

다중 임계값 결정기법

Multilevel Threshold Selection Method

서석태, 이인근, 정혜천, 권순학

영남대학교 전기공학과
E-mail : kenneth78@ymail.ac.kr

요약

임계값을 이용한 영상 분할은 대표적인 영상 분할 기법으로 Otsu의 임계값 결정법, Fuzzy 엔트로피를 이용한 H&W의 기법 및 Clustering을 이용한 Kwon의 기법 등 많은 방법이 있다. 대부분의 임계값 결정 기법은 영상에서 얻어진 빈도수 히스토그램의 분석을 통해서 임계값을 결정한다. 특히 Otsu의 임계값 결정 기법은 빈도수 히스토그램의 분산을 최대화 하는 방법으로 임계값을 결정하는 빈도수 히스토그램에 기반한 대표적 기법이다. 하지만 영상 기술이 발전함에 따라서 하나의 임계값으로부터 영상을 이진화 하는 기법은 효용성이 떨어지고 있다. 따라서 다중의 임계값을 결정하는 효과적인 방법이 필요하다.

본 논문에서는 그레이 레벨간의 관계성을 파악하고 이러한 관계성으로부터 다중의 임계값을 결정하는 기법을 제안한다. 제안된 기법의 효용성은 모의실험에서 다중 임계값을 사용한 분할 영상을 통해서 보인다.

Key Words : 영상 분할, 히스토그램, Otsu, 다중 임계값

1. 서 론

영상 처리란 영상 센서로부터 획득한 영상을 필요에 따라서 변환하고, 필요한 정보를 추출하며, 추출된 정보를 분석하는 일련의 과정을 의미한다[2~4,10]. 이러한 일련의 과정 중에서 영상 분할은 영상 처리에 있어서 기초적 기법으로 입력 영상에서 같은 속성을 가지는 영역들로 병합하여 집합화하는 기법이다.

일반적인 영상 분할 기법으로는 임계값에 기반한 영상 분할 기법[1~11], 영역 기반 영상 분할 기법[2~4], 경계선 기반 영상 분할 기법[10], 클러스터링을 이용한 영상 분할 기법[7] 등이 있으며, 이 중에서 임계값에 기반한 영상 분할 기법은 입력 영상의 빈도수 히스토그램의 분포에 기반하여 임계값을 추출하며, 추출된 임계값을 기준으로 영상을 분할하는 기법으로 빈도수 히스토그램의 분산을 활용한 Otsu의 임계값 결정법[1]과 Fuzzy 엔트로피를 이용한 H&W의 기법[5] 등 다양한 기법이 있다.

Otsu의 임계값 결정 기법은 이러한 임계값 결정 기법 중에서 가장 잘 알려진 임계값 결정 기법이다. Otsu의 임계값 결정 기법은 빈도수 히스토그램의 임의의 그레이 레벨 T 를 중심으로 $[0, T]$ 의 그레이 레벨과 $[T+1, L-1]$ 의 그레이

레벨로 이루어진 두 군집의 분산을 비교하여 두 군집간의 분산이 최대가 되는 그레이 레벨을 임계값으로 결정하는 분산 최대화 기법이다.

하지만 이러한 임계값 결정 기법이 하나의 임계값을 제시함에 있어서는 매우 좋은 성능을 보이나 다수의 임계값을 결정하는데 있어서는 좋은 성능을 보이지 못한다. 반면에 영상 기술이 발전함에 따라 하나의 임계값을 기반하여 영상을 분할하는 이진화 기법의 효용성은 떨어지고 있다. 즉, 입력 영상내의 물체의 개수가 증가하고, 또한 영상의 표현이 더욱더 세분화됨에 따라 하나의 임계값을 이용하여 영상을 분할하는 기법을 통해서 분할된 영상의 활용 범위가 좁아지고 있다. 따라서 다중의 임계값을 통하여 영상을 다중 분할하는 효과적인 방법이 필요하다.

본 논문에서는 이러한 목적에 따라서 다중 분할 영상을 위한 다중 임계값 결정 기법을 제안한다. 제안 기법은 빈도수 히스토그램으로부터 각 그레이 레벨에서의 분산을 측정하여 측정된 분산 값을 이용하여 각 그레이 레벨간의 관계성을 가우시안 분포를 사용하여 표현하며, 이렇게 표현된 그레이 레벨간의 관계성을 이용하여 다중 임계값을 결정한다.

