

가우시안형 유한 혼합 분포에 기반한 다중 임계값 결정법

Multilevel Threshold Selection Method Based on Gaussian-Type Finite Mixture Distributions

서석태 · 이인근 · 정혜천 · 권순학*

Suk T. Seo · In K. Lee · Hye C. Jeong · Soon H. Kwon

영남대학교 전기공학과

Dept. of Electrical Engineering, Yeungnam University

요 약

Otsu의 임계값 결정법, Huang와 Wang의 임계값 결정법 등을 포함한 그레이 레벨 히스토그램에 기반한 임계값 결정법은 영상처리 분야에서 널리 사용되어져 왔다. 이들 기법들은 그 효율성이 뛰어나도 불구하고 하나의 임계값이 아닌 다중 임계값을 추출하는 경우 많은 연산 시간이 소요되는 단점을 가지고 있다. 즉, 임계값의 개수가 늘어남에 따라 연산 복잡도 역시 기하급수적으로 증가하게 된다. 본 논문에서는 가우시안 함수를 이용하여 그레이 레벨간의 상관관계를 측정하고, 가우시안 분포함수와 그레이 레벨의 히스토그램을 결합한 가우시안형 유한 혼합 분포를 이용하여 연산 복잡도가 단순하며 효율성 있는 임계값 결정법을 제안한다. 다수의 영상에 제안한 기법을 적용한 모의실험을 통하여 효율성을 확인하고, Otsu의 임계값 결정법과 제안한 기법의 연산 복잡도 비교를 통해서 제안한 임계값 결정법의 효율성을 보인다.

키워드 : Otsu의 임계값 결정법 , 다중 임계값, 가우시안형 유한 혼합 분포.

Abstract

Gray-level histogram-based threshold selection methods such as Otsu's method, Huang and Wang's method, and etc. have been widely used for the threshold selection in image processing. They are simple and effective, but take too much time to determine the optimal multilevel threshold values as the number of thresholds are increased. In this paper, we measure correlation between gray-levels by using the Gaussian function and define a Gaussian-type finite mixture distribution which is combination of the Gaussian distribution function with the gray-level histogram, and propose a fast and effective threshold selection method using it. We show the effectiveness of the proposed through experimental results applied it to three images and the efficiency through comparison of the computational complexity of the proposed with that of Otsu's method.

Key Words : Otsu's threshold selection, Multilevel threshold, Gaussian-type finite mixture distribution.

1. 서 론

영상 처리란 영상 센서로부터 획득한 영상의 정보를 필요에 따라서 변환하고, 필요한 정보를 추출하며, 추출된 정보를 분석하는 일련의 과정이다[4,5]. 이러한 영상 처리 분야에서 영상 분할이란 영상에서 얻어진 데이터 중에서 같은 속성을 가지는 데이터를 병합하여 집합화하는 기법이다[1-8].

기존의 영상 분할 기법으로는 그레이 레벨 히스토그램에 기반한 임계값 결정법[1,2,6,7,8], 경계선 기반 영상 분할 기법[4,5], 클러스터링 기법[3], 공간정보에 기반한 임계값 결정법[6] 등 다양한 방법이 있다. 이 중에서 그레이 레벨 히스토그램에 기반한 대표적 임계값 결정법으로는 Otsu의 임계값 결정법[2], Fuzzy 엔트로피를 이용한 Huang & Wang의 기법

[8]이 있다.

그레이 레벨 히스토그램에 기반한 임계값 결정법의 경우 그 효율성이 뛰어나도 불구하고 다중 임계값을 추출하기 위해서는 많은 연산이 소요됨으로써 그 효율성이 떨어진다[1,7]. 예를 들어, Otsu의 임계값 결정법[2]은 임의의 그레이 레벨에 의해서 분할된 균집간 분산의 최대화를 통해서 최적의 임계값을 결정하는 방법으로 L 개의 그레이 레벨을 갖는 영상으로부터 하나의 임계값을 도출하기 위해서는 L 회의 최대화 연산 과정이 필요하지만, c 개의 임계값을 추출하기 위해서는 L^c 회의 최대화 연산 과정이 필요하다[1,2].

