 $[0, L-1]$ 의 그레이 레벨로 구성된 영상에 대하여 임의의 그레이 레벨 k 에 의해서 분할된 군집, 즉, $C_1 = [0, k]$ 과 $C_2 = [k+1, L-1]$ 의 내부 분산 (within-class variance)을 최소화하거나 혹은 군집간 분산 (between-class variance)을 최대화시킴으로써 임계값을 결정하는 기법이다. 따라서 주어진 영상이 임의의 그레이 레벨 k 에 의하여 $C_1 = [0, k]$ 과 $C_2 = [k+1, L-1]$ 로 분할될 때, 최적의 임계값은 식(1)부터 식(7) 까지를 바탕으로 결정된다[7]:

$$k^* = \arg \min_{0 \leq k \leq L-1} \{H_1\sigma_1^2(k) + H_2\sigma_2^2(k)\} \quad (1)$$

여기서,

$$\sigma_1^2(k) = \sum_{i=0}^k (i - \mu_1)^2 h_i / H_1 \quad (2)$$

$$\sigma_2^2(k) = \sum_{i=k+1}^{L-1} (i - \mu_2)^2 h_i / H_2 \quad (3)$$

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^k i \cdot h_i / H_1 \quad (4)$$

$$\mu_2 = \sum_{i=k+1}^{L-1} i \cdot h_i / H_2 \quad (5)$$

$$H_1 = \sum_{i=0}^k h_i \quad (6)$$

$$H_2 = \sum_{i=k+1}^{L-1} h_i \quad (7)$$

$\sigma_1^2(k), \mu_1, H_1$ 는 각각 분할된 군집 C_1 에 속하는 그레이 레벨의 분산, 평균 및 군집에 속하는 픽셀 수의 합을 나타내며, $\sigma_2^2(k), \mu_2, H_2$ 는 각각 분할된 군집 C_2 에 속하는 그레이 레벨의 분산, 평균 및 군집에 속하는 픽셀 수의 합을 나타낸다.

Liao 등[8]은 Otsu 기법의 계산 시간을 줄이기 위하여 Otsu가 제안한 기법의 성능지표 계산을 간략화하기 위하여 통계 분야에서 널리 사용되는 간략화된 분산 계산법을 이용한 기법을 제안하였으며, 최적의 임계값은 식(8)을 바탕으로 결정된다:

$$k^* = \arg \max_{0 \leq k \leq L-1} \{H_1\mu_1^2(k) + H_2\mu_2^2(k)\} \quad (8)$$

여기서, μ_1, μ_2, H_1, H_2 는 각각 C_1 과 C_2 에 속하는 그레이 레벨의 평균 및 군집에 속하는 픽셀 수의 합을 나타내며 식(4), 식(5), 식(6) 및 식(7)로 결정된다.

Hou 등[9]에 의하여 제안된 최소 분산에 기반한 임계값 결정법은 앞에서 설명한 Otsu의 임계값 결정법의 변형이라 할 수 있으며 $[0, L-1]$ 의 그레이 레벨로 구성된 영상에 대하여 임의의 그레이 레벨 k 에 의해서 분할된 군집, 즉, $C_1 = [0, k]$ 과 $C_2 = [k+1, L-1]$ 의 분산(class variance)을 최소화시킴으로써 임계값을 결정하는 방법이다. 따라서 주어진 영상이 임의의 그레이 레벨 k 에 의해서 두 개의 군집 C_1 과 C_2 로 분할될 때, 최적의 임계값은 식(9)를 바탕으로 결정된다:

$$k^* = \arg \min_{0 \leq k \leq L-1} \{ \sigma_1^2(k) + \sigma_2^2(k) \} \quad (9)$$

여기서, $\sigma_1^2(k), \sigma_2^2(k)$ 는 각각 C_1 과 C_2 에 속하는 그레이 레벨의 분산을 나타내며, 식(2) 및 식(3)으로 결정된다.