제안된 기법의 효용성은 모의실험에서 제안된 기법으로부터 얻어진 다중 임계값을 사용하여 분할된 다중 분할 영상 결과를 통하여 보인다.

2. Otsu 임계값 결정법[1]

Otsu의 임계값 결정법은 빈도수 히스토그램에 기반한 분산 최대에 의한 분할법으로 빈도수 히스토그램에 기반한 대표적 임계값 결정법이다.

$$H(z) = \frac{\text{Histogram}(z)}{\sum_{z=0}^{L-1} \text{Histogram}(z)} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \sigma_B^2(T) &= w_1(u_1 - u_t)^2 + w_2(u_2 - u_t)^2 \\ &= w_1 w_2 (u_1 - u_2)^2 \end{aligned} \quad (2)$$

$$T^* = \max_{0 \leq T \leq L-1} \sigma_B^2(T) \quad (3)$$

여기서,

$$\begin{aligned} w_1 &= \sum_{z=0}^T H(z), \quad w_2 = \sum_{z=T+1}^{L-1} H(z) = 1 - w_1 \\ u_1 &= \sum_{z=0}^T z H(z) / w_1, \quad u_2 = \sum_{z=T+1}^{L-1} z H(z) / w_2 \\ u_t &= \sum_{z=0}^{L-1} z H(z) \end{aligned}$$

영상으로부터 얻어진 빈도수 히스토그램을 식 (1)과 같이 정규화 한다. 정규화된 히스토그램으로부터 임의의 그레이 레벨 T 를 중심으로 C_1, C_2 의 두 군집으로 분할할 경우 C_1 군집은 그레이 레벨 $[0, T]$, C_2 군집은 그레이 레벨 $[T+1, L-1]$ 로 이루어진다. 이렇게 분류된 두 군집간의 분산을 식 (2)를 통하여 계산한다. 식 (2)에서 얻어진 두 군집간의 분산이 최대가 되는 지점을 식 (3)으로부터 구한다. 식 (3)에서 얻어진 두 군집간의 분산을 최대화시키는 그레이 레벨을 임계값으로 결정하는 기법 Otsu의 임계값 결정법이다.

이러한 Otsu의 임계값 결정법을 다중 임계값 결정법으로 확장하면 다음과 같다.

$$\sigma_B^2(T_1, \dots, T_c) = \sum_{i=1}^c w_i (u_i - u_t)^2 \quad (4)$$

$$(T'_c) = \max_{0 \leq T_i \leq L-1} \sigma_B^2(T_1, \dots, T_c) \quad (5)$$

여기서, c : 임계값의 개수

Otsu의 다중 임계값 결정법은 $[0, L-1]$ 로 구성된 그레이 레벨에서 c 개의 임계값을 얻기 위해서 식 (1) ~ (3)의 분산 최대법을 동일하게 이용한다. 따라서 식 (4)의 경우 c 개의 군집간의 분산을 계산하고 식 (4)에서 계산된 군집간의 분산값이 최대가 되는 그레이 레벨들을 임계값으로 결정한다.

3. 제안 임계값 결정법

본 논문에서는 빈도수 히스토그램에서 임의의 그레이 레벨 z 를 중심으로 여타 그레이 레벨과의 분산을 계산한다. 계산된 분산으로부터 가우시안 분포를 구성하여 이렇게 구성된 가우시안 분포를 각 그레이 레벨의 관계성 척도로 정의한다. 빈도수 히스토그램의 분산 및 가우시안 분포는 다음과 같다.

$$H(z) = \frac{\text{Histogram}(z)}{\sum_{z=0}^{L-1} \text{Histogram}(z)} \quad (6)$$

$$\sigma_i^2 = \sum_{z=0}^{L-1} (z - i)^2 \times H(z) \quad (7)$$

$$G_i(z) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} e^{-\left(\frac{(z-i)^2}{2\sigma_i^2}\right)} \quad (8)$$

여기서, $z, i = [0, L-1]$

식 (6)으로부터 빈도수 히스토그램을 식 (1)과 같이 정규화 한다. 정규화된 히스토그램 $H(z)$ 를 이용하여 식 (7)에서 각 그레이 레벨이 가지는 분산값을 계산한다. 식 (7)에서 계산되어진 분산값을 이용하여 식 (8)로부터 가우시안 분포를 형성한다.