위와 같은 경우, 임계값의 개수가 증가함에 따라 연산 복잡도 역시 기하급수적으로 증가하게 되는 단점을 가지고 있으므로 다중 임계값을 결정하는 기법으로는 부적절하다 할 수 있다. 따라서 다중 임계값을 결정하기 위해서 연산이 보다 단순하며 효율성이 있는 임계값 결정법이 필요하다[1,2,7].

본 논문에서는 가우시안 분포 함수를 이용하여 그레이 레벨의 연관성 정도를 측정하며, 측정된 연관성 정도와 그레이

* Corresponding Author

접수일자 : 2007년 7월 18일

완료일자 : 2007년 11월 25일

레벨 히스토그램의 결합을 통해 얻어지는 새로운 히스토그램을 제안하며, 이 히스토그램을 가우시안형 유한 혼합 분포라고 명명한다. 얻어진 가우시안형 유한 혼합 분포를 이용하여 연산 복잡도가 단순하고 효과적인 임계값 결정법을 제안한다. 마지막으로, 제안 기법을 여러 영상에 적용한 모의실험을 통하여 제안 기법의 효율성을 검증하며, Otsu의 임계값 결정법과 제안 기법의 연산 복잡도 비교를 통해서 제안 기법의 효율성을 보인다.

2. Otsu의 임계값 결정법

그레이 레벨 히스토그램에 기반한 대표적 임계값 결정 기법인 Otsu의 임계값 결정법은 다음과 같다.

$$\sigma_B^2(T) = w_1(u_1 - u_t)^2 + w_2(u_2 - u_t)^2 \quad (1)$$

$$= w_1 w_2 (u_1 - u_2)^2$$

$$T^* = \arg \max_{0 \leq T \leq L-1} \sigma_B^2(T) \quad (2)$$

여기서 $w_1 = \sum_{z=0}^T h(z)$, $w_2 = \sum_{z=T+1}^{L-1} h(z) = 1 - w_1$

$$u_1 = \sum_{z=0}^T zh(z)/w_1, \quad u_2 = \sum_{z=T+1}^{L-1} zh(z)/w_2$$

$$u_t = \sum_{z=0}^{L-1} zh(z), \quad h(z) = \frac{\text{Histogram}(z)}{\sum_{z=0}^{L-1} \text{Histogram}(z)}$$

즉, 정규화된 히스토그램이 임의의 그레이 레벨 T 를 중심으로 두 군집(C_1, C_2)으로 분할되었을 경우 C_1 군집은 그레이 레벨 $[0, T]$ 을 가지는 픽셀들로 이루어지게 되며, C_2 군집은 그레이 레벨 $[T+1, L-1]$ 을 가지는 픽셀들로 이루어진다. 이렇게 분류된 두 군집간의 분산은 식 (1)과 같고, 식 (2)로부터 두 군집간의 분산이 최대가 되는 지점을 임계값으로 결정한다.

식(1), (2)의 단일 임계값 결정법에서 사용한 Otsu의 분산 최대화 기법을 이용하여 다중 임계값 결정법으로 확장하면 다음과 같다.

$$\sigma_B^2(T_1, \dots, T_c) = \sum_{i=1}^c w_i (u_i - u_t)^2 \quad (3)$$

$$(T_c^*) = \arg \max_{0 \leq T_1 < \dots < T_c \leq L-1} \sigma_B^2(T_1, \dots, T_c) \quad (4)$$

여기서 c : 임계값의 개수

다중 임계값은 식 (3)과 (4)로부터 결정되어지며, 위의 식으로부터 영상이 임의의 그레이 레벨 (T_1, T_2, \dots, T_c)에 의해서 다수개의 군집으로 분할되었을 경우 분할된 군집간의 분산이 최대가 되는 그레이 레벨들을 임계값으로 결정함을 알 수 있다.