2.2 엔트로피에 기반한 임계값 결정법

영상의 세세한 부분에 대한 표현 정확도를 나타낼 목적으로 널리 사용되고 있는 엔트로피를 이용한 임계값 결정 기법으로 다양한 기법들[3,4,13]이 제안되어 있지만, 여기서는 엔트로피 기반 임계값 결정법의 원형격인 Pun[13]의 임계값 결정법에 대하여 간략하게 설명한다. Pun 기법에 의한 최적의 임계값은 히스토그램에 대한 엔트로피를 바탕으로 식(10)과 같이 결정된다:

$$k^* = \arg \max_{0 \leq k \leq L-1} \left\{ - \sum_{i=0}^k p(i) \log p(i) - \sum_{i=k+1}^{L-1} p(i) \log p(i) \right\} \quad (10)$$

여기서, $p(i)$ 는 그레이 레벨 i 의 히스토그램을 영상 I 의 전체 픽셀 수 N 으로 나눈 것으로 그레이 레벨 i 가 나타날 확률 $p(i) = h_i/N$ 을 나타낸다.

참고문헌 [2]에서는 계산상의 편의 및 성능 비교 검토를 용이하게 하기 위하여 로그(log) 함수의 밑을 2로 설정하고 임계값 k 에 의하여 구분된 2개의 군집 각각에 대한 히스토그램의 합을 이용한 식(11)의 성능지표를 사용하였다.

$$k^* = \arg \max_{0 \leq k \leq L-1} \{ -p_1 \log_2 p_1 - p_2 \log_2 p_2 \} \quad (11)$$

여기서, p_1 과 p_2 는 임계값 k 에 의하여 구분된 두개의 군집 1과 2에 속하는 히스토그램의 합을 전체 픽셀 수 N 으로 나눈 값을 나타내며 다음과 같이 계산된다.

$$p_1 = \sum_{i=0}^k h_i / N$$

$$p_2 = \sum_{i=k+1}^{L-1} h_i / N$$

3. 그레이 레벨의 분산을 이용한 엔트로피에 기반한 임계값 선정

앞에서 설명한 바와 같이, 어떤 확률변수의 값들이 그 확률변수의 기대값으로부터 얼마나 떨어진 곳에 분포하는지를 가늠하는 양인 분산과 통계적인 무질서의 정도를 측정하는 양인 엔트로피는 영상의 이진화를 위한 정보로 널리 사용되고 있다. 이 때 엔트로피는 일반적으로 히스토그램에 기반하여 계산되어진다.

본 절에서는 영상 이진화를 위한 엔트로피 계산에 있어서 히스토그램이 아닌 그레이 레벨의 분산을 이용한 엔트로피를 바탕으로 그레이 영상을 이진화하는 알고리즘을 제안한다. 설명의 편의를 위하여 0 부터 $L-1$ 까지의 그레이 레벨을 갖는, 즉, 그레이 레벨이 $[0, L-1]$ 에 속하는 영상에 대하여 임의의 그레이 레벨 k 에 의해서 분할된 두개의 군집을 앞에서와 같이 $C_1 = [0, k]$ 과

$C_2 = [k+1, L-1]$ 라 한다. 이 경우, 각각의 군집에 속하는 그레이 레벨의 분산, $\sigma_1^2(k)$ 과 $\sigma_2^2(k)$ 을 구하면 2.1절에서 나타난 식(2) 및 식(3)과 같으며 이를 다시 쓰면 다음과 같다:

$$\sigma_1^2(k) = \sum_{i=0}^k (i - \mu_1)^2 h_i / H_1 \quad (12)$$

$$\sigma_2^2(k) = \sum_{i=k+1}^{L-1} (i - \mu_2)^2 h_i / H_2 \quad (13)$$

여기서,

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^k i \cdot h_i / H_1$$

$$\mu_2 = \sum_{i=k+1}^{L-1} i \cdot h_i / H_2$$

$$H_1 = \sum_{i=0}^k h_i$$

$$H_2 = \sum_{i=k+1}^{L-1} h_i$$

단, h_i 는 영상 I 에서의 그레이 레벨 i 를 갖는 픽셀 수를 나타내고 N 은 영상 전체 픽셀 수를 나타낸다.