히스토그램의 분산은 중심 그레이 레벨에 따라서 변화하게 된다. 즉, 임의의 그레이 레벨 z 에 따라서 분산정도는 달라지며, 이러한 분산의 변화는 가우시안 분포에 영향을 주게 된다.

임의의 그레이 레벨 z 를 중심으로 분산을 측정하였을 경우, 분산이 커짐에 따라 가우시안 분포는 낮은 언덕을 형성하며 기울기가 완만해짐을 알 수 있다. 이러한 분포의 의미는 임의의 그레이 레벨 z 가 독립적으로 의미를 가지지 않으며 여타 그레이 레벨과의 관계성이 있음을 의미한다.

따라서 식 (8)과 같이 각 그레이 레벨에 대한 가우시안 분포를 형성하여 그레이 레벨간의 관계성을 파악한다.

$$D_h(i) = \sum_{z=0}^{L-1} H(z) \times G_i(z) \quad (9)$$

여기서, $z, i = [0, L-1]$

각 그레이 레벨 z 를 중심으로 식 (8)로부터 얻어진 가우시안 분포를 식 (9)과 같이 빈도수 히스토그램에 적용하여 다중 임계값을 설정하기 위한 척도로 사용한다.

식 (9)로부터 얻어진 값을 이용하여 $c+1$ 개의 영역으로 영상을 분할하고자 할 경우, D_h 를 $c+1$ 개로 균등하게 분할하는 각 그레이 레벨을 임계값으로 설정한다.

즉, 다중 임계값 결정 알고리즘은 다음과 같다.

다중 임계값 결정

Step 1] 영상으로부터 얻어진 빈도수 히스토그램을 정규화 한다.

Step 2] 정규화된 빈도수 히스토그램을 이용하여 식 (8)로부터 각 그레이 레벨의 관계성을 구한다.

Step 3] 식 (9)으로부터 관계성 히스토그램을 구한다.

Step 4] 구하고자 하는 임계값의 개수 c 를 정한다.

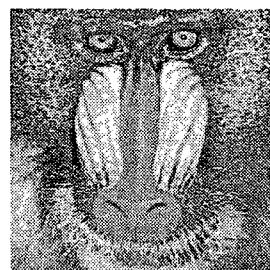
Step 5] $\sum_{j=0}^{L-1} D_h(j)/(c+1) = \alpha \quad (10)$

식 (10)으로부터 α 의 값을 구한다.

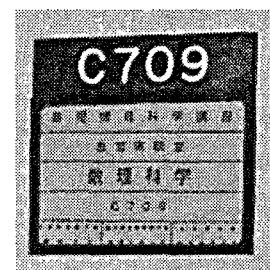
Step 6] 그레이 레벨 0인 지점부터 임의의 지점 T_1 까지, $\sum_{z=0}^{T_1} D_h(z) = \alpha$ 인 지점이 첫 번째 임계값이 되며, 임의의 지점 T_2 까지 $\sum_{z=T_1+1}^{T_2} D_h(z) = \alpha$ 가 되는 지점이 두 번째 임계값이 된다.

Step 7] 임계값의 개수가 c 개가 될 때까지 Step 6을 반복한다.

위하여 그림 1에 나타낸 3가지 예제 영상에 대해 모의실험을 수행하였다. 모의실험에서는 제안기법을 이용하여 다중 임계값을 결정하였으며, 결정된 다중 임계값을 적용한 다중 분할 결과 영상을 통하여 제안된 기법의 효용성을 보인다.



(a) image1

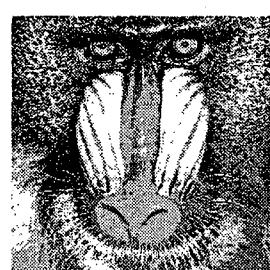


(b) image2

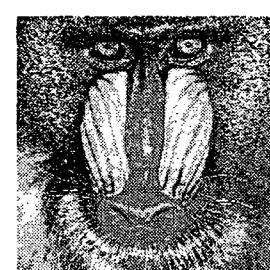


(c) image3

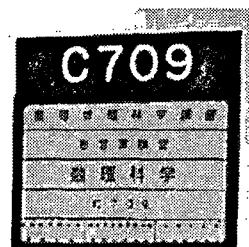
그림 1. 실험에 사용된 원 이미지



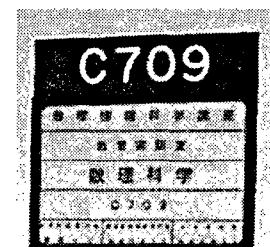
(a)