Otsu의 다중 임계값 결정법을 보다 단순화하기 위해서 식

(3)에 나타난 분산 계산식을 $\sum_{i=1}^c w_i = 1, u_t = \sum_{i=1}^c w_i u_i$ 을 이용하여 단순화 하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \sigma_B^2(T_1, \dots, T_c) &= \sum_{i=1}^c w_i (u_i - u_t)^2 \\ &= \sum_{i=1}^c (w_i u_i^2 - 2u_i u_t w_i + w_i u_t^2) \\ &= \sum_{i=1}^c w_i u_i^2 - \sum_{i=1}^c 2u_i u_t w_i + \sum_{i=1}^c w_i u_t^2 \\ &= \sum_{i=1}^c w_i u_i^2 - u_t^2 \end{aligned}$$

위의 식에서 u_t 는 정해진 값으로 식 (4)의 최대화 연산에 영향을 주지 않으므로 다음과 같이 간략화 할 수 있다.

$$\sigma_B^2(T_1, \dots, T_c) = \sum_{i=1}^c w_i u_i^2 \quad (5)$$

식 (3)이 식 (5)와 같이 단순화 되었음에도 불구하고 Otsu의 결정법은 임의의 그레이 레벨 (T_1, T_2, \dots, T_c)에 의해서 분할되어 질 수 있는 모든 가능한 군집의 경우에 대해서 각 군집간의 분산을 계산해야만 하는 문제점을 가지고 있다.

만약, 그레이 레벨 $[0, L-1]$ 로 구성된 영상에서 c 개의 임계값을 결정할 경우, 구성 가능한 군집의 경우의 수는 ${}_L C_c$ 이 되어, 다중 임계값을 선택하기 위해서 소모적인 연산 반복 때문에 연산 복잡도는 기하급수적으로 증가하게 된다.

3. 가우시안 분포 기반 다중 임계값 결정법

그레이 레벨 히스토그램은 임의의 그레이 레벨 z 와 그레이 레벨 z 의 영상 내에서 출현 빈도수에 관한 통계적 정보이다. 이러한 통계적 정보를 다루는데 적합한 함수로서 가우시안 분포(Gaussian distribution)를 고려할 수 있으며, 본 논문에서는 그레이 레벨 히스토그램과 가우시안 분포 함수와의 결합을 통하여 변형된 새로운 히스토그램을 이용한 임계값 결정법을 제안한다. 본 논문에서 사용하는 가우시안 분포 함수는 다음과 같다.

$$g_i(z) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z-i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (6)$$

여기서 $\sigma_i^2 = \sum_{z=0}^{L-1} (z-i)^2 \times h(z)$, $z, i = [0, L-1]$

식 (6)의 가우시안 분포 함수는 임의의 그레이 레벨 z 를 중심으로 구성된 가우시안 분포 함수를 의미하며, 평균값과 분산값에 따라 그 값이 변화하게 되고 그레이 레벨 히스토그램의 분산은 기준이 되는 그레이 레벨에 따라서 변화하게 된다.

이를 바탕으로 가우시안 분포 변화를 그레이 레벨간의 연관성 정도의 측정하는 척도로 사용하며, 가우시안 분포를 통한 그레이 레벨간의 연관성 정도는 다음과 같이 정의할 수 있다.

임의의 그레이 레벨 z 를 중심으로 구성된 가우시안 분포의 중심 최대값은 그레이 레벨 z 가 차지하는 영상 내에서의

중요도로 정의하며, 가우시안 분포에서 중심을 제외한 주변 값은 그레이 레벨 z 와 기타 그레이 레벨과의 연관성 정도로서 정의된다. 따라서 가우시안 분포가 낮은 언덕을 형성하며 기울기가 완만해질수록 중심 그레이 레벨 z 는 독립적으로 의미를 가질 가능성이 낮아지며 여타 그레이 레벨과의 연관성이 높아짐을 의미하는 반면, 가우시안 분포가 높은 언덕을 형성하며 기울기가 급격해질수록 중심 그레이 레벨 z 는 독립적으로 존재할 가능성이 커지며 여타 그레이 레벨과의 연관성은 낮아짐을 의미한다.