세세한 부분에 대한 표현 정확도를 나타낼 목적으로 널리 사용되고 있는 엔트로피는 그 값이 크면 클수록 영상의 세부를 보다 잘 표현한다고 알려져 있다. 본 절에서는 기존의 엔트로피 기반 임계값 결정법을 개선한 그레이 레벨의 분산을 이용한 엔트로피에 기반하여 주어진 영상을 이진화하는 영상 임계화 기법을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 분산을 이용한 엔트로피에 기반하여 주어진 영상을 이진화하는 임계값 k^* 를 선정하는 알고리즘을 요약하면 다음과 같다:

[Step 1] 초기 임계값으로 $k=0$ 을 설정한다.

[Step 2] 전체 그레이 레벨 $[0, L-1]$ 을 임계값 k 를 사용하여 두 개의 영역, 즉, $C_1 = [0, k]$ 과 $C_2 = [k+1, L-1]$ 로 분할한다.

[Step 3] 그레이 레벨 k 에 의해서 분할된 두 개의 군집 C_1 과 C_2 각각에 속하는 그레이 레벨의 분산, $\sigma_1^2(k)$ 과 $\sigma_2^2(k)$ 을 식 (12) 및 (13)을 이용하여 구한다.

[Step 4] [Step 3]에서 구한 $\sigma_1^2(k)$ 과 $\sigma_2^2(k)$ 을 이용하여 식(14)로 주어진 엔트로피 $E(k)$ 값을 계산한다.

$$E(k) = -p_{C_1} \log p_{C_1} - p_{C_2} \log p_{C_2} \quad (14)$$

여기서,

$$p_{C_1} = \frac{\sigma_1^2(k)}{\sigma_1^2(k) + \sigma_2^2(k)}$$

$$p_{C_2} = \frac{\sigma_2^2(k)}{\sigma_1^2(k) + \sigma_2^2(k)}$$

[Step 5] $k=L-1$ 인지를 확인하고, $k=L-1$ 이면 아래의 [Step 6]으로 가고, 그렇지 않으면 $k=k+1$ 로 설정한 후 [Step 2]로 돌아간다.

[Step 6] 식(15)를 이용하여 최적의 임계값 k^* 를 선정한다.

$$k^* = \arg \max_{0 \leq k \leq L-1} E(k) \quad (15)$$

4. 실험결과 및 고찰

본 절에서는 영상의 임계화 기법 시험을 위한 영상으로 널리 사용되고 있는 그림 1에 나타난 영상1부터 영상9 까지 9개의 그레이 영상들(그레이 레벨 : 0 ~ 255)에 대하여 실험을 수행하여 본 논문에서 제안된 분산과 엔트로피에 기반한 임계값 결정 기법의 효용성을 보이기로 한다. 제안된 기법의 성능 비교를 위하여 기존의 그레이 영상 이진화를 위한 임계값 결정법 중에서 분산을 사용한 Otsu 기법[7] (식(1)~식(7) 참조)과 엔트로피 기반 기법[2](식(11) 참조)과의 비교 및 검토를 통하여 제안된 기법의 효용성을 확인한다.



