

# 자동적인 여러 임계값 결정 기법

이 한 박 래홍  
서강 대학교 전자 공학과

Automatic Multithreshold Selection Method

Han Lee<sup>o</sup> Rae-Hong Park  
Dept. of Electronic Eng., Sogang University

## ABSTRACT

This paper presents a new automatic multi-threshold selection method which is based on the threshold selection method proposed by Otsu. This method can overcome some of limitations of the Otsu's method. An optimal threshold is selected by the new criterion so as to maximize the separability in all subregions. To get multiple thresholds, the procedure may be recursively applied to the resultant classes which are determined by the proposed evaluation measure.

## 1. 서 론

주어진 영상을 의미있는 영역으로 분리해 내고 이들을 labeling하는 과정은 영상인식, 영상분석 및 추적에 있어서 가장 먼저 수행되어야 할 필수적인 과정이다. 영상분할이란 영상을 어떤 공통적인 성질을 갖는 부분들로 분리시키는 과정이다. 영상분할 방법에는 각 영상의 그레이 레벨(gray level)등과 같은 feature의 히스토그램(histogram)으로부터 화소단위로 어느 영역에 속하는가를 판정하는 thresholding 방법과 주변 화소와 비교하여 동일한 영역을 넓혀나가는 region growing 방법등이 있다.<sup>[1,2]</sup>

본 논문에서는 주어진 영상의 히스토그램을 이용하여 자동적으로 여러 threshold를 결정하는

기법을 다루었다. 영상이 서로 다른 그레이 레벨 범위를 갖는 두 영역으로 구성되어 있는 이상적인 경우라면, 영상의 그레이 레벨 히스토그램은 두 개의 그레이 레벨 범위에 상응하는 위치에서 peak를 나타내게 된다. 이런 영상은 각 peak를 분리하는 threshold를 선택함으로써 분할될 수 있다. 그러나 대부분의 영상에서는 peak 사이에 명확한 cut-bottom이 존재하기 보다는 잡음등의 영향으로 valley의 폭이 넓고 평탄하게 이어져 threshold를 결정하기 어려우므로, 이를 효과적으로 극복하고 정확한 threshold를 선택하기 위한 여러 방식이 제안되어 있다.<sup>[3]</sup>

Otsu는 그레이 레벨 분포의 영역간 분산값 BCV (Between Class Variance)가 최대인 점을 threshold로 결정하는 방법을 제안하였다. 더 나아가 Otsu는 자신의 알고리즘이 간단하고 효과적임을 자신이 제안한 정규화된 평가 기준을 사용하여 증명하였다.<sup>[3]</sup> Otsu가 사용한 영역의 separability를 평가하는 기준이 되는 BCV의 특성에 의해, 원 영상의 히스토그램이 trimodal 분포를 갖는 경우, Otsu의 방법으로 1개의 threshold로만 영역을 분할하면 그림 1 (e)와 같이 히스토그램 분포에서 중간 영역의 peak 부분 BCV값이 최대가 되어 threshold로 결정된다. 결과적으로, 물체의 일부가 배경으로 잘못 분할되는 그림 1 (a)와 같은 결과를 얻게된다. 결국 그림 1 (c)와 같이 2개의 threshold로 영역과 영역 사이의 경계를 나눌때만

정확한 영역분할이 가능하다. 그러나 256 그레이 레벨을 갖는 영상에 대해 Otsu의 방법으로 threshold를 2개 결정하는 경우는, 이론적으로 1개의 threshold를 결정하는 시간의 128 배의 연산 시간이 필요하다. 실제적으로 CDC CYBER 컴퓨터로 수행 시간을 계산한 결과 그림 1 (a) 같이 1개의 threshold를 결정하는 경우 2.7 초이던 것이 그림 1 (c) 같이 2개를 결정하는 경우 337 초로 125 배 정도의 급격한 시간 증가가 측정되었다. 본 논문에서는 Otsu의 방법이 나타내는 문제점들을 해결할 수 있는 새로운 알고리즘을 제안한다.