이렇게 정의된 연관성의 개념을 도입하여 얻어진 가우시안 분포를 다음과 같이 그레이 레벨 히스토그램과 결합하여서 새로운 히스토그램을 생성하게 된다.

$$h_g(i) = \sum_{z=0}^{L-1} h(z) \times g_i(z) \quad (7)$$

식 (7)에서 얻어진 새로운 히스토그램 $h_g(z)$ 를 본 논문에서는 가우시안형 유한 혼합 분포(Gaussian-type finite mixture distribution)라 명명한다. 위의 식으로부터 얻어진 가우시안형 유한 혼합 분포를 이용한 임계값을 결정법은 다음과 같다.

$$T^* = \arg \min_{0 \leq T \leq L-1} J(T) \quad (8)$$

$$\text{여기서 } J(T) = \left| \sum_{z=0}^T h_g(z) - \alpha \right|, \quad \alpha = \sum_{z=0}^{L-1} h_g(z) / 2$$

위 식에서 α 는 가우시안형 유한 혼합 분포 $h_g(z)$ 를 2분할하는 경계 값이며, $J(T)$ 는 $\sum_{z=0}^T h_g(z)$ 와 α 의 편차를 나타낸다. 따라서 최적의 임계값은 편차 $J(T)$ 을 최소화함으로써 얻을 수 있다. 즉, 최적의 임계값 T^* 는 가우시안형 유한 혼합 분포 $0 \sim T$ 까지의 합이 α 와 같아지는 지점이 된다.

위의 단일 임계값을 결정법을 다중 임계값 결정법으로 확장하면 다음과 같다.

[다중 임계값 결정]

Step 1] 식 (6), (7)로부터 가우시안형 유한 혼합 분포를 구한다.

Step 2] 구하고자 하는 임계값의 개수를 설정 : c

Step 3] 식 (9)를 이용하여 임계값을 결정

$$T^* = \arg \min_{0 \leq T \leq L-1} \left| \sum_{z=T_{i-1}}^{T_i} h_g(z) - \alpha \right|, i = 0, 1, \dots, c \quad (9)$$

$$\text{여기서 } \alpha = \sum_{z=0}^{L-1} h_g(z) / (c+1)$$

위의 다중 임계값 결정 알고리즘에서 α 는 $h_g(z)$ 를 $c+1$ 개의 영역으로 분할하는 경계값이 된다. 따라서 다중 임계값 (T_1, T_2, \dots, T_c) 는 $[0, T_1], [T_1+1, T_2], \dots, [T_c+1, L-1]$ 범위의 $h_g(z)$ 의 합이 α 와 같아지는 지점을 임계값으로 결정하게 된다.

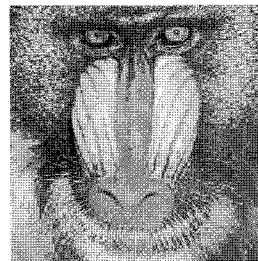
예를 들어, $\sum_{z=0}^{L-1} h_g(z) = 60$ 이며 구하고자하는 임계값의 개수 c 가 2개일 경우, α 는 위의 식으로부터 20이 된다. 이 경우 임계값 (T_1^*, T_2^*) 는 $[0, T_1], [T_1+1, T_2]$ 의 범위에서의 가우시안형 유한 혼합 분포의 합 $\sum_{z=0}^{T_1} h_g(z), \sum_{z=T_1+1}^{T_2} h_g(z)$ 이 20이 되는 지점이 된다.

즉, 제안 기법의 경우 식 (6)과 (7)로부터 얻어진 가우시안형 유한 혼합 분포 $h_g(z)$ 를 분할 경계값 α 를 통하여 균등하게 분할함으로써 임계값을 결정하는 기법이다.

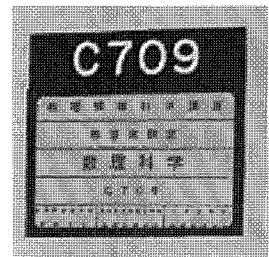
앞서 2절에서 살펴본 Otsu의 임계값 결정법과 3절의 제안 임계값 결정법으로부터 Otsu의 임계값 결정법은 c 개의 임계값을 결정하기 위한 최대화 연산 복잡도가 ${}_L C_c = L!/c!(L-c)!$ 인 반면에 제안 다중 임계값 결정법의 경우, 최소화 연산 복잡도는 $cL - c(c-1)/2$ 가 된다.