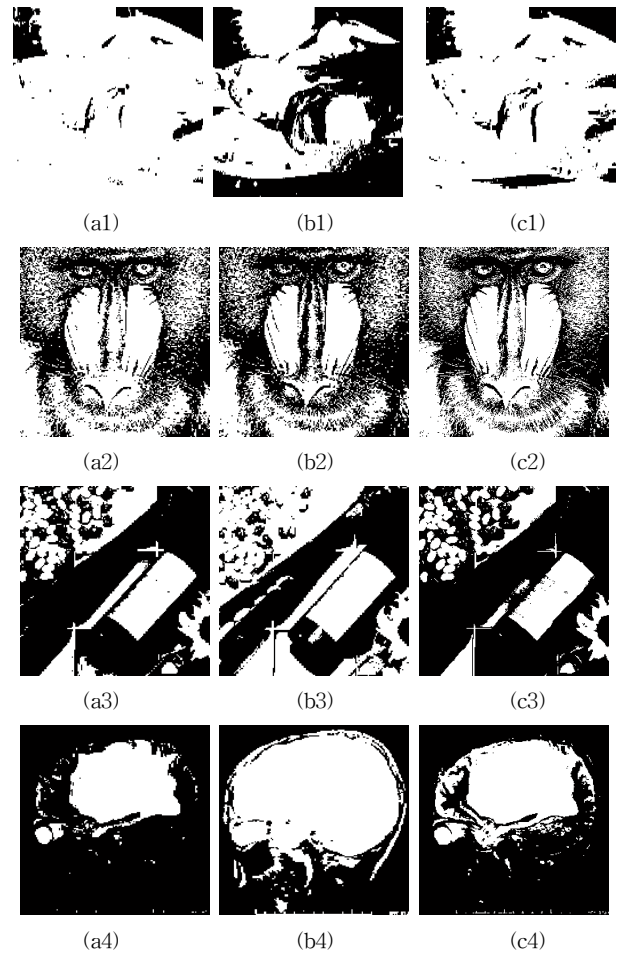
그림 1. 시험 영상
Fig. 1. Test images

표 1은 Otsu 기법, 엔트로피 기반 기법 및 제안된 기법에 의하여 계산된 임계값을 나타낸다.

표 1. 오츠기법, 엔트로피기법 및 제안 기법에 의한 임계값
Table 1. Threshold values obtained by the Otsu, entropy, and the proposed methods.

영상	Otsu 기법	엔트로피 기법	제안 기법
영상1	157	229	181
영상2	123	131	124
영상3	93	67	101
영상4	116	58	100
영상5	99	157	127
영상6	88	143	108
영상7	46	24	53
영상8	78	51	78
영상9	101	96	103

그림 2는 표 1에 나타난 임계값을 이용하여 원영상 영상1 부터 영상9 까지를 임계화한 영상을 나타낸다. 그림 2에서 그림 2 (a#)는 Otsu 기법에 의하여 임계화된 영상을 나타내고, 그림 2 (b#)는 엔트로피 기법에 의하여 임계화된 영상을 나타내며, 그림 2 (c#)는 제안 기법에 의하여 임계화된 영상을 나타낸다. 단, # = 1,...,9 이다.



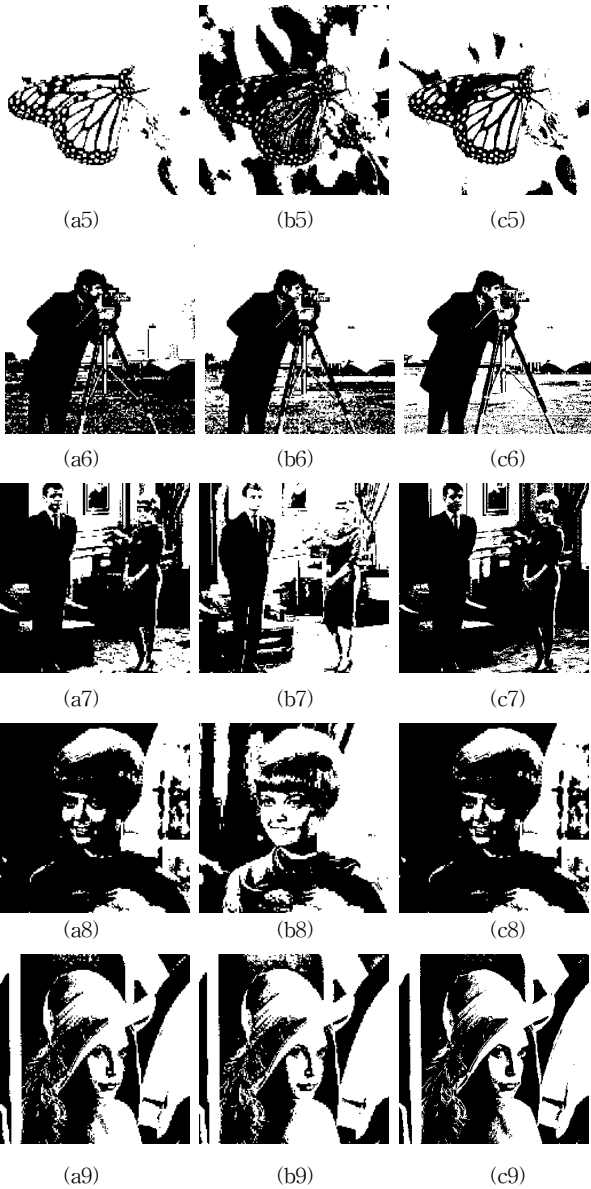


그림 2. 임계화된 영상: (a#)Otsu 기법, (b#)엔트로피 기법, (c#)제안 기법, (# = 1,...,9)