2. 제안한 알고리즘

(1) 변형된 영역 separability 평가 기준

주어진 영상의 그레이 레벨이  $[0, 1, \dots, L-1]$ 의 범위를 갖고  $i$  번째 level의 화소수와 확률을 각각  $n_i, p_i$  라고 하자. 임의의 threshold  $k$ 를 중심으로  $[0, \dots, k]$ 와  $[k+1, \dots, L-1]$ 의 두 영역으로 나눌 때 각 영역의 확률을 각각  $w_0, w_1$  이라하고 평균 level을 각각  $u_0, u_1$  이라하며, 전체 영상의 평균 level을  $u_T$  라 할 때 새로이 제안된 영역의 separability를 평가하는 기준이 되는 변형된 영역간 분산값 MBCV ( Modified Between Class Variance )는 다음과 같이 정의된다.

$$MBCV(k) = \frac{BCV(k)}{1 + \frac{n_k}{\max_{0 \leq i < L} n_i}} \quad [4]$$

여기서  $BCV(k)$ 는 다음과 같이 정의된다.

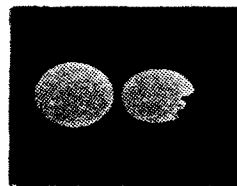
$$BCV(k) = w_0 * (u_0 - u_T)^2 + w_1 * (u_1 - u_T)^2$$

$$= w_0 * w_0 * (u_0 - u_1)^2$$

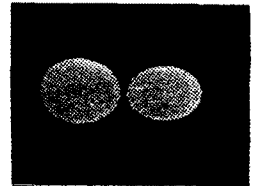
Optimal threshold  $k^*$ 는 MBCV를 최대로 하는  $k$ 값이 된다. 즉

$$MBCV(k^*) = \max_{0 \leq k < L} MBCV(k)$$

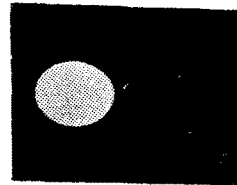
이 기법은 원 영상의 히스토그램에서 얻어진 BCV값을 히스토그램에 비례하는 성질을 갖고 1에서 2까지의 변화 범위를 갖는 히스토그램 factor로 나누어 준, 새로운 형태의 영역 separability 평가 기준인 MBCV 값을 최대로 하는 점을 threshold로 결정하는 방법이다. BCV 곡선이 히스토그램 peak 영역에서는 상대적으로 큰 weight의 히스토그램 factor로 나뉘어지므로, MBCV는 작은 값을 갖게 된다. 그러나 히스토그램의 valley 영역에서는 BCV 곡선이 비교적 작은 weight의 히스토그램 factor로 나뉘어지므로, MBCV는 상대적으로 큰 값을 갖게 된다. 결과적으로, 그림 1 (c)와 같이 MBCV는 영역과 영역 사이의 valley 부분에서 최대값을 갖게되어 그림 1 (b) 와 같이 물체와 배경이 정확히 나뉘어지는 optimal한 threshold를 결정할 수 있다.



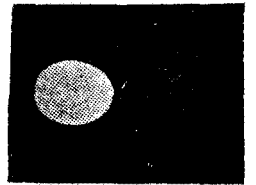
(a) Otsu의 방법 th 1개



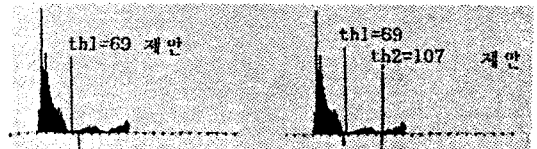
(b) 제안한 방법 th 1개



(c) Otsu의 방법 th 2개



(d) 제안한 방법 th 2개



(e) threshold 1개

(f) threshold 2개

그림 1. 실험 결과와 히스토그램 비교

(2) threshold를 여러개 결정하는 경우

Otsu의 방법으로 threshold를 2개 결정하는 경우는, 히스토그램 상에서 중복되지 않는 2개의 가능한 모든 level들의 조합에 대해 그 level을 경계로 영역을 나눈

뒤 각각에 대한 BCV를 계산하여 비교하는 형태이므로, 한번 결정된 threshold라 해도 threshold 수를 늘려서 새롭게 결정되는 threshold들과는 연관 관계가 전혀 없기 때문에 계산에 있어서 중복 (redundancy)을 줄일 수 없다.