4. 모의실험 결과 및 고찰

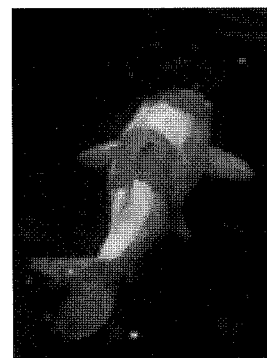
본 절에서는 3절에서 제안한 임계값 결정법의 효용성을 검증하기 위해서 그림 1의 영상들(고릴라, 번호판, 물고기)에 대해서 비교 모의실험을 행하였으며, Otsu의 임계값 결정법과 제안 기법의 연산 복잡도 비교를 통하여 제안 기법의 효율성을 보인다.



(a)고릴라
(a)Gorilla



(b)번호판
(b)Plate



(c)물고기
(c)Fish

그림 1. 실험에 사용된 이미지
Fig. 1. Images used in experiment

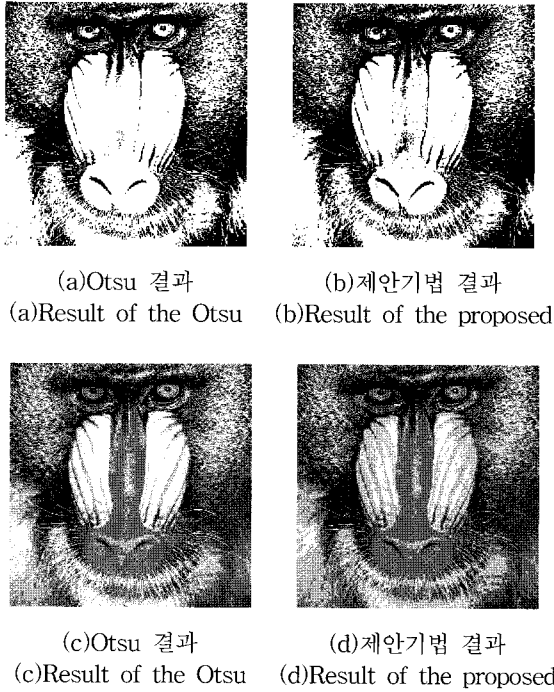


그림 2. 그림 1(a)의 결과 영상
 (a), (b) : 1개의 임계값을 통한 분할 영상
 (c), (d) : 4개의 임계값을 통한 분할 영상
 Fig. 2. Result images of the Fig. 1(a)
 (a), (b) : Segmented images with 1 threshold
 (c), (d) : Segmented images with 4 thresholds

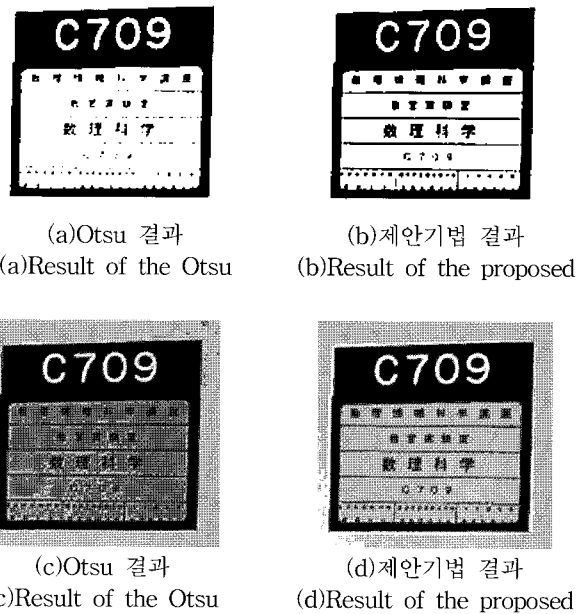


그림 3. 그림 1(b)의 결과 영상
 (a), (b) : 1개의 임계값을 통한 분할 영상
 (c), (d) : 4개의 임계값을 통한 분할 영상
 Fig. 3. Result images of the Fig. 1(b)
 (a), (b) : Segmented images with 1 threshold
 (c), (d) : Segmented images with 4 thresholds