(d)



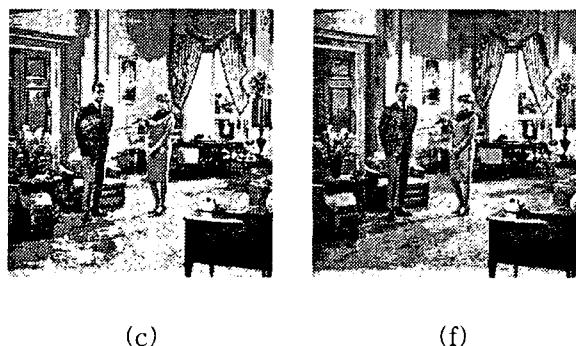
(b)



(e)

4. 모의실험 결과 및 고찰

본 절에서는 제안된 기법의 효용성 검증을



(c) (f)

그림 2. 결과 영상

(a)~(c) : 3개의 임계값을 통한 이진영상
 (d)~(f) : 4개의 임계값을 통한 분할영상

표 1. 임계값 개수에 따른 임계값

Image	The Number of Thresholds		
	2	3	4
image1	[104,157]	[88,132,174]	[76,116,147,185]
image2	[111,173]	[91,144,188]	[77,125,161,198]
image3	[84,137]	[69,109,155]	[59,94,125,169]

그림 2의 (a)~(c)는 3개의 다중 임계값을 통하여 영상을 4분할한 결과 영상이며, 그림 2의 (d)~(f)는 4개의 다중 임계값을 통하여 영상을 5분할한 결과 영상이다. 그림 2의 영상 분할에 사용된 임계값은 제안된 기법으로 얻어진 임계값으로 표 1에 나타나 있다. 그림 2의 결과 영상과 표 1에 나타난 임계값으로부터 제안된 기법에서 얻어진 임계값의 효용성을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 그레이 레벨의 관계성을 가우시안 분포를 이용하여 정의하였으며, 제안된 관계성을 이용하여, 다중 임계값을 결정하는 기법을 제안하였다. 또한 제안된 기법의 효용성을 4절의 모의실험을 통하여 확인하였다.

모의실험의 다중 임계값을 이용한 분할 영상으로부터 각 영상에 따라서 적절한 영역의 분할 개수가 달라짐을 확인할 수 있다. 따라서 향후 연구 과제로는 입력 영상의 영역 분할 개수 설정에 관한 연구가 요구되어진다. 또한 본 논문에서 제안한 기법을 이용하여 문자 인식, 생체 인식 등과 같은 분야로의 확장 사용을 통해서 제안 기법의 효용성을 입증하는 연구가

이루어져야 하겠다.

참 고 문 헌

- [1] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," IEEE Trans Syst, Man Cybernet, 9 (1), 62-66, 1979.
- [2] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison Wesley, 1992.
- [3] R. Boldock and J. Graham, Image Processing and Analysis, Oxford University Press, 2000.
- [4] Z. Chi, H. Yan, T. Pham,, Fuzzy Algorithms: With Applications to image Processing and Pattern Recognition. World Scientific 1996.
- [5] L. K. Huang, M. J. Wang, "Image thresholding by minimizing the measure of fuzziness," Pattern Recognition, 28, 41-51, 1995.
- [6] C. V. Jawahar, P. K. Biswas, A. K. Ray, "Analysis of fuzzy thresholding schemes," Pattern Recognition, 33 (8), 1339-1349, 2000.
- [7] S. H. Kwon, "Threshold selection based on cluster analysis," Pattern Recognition Letters, 25, 1045-1050, 2004.
- [8] 권순학, 손세호, 배종일, "그레이 레벨의 분포에 기반한 임계값 결정법." 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 제 13권, 6호, pp 649-654, 2003.
- [9] S. Hemachande, A. Verma, S. Arora, Prasanta K. Panigrahi, "Locally adaptive block thresholding method with continuity constraint," Pattern Recognition Letters, 28, 119-124, 2007.
- [10] Scott E Umbaugh, Computer Imaging-Digital Image Analysis and Processing, CRC Press, 2005.
- [11] H. D. Cheng, Jim-Rong Chen, Jiguang Li, "Threshold selection based on fuzzy c-partition entropy approach," Pattern Recognition, 31(7), 857-870, 1998.