Fig. 2. Thresholded images: (a#)Otsu's method, (b#)entropy method, (c#)the proposed method, (# = 1,...,9)

그림 2를 보면 시각적으로 판단할 때 제안된 방법에 의하여 임계화된 영상인 그림 2 (c1) - (c9) 중에서 (c6)를 제외한 대부분의 영상이 Otsu 기법에 의하여 임계화된 영상 그림 2 (a1) - (a9) 에 비하여 세세한 부분까지 보다 상세히 표현하고 있거나 혹은 거의 유사함을 알 수 있다. 이러한 결과는 본 논문에서 제안된 기법이 단순히 분산의 최소화를 추구하는 Otsu 기법과는 달리 분산을 이용한 엔트로피를 최대화시키는 임계값을 선정하도록 설계되어 있기에 예견되는 결과라 할 수 있다. 단, '영상6'에 대하여 본 논문에서 제안된 방법에 의하여 임계화된 영상인 그림 2 (c6)와 Otsu에 의하여 제안된 방법에 의하여 임계화된 영상인 그림 2 (a6)를 비교해 보면 그림 2 (a6)는 영상 우측의 타위를 잘 표현하고 있는 반면 타위를 제외한 나머

지 부분의 표현이 세세하지 못함을 알 수 있다. 이에 반하여 그림 2 (c6)는 우측 하단의 타위 부분은 세세하게 표현되고 있지 않지만 그 외의 부분에 대하여는 오츠 기법의 영상보다 더 상세하게 표현되고 있음을 알 수 있다.

마찬가지로 히스토그램을 이용한 엔트로피에 기반하여 임계화(이하, 히스토그램-엔트로피 기반 임계화라 함)된 영상인 그림 2 (b1) - (b9)와 본 논문에서 제안된 기법(이하, 분산-엔트로피 기반 임계화라 함)에 의하여 임계화된 영상인 그림 2 (c1) - (c9)을 비교해 보면 시각적으로 판단 할 때 다양한 차이가 있음을 알 수 있다. 영상 1의 경우, 히스토그램-엔트로피 기반으로 임계화된 영상이 분산-엔트로피 기반으로 임계화된 영상에 비하여 세부를 보다 더 자세히 표현하고 있음을 알 수 있다. 반면에 나머지 영상인 영상2부터 영상9까지는 분산-엔트로피를 기반으로 임계화된 영상이 히스토그램-엔트로피를 기반으로 임계화된 영상보다 세세한 부분을 보다 더 선명하게 표현하고 있거나 혹은 유사함을 알 수 있다.

이를 종합하면, 기존의 임계화 기법인 Otsu 기법 및 히스토그램-엔트로피에 기반한 임계화 기법과 유사하거나 혹은 더 좋은 임계화 결과를 보이는 본 논문에서 제안된 임계화 기법의 유용성을 확인할 수 있다.

5. 결 론

영상의 이진화를 위하여 영상이 갖고 있는 그레이 레벨의 분산을 이용하는 기법과 히스토그램을 이용한 엔트로피에 기반한 영상 이진화 기법들이 개발되어 널리 사용되어 왔다. 이와 같은 영상 이진화에 대한 엔트로피의 응용에 있어서 엔트로피 값은 임계값에 의하여 두 개의 군집으로 분리된 영상이 가진 히스토그램을 바탕으로 얻어진다. 본 논문에서는 이러한 영상 이진화를 위한 엔트로피 값 계산에 있어서 히스토그램이 아닌 그레이 레벨의 분산을 이용한 엔트로피를 바탕으로 그레이 영상을 이진화하는 알고리즘을 제안하고, 9개의 시험 영상에 대한 실험과 기존의 영상 이진화법인 오츠 방법 및 히스토그램을 이용한 엔트로피 기반의 임계값 결정법과의 비교 및 검토를 통하여 제안된 기법의 효용성을 보였다.