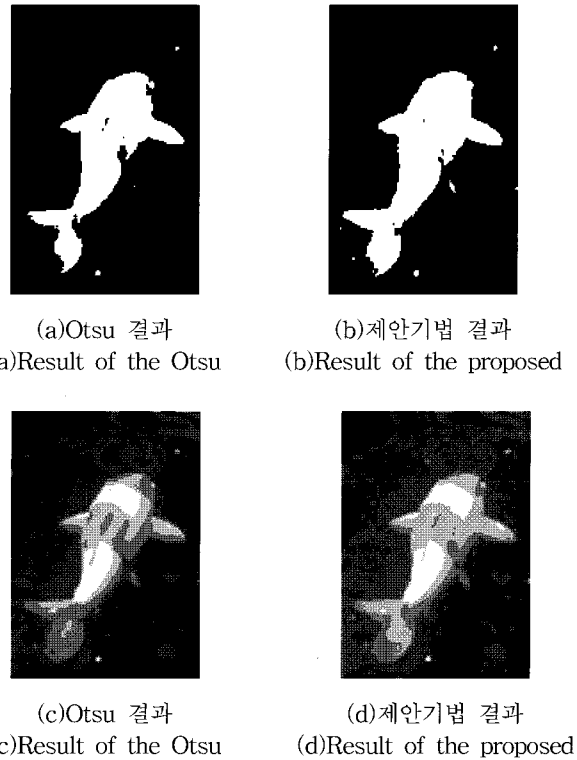


그림 4. 그림 1(c)의 결과 영상
 (a), (b) : 1개의 임계값을 통한 분할 영상
 (c), (d) : 4개의 임계값을 통한 분할 영상
 Fig. 4. Result images of the Fig. 1(c)
 (a), (b) : Segmented images with 1 threshold
 (c), (d) : Segmented images with 4 thresholds

표 1. 임계값 개수에 따른 Otsu기법의 임계값
 Table 1. Threshold values by the Otsu method w.r.t. the number of thresholds

영상	임계값 개수			
	1	2	3	4
고릴라	124	103, 155	83, 122, 161	78, 114, 145, 172
번호판	105	78, 143	76, 136, 171	75, 133, 167, 196
물고기	64	43, 121	37, 77, 131	21, 48, 86, 136

표 2. 임계값 개수에 따른 제안기법의 임계값
 Table 2. Threshold values by the proposed method w.r.t. the number of thresholds

영상	임계값 개수			
	1	2	3	4
고릴라	131	104, 157	88, 132, 174	76, 116, 147, 185
번호판	144	111, 173	91, 144, 188	77, 125, 161, 198
물고기	66	44, 98	35, 66, 122	29, 52, 83, 139

그림 2는 그림 1(a)의 고릴라 영상을 Otsu기법과 제안한

기법으로 얻어진 임계값을 이용하여 분할한 영상이다. 그림 2의 결과 영상으로부터 제안한 기법으로 얻어진 결과와 Otsu의 기법으로 얻어진 결과 영상이 크게 차이가 없음을 확인할 수 있다.

그림 3은 그림 2(b)의 번호판 영상의 분할 결과이다. 그림 3으로부터, Otsu의 기법으로 얻어진 임계값을 이용하여 이진화된 그림 3(a)의 경우 번호판 내부의 글자 영역 및 선 영역이 뚜렷하지 않으며, 제안한 기법으로 얻어진 임계값을 이용하여 이진화된 그림 3(b)의 경우 글자 영역과 선 영역이 뚜렷이 나타남을 확인할 수 있다. 또한 4개의 임계값을 이용하여 5개의 영역으로 분할된 결과 영상인 그림 3(c), (d)의 경우, Otsu의 기법을 통해서 얻어진 임계값을 통하여 분할된 영상은 글자 영역에 잡음 정보가 많이 포함되어 있는 반면, 제안한 기법으로 얻어진 임계값을 통하여 분할된 영상은 잡음 정보가 없이 글자 영역이 뚜렷이 추출됨을 볼 수 있다. 즉, 그림 3의 결과로부터 제안한 기법이 Otsu의 기법보다 효과적임을 확인할 수 있다.