제안한 방법으로 여러개의 threshold를 결정하는 방법을 간단히 설명하면 다음과 같다. MBCV 값이 그레이 레벨  $k_1$ 일 때 최대가 되었다면 threshold 1은  $k_1$  값으로 결정된다. 이제 threshold  $k_1$  값을 중심으로  $c_0 [0, \dots, k_1]$  와  $c_1 [k_1+1, \dots, L-1]$ 의 두 영역으로 나눌 수 있고, 두 영역 중에서 2 번째 threshold 후보점이 있을 확률이 높은 영역을 판단하는 기준으로는 다음과 같은 비교 기준을 제안하여 사용하였다. 즉

비교 기준 = ( 영역 화소수 ) \* ( 영역 최대 BCV )  
 두 영역의 비교 기준은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\text{영역 } c_0 \text{의 비교 기준} = \left( \sum_{i=0}^{k_1} n_i \right) * \left\{ \max_{0 \leq i < k_1} BCV(i) \right\}$$

$$\text{영역 } c_1 \text{의 비교 기준} = \left( \sum_{i=k_1+1}^{L-1} n_i \right) * \left\{ \max_{k_1+1 \leq i < L} BCV(i) \right\}$$

이 비교 기준으로 이미 결정된 threshold를 중심으로 나뉘어진 영역 중에서 화소수도 비교적 많고, 영역 자체의 separability 또한 상대적으로 큰 영역을 선택할 수 있다. 그러므로  $c_0, c_1$  중에 비교 기준의 값이 큰 영역은 optimal한 threshold 2가 있을 확률이 높은 영역이 된다.  $c_0, c_1$  영역 중에서 비교 기준이 큰 영역을 선택해서 동일한 방식으로 그 영역에 대한 MBCV가 최대가 되는 점을 optimal threshold 2로 결정한다. 즉 optimal threshold 2인  $k_2$ 는  $c_0, c_1$  영역의 비교 기준의 크기에 따라 해당 영역의 MBCV를 최대로 하는  $i$  값이 된다.

a. 영역  $c_0$ 의 비교 기준  $\geq$  영역  $c_1$ 의 비교 기준

$$MBCV(k_2) = \max_{0 \leq i < k_1} MBCV(i) = \max_{0 \leq i < k_1} \frac{BCV(i)}{1 + \frac{n_i}{\max_{0 \leq i < k_1} n_i}}$$

b. 영역  $c_0$ 의 비교 기준 < 영역  $c_1$ 의 비교 기준

$$MBCV(k_2) = \max_{k_1+1 \leq i < L} MBCV(i) = \max_{k_1+1 \leq i < L} \frac{BCV(i)}{1 + \frac{n_i}{\max_{k_1+1 \leq i < L} n_i}}$$

Threshold를 3개 결정하는 경우에는 동일한 방식으로 이미 결정된 threshold  $k_1, k_2$ 를 경계로 나뉘어진 영역  $c_0, c_1, c_2$ 에 대해 제안한 비교 기준이 가장 큰 영역을 찾아 그 영역의 MBCV를 최대로 하는 점을 3 번째 optimal threshold인  $k_3$ 로 결정한다. Threshold 수가 3개 이상 증가하여도 동일한 방식으로 optimal threshold를 구할 수 있다.