추후 연구과제로는 첫째, 본 논문에서 제안한 방법에 대한 정량적 및 수학적 해석이 이루어져야 한다고 사료된다. 둘째로는 그레이 레벨의 분산뿐만 아니라 다른 정보, 예를 들면 그레이 레벨의 중심 위치에 관한 정보 등등의 활용에 관한 연구를 들 수 있으며 이들에 관한 연구가 현재 진행되고 있다.

참 고 문 헌

- [1] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, and S. L. Eddins, *Digital Image Processing using MATLAB*, Pearson, NJ, 2004.
- [2] 권순학, "엔트로피 및 평균밝기오차의 절대값에 기반한 임계값 결정," *한국지능시스템학회논문지*, 제 21권, 3호, pp. 347-352, 2011.
- [3] M. Sezgin, and B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative perform-

ance evaluation," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 13, no. 1, pp. 146-165, 2004.

[4] P. S. Sahoo, S. Soltani, and A. Wong, "A survey of thresholding techniques," *Comput. Vision Graphics Image Process*, vol. 41, no. 2, pp. 233-260, 1988.

[5] D. M. Tsai, "A fast thresholding selection procedure for multimodal and unimodal histograms," *Pattern Recognition Lett.*, vol. 16, no. 6, pp. 653-666, 1995.

[6] 단나, 서석태, 박혜공, 권순학, "평면 곡선에 기반한 다중 임계값 결정," *한국지능시스템학회논문지*, 제 20 권, 2호, pp. 279-284, 2010.

[7] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Trans. Systems Man. Cybernet.*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, 1979.

[8] P.-S. Liao, T.-S. Chen, and P.-C. Chung, "A Fast Algorithm for Multilevel Thresholding," *Journal of Information Science and Engineering*, vol. 17, no. 5, pp. 713-727, 2001.

[9] Z. Hou, Q. Hu, and W.L. Nowinski, "On minimum variance thresholding", *Pattern Recognition Lett.*, vol. 27, no. 14, pp. 1143-1154, 2006.

[10] S.H. Kwon, "Threshold selection based on cluster analysis," *Pattern Recognition Lett.*, vol. 25, no. 9, pp. 1045-1050, 2004.

[11] H.-F. Ng, "Automatic thresholding for defect detection," *Pattern Recognition Lett.*, vol. 27, no. 14, pp. 1644-1649, 2006.

[12] S.H. Kwon, H.C. Jeong, S.T. Seo, I.K. Lee, and C.S. Son, "Histogram equalization-based thresholding," *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, vol. E91-D, no. 11, pp. 2751-2753, 2008.

[13] T. Pun, "A new method for gray-level picture threshold using the entropy of the histogram," *Signal Process*, vol. 2, no. 3, pp. 223-237, 1980.

[14] L. K. Huang and M. J. Wang, "Image thresholding by minimizing the measure of fuzziness," *Pattern Recognition*, vol. 28, no. 1, pp. 41-51, 1995.

[15] Suk Tae Seo, Hye Cheun Jeong, In Keun Lee, Chang Sik Son, and Soon H. Kwon, "Plausibility-based Approach to Image Thresholding," *IEICE Trans. on Information and Systems*, vol. E92-D, no. 10, pp. 2167-2170, 2009.

[16] J. Sauvola and M. Pietaksinen, "Adaptive document image binarization", *Pattern Recognition*, vol. 33, no. 2, pp. 225-236, 2000.

저 자 소 개



권순학(Soon H. Kwon)

1983년 : 서울대학교 제어계측공학과 (공학사)

1985년 : 서울대학교대학원 제어계측공학과 (공학석사)

1995년 : 동경공업대학 총합이공학연구과 (공학박사)

1996년 ~ 현재 : 영남대학교 전기공학과 교수

2002년~2003년 : U.C. Berkeley, USA 방문교수

2010년~2011년 : Washington State Univ., USA 겸임교수

관심분야 : Computational vision, Intelligent systems

E-mail : shkwon@yu.ac.kr