그림 4는 그림 1(c)의 물고기 영상의 분할 결과이다. 그림 4의 결과는 그림 2의 결과 영상과 같이 기법에 따른 차이가 크지 않음을 확인할 수 있다. 그러나 결과 영상 그림 4(a), (b)로부터 제안한 기법으로 얻어진 임계값을 이용하여 이진화된 그림 4(b)의 꼬리 부분 영역이 Otsu의 임계값을 이용하여 이진화된 그림 4(a)보다 정확함을 확인할 수 있다.

그림 2, 3, 4의 비교 모의실험 결과로부터 제안한 기법으로 얻어진 임계값이 Otsu의 기법으로 얻어진 임계값에 비하여 효용성이 있음을 알 수 있다.

표 3과 4는 Otsu의 임계값 결정법과 제안 기법의 임계값 결정법의 연산 복잡도이다. 표 3과 4의 마지막 행의 전체 연산 복잡도에서 Otsu의 임계값 결정법의 경우 c 개의 임계값을 결정하기 위해서 전체 $(3L+4c+5)_L C_c$ 의 연산이 필요하나, 제안

기법의 경우 전체 $16L^2+c+2+\frac{L(L+1)}{2}+2\left(cL-\frac{c(c+1)}{2}\right)$ 의 연산이 필요함을 알 수 있다.

표 5. 기법에 따른 연산 빈도수 비교

Table 5. Comparison of total computational frequency w.r.t, method

임계값 개수	방법		Otsu 방법과 제안기법 사이의 비
	Otsu 방법	제안기법	
1	198912	1081985	0.1838 : 1
2	25491840	1082494	23.5492 : 1
3	2.1694×10^9	1083001	$2.0031 \times 10^3 : 1$
4	1.3791×10^{11}	1083506	$1.2728 \times 10^5 : 1$
5	6.9860×10^{12}	1084009	$6.4446 \times 10^6 : 1$
6	2.9372×10^{14}	1084510	$2.7083 \times 10^8 : 1$

이러한 전체 연산 복잡도를 임계값의 개수에 따라서 실제

표 3. Otsu 임계값 결정법의 연산 복잡도

Table 3. Computational complexity of Otsu's method

	w_i	u_i	σ_B^2	T_c^*	
덧셈	$L_L C_c$	$L_L C_c$	$(c+1)_L C_c$		총
곱셈		$L_L C_c$	$(c+1)_L C_c$		
나눗셈		$(c+1)_L C_c$			
제곱			$(c+1)_L C_c$		
최대화				$L C_c$	
전체 연산 복잡도	$L_L C_c$	$(2L+c+1)_L C_c$	$3(c+1)_L C_c$	$L C_c$	

표 4. 제안 기법의 연산 복잡도

Table 4. Computational complexity of the proposed

	σ_i^2	g_i	h_g	T_c^*	
덧셈	L^2		L^2	$\frac{L(L+1)}{2}+1$	총
뺄셈	L^2	L^2		$cL-\frac{c(c-1)}{2}$	
곱셈	L^2	$4L^2$	L^2	c	
나눗셈		$2L^2$		1	
제곱	L^2	$2L^2$			
지수		L^2			
최소화				$cL-\frac{c(c-1)}{2}$	
전체 연산 복잡도	$4L^2$	$10L^2$	$2L^2$	$2\left(cL-\frac{c(c-1)}{2}\right)+\frac{L(L+1)}{2}+c+2$	$16L^2+c+2+\frac{L(L+1)}{2}+2\left(cL-\frac{c(c+1)}{2}\right)$

로 수치화 하였을 경우, 표 5와 같이 나타난다. 표 5는 그레이 레벨 [0,255]을 가지는 영상을 대상으로 표 3과 4에 나타난 연산 복잡도를 수치화하여 비교한 것이다. 즉, 256개의 그레이 레벨을 가지는 영상의 경우에 대해서 임계값의 개수가 [1,2,...,6]일 경우에 대한 실제 연산 빈도수를 나타내고 있다.