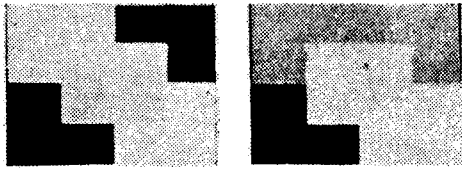
### 3. 실험 결과

실험에 사용된 영상은 모두 256x256 어레이, 256 그레이 레벨을 갖는 영상이며, 실험은 IBM-PC/XT와 CDC-CYBER 170-825 컴퓨터로 수행하였다. 본 논문에서는 그림 2 (a)와 같은 5개의 사각형이 겹쳐진 형태의 영상과 함께 그림 2 (b)의 Lenna 영상에 대해 시뮬레이션 하였다. 그림 3은 사각형이 겹쳐진 영상에 대해 Otsu의 방법과 제안한 방법으로 threshold를 여러개 결정하여 영상을 분할한 결과를 나타낸 것이다. 그림 4는 그림 3에 대한 히스토그램 분석이다. 그림 5 (a)-(d)는 Lenna 영상에 대해 제안한 방법으로 threshold를 증가시키면서 영역을 분할한 것이다. 그림 5 (e)는 이에 대한 히스토그램 분석이다.

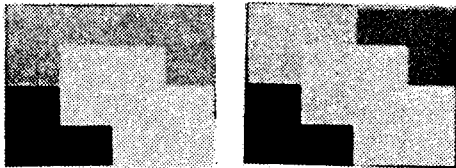


(a) 원 영상 (b) 원 영상

그림 2. 실험에 사용한 영상



(a) Otsu의 방법 th 2 개 (b) 제안한 방법 th 2 개



(c) 제안한 방법 th 3 개 (d) 제안한 방법 th 4 개

그림 3. Otsu의 방법과 제안한 방법의 결과 비교



(a) threshold 2 개 (b) 제안한 방법

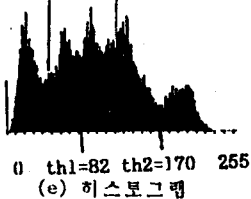
그림 4. 그림 3에 대한 히스토그램 분석



(a) threshold 1 개 (b) threshold 2 개



(c) threshold 3 개 (d) threshold 4 개  
th4=47 th3=122



(e) 히스토그램

그림 5. 제안한 방법의 그림 2 (b)에 대한 실험 결과

4. 결론

본 논문에서는 Otsu의 threshold 결정 방법을 기초로한 자동적인 여러 threshold 결정 기법을 제안하였다. 또한 제안한 방법과 Otsu의 방법의 실제 영상에 대한 적용의 결과를 사진을 통해 비교하였다. Otsu의 방법은 threshold 수가 증가함에 따라 계산 시간이 threshold 수에 지수함수적으로 비례하는 급격한 증가를 나타내므로, threshold 가 3개 이상 되면 엄청난 계산 시간의 증가로 실제 적용이 불가능한 한계를 갖는다. 그러나 제안한 방법은 이미 결정된 threshold 값을 이용하므로 threshold 수가 1개 증가해도 이전 threshold를 결정하는데 소요된 시간보다 짧은 계산 시간이 추가되어, 3개 이상의 threshold를 결정하는 경우에도 Otsu의 방법에 비해 훨씬 빠르게 수행할 수 있다. 제안한 여러 threshold 결정 기법은 원 영상의 히스토그램 정보로부터 서로 다른 물체 사이의 경계가 있을 가능성이 높은 영역을 판단해내는 비교 기준과 물체 사이의 valley 영역에서 최대값을 갖는 제안한 MBCV의 특성을 이용하여 자동적으로 여러개의 threshold를 결정 할 수 있다.

참고 문헌

[1] A. Rosenfeld and A. C. Kak, Digital Picture Processing. 2nd ed., vol. 2., pp. 55-190, Academic Press, New York, 1982.

[2] R. C. Gonzalez and P. Wintz, Digital Image Processing. pp. 320-348, Addison-Wesley, Massachusetts, 1977.

[3] J. Kittler and J. Illingworth, "Threshold selection based on a simple image statistic," Computer Vision, Graphics and Image Processing 30, pp. 125-147, 1985.

[4] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histograms," IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol. SMC-9, no. 1, pp. 62-66, 1979.