표 5의 마지막 행의 Otsu의 기법과 제안 기법과의 비교 값으로부터 1개의 임계값을 결정하는데 걸리는 연산 빈도가 Otsu의 경우 제안 기법에 비해서 약 6배가 적음을 확인 할 수 있다. 그러나 6개의 임계값을 결정하기 위해서 소요되는 연산 빈도수의 경우는 제안기법이 Otsu의 기법보다 약 3×10^8 정도 적음을 알 수 있다.

즉, 표 5의 비교부분으로부터 Otsu의 임계값 결정법의 경우, 임계값의 개수가 증가함에 따라서 연산 횟수가 기하급수적으로 증가함에 반해서 제안 기법의 경우 변화가 거의 없으며 일정한 연산횟수를 가짐을 확인 할 수 있다. 따라서 표 3, 4, 5의 연산 복잡도 비교로부터 제안한 기법이 다중 임계값 결정에 있어서 Otsu의 방법보다 효율적임을 확인 할 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 그레이 레벨 히스토그램에 기반한 임계값 결정법중의 대표적 방법인 Otsu의 임계값 결정법에 대해서 간략히 알아보았다. 또한 다중 임계값 결정법으로 사용하는 경우 발생하는 단점에 대하여 알아보았고, 이를 바탕으로 연산 복잡도가 단순한 다중 임계값 결정법의 필요성에 대해서 논의하였다. 그리고 낮은 연산 복잡도를 가지며 효율성이 있는 다중 임계값 결정법을 제안하였으며, 제안 기법의 효율성과 효율성을 모의실험에서 영상 분할의 결과와 Otsu의 임계값 결정법의 연산 복잡도 비교를 통해서 보였다.

향후 연구과제로는 모의실험 과정에서 나타난 현상, 즉, 영상 분할 결과가 임계값의 개수에 따라서 달라지므로 입력 영상의 적절한 임계값 개수 설정에 관한 연구가 요구되어진다. 그리고 제안한 기법으로 얻어진 분할 영상을 이용하여 객체 인식 및 복합 영역 구분과 같은 분야로의 확장 적용을 통하여 제안한 기법의 효율성을 확인하는 연구가 필요하다고 본다.

참 고 문 헌

[1] Ping-Sung Liao, Tse-Sheng Chen, Pau-Choo Choo Chung, "A fast algorithm for multilevel thresholding," *Journal of Information Science and Engineering*, Vol. 17, pp. 713-7227, 2001.
 [2] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics*, Vol. 9, No. 1, pp. 62-66, 1979.

[3] Soon. H. Kwon, "Threshold selection based on cluster analysis," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 25, No. 9, pp. 1045-1050, 2004.
 [4] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Prentice Hall, 2002.
 [5] Z. Chi, H. Yan, T. Pham, *Fuzzy Algorithms: With Applications to image Processing and Pattern Recognition*, World Scientific 1996.
 [6] 권순학, 손세호, 배종일, "그레이 레벨의 분포에 기반한 임계값 결정법," *퍼지 및 지능시스템학회 논문지*, 제 13권, 6호, pp 649-654, 2003.
 [7] L. Cao, Z. K. Shi and E. K. W. Cheng, "Fast automatic multilevel thresholding method," *Electronics Letters*, Vol. 36, No. 16, pp. 868-870, 2002.
 [8] L. K. Huang and M. J. Wang, "Image Thresholding by Minimizing the Measures of Fuzziness," *Pattern Recognition*, Vol. 28, No. 1, pp. 41-51, 1995.

저 자 소 개

서석태(Suk Tae Seo)

제17권 5호(2007년 10월호) 참조
 E-mail : kenneth78@ynu.ac.kr

이인근(In K. Lee)

제17권 5호(2007년 10월호) 참조
 E-mail : iklee@ynu.ac.kr

정혜천(Hye C. Jung)

제17권 5호(2007년 10월호) 참조
 E-mail : doldory@kotmi.re.kr

권순학(Soon H. Kwon)

제17권 5호(2007년 10월호) 참조
 E-mail : shkwon@yu.ac.kr