

## 그레이 레벨의 분포에 기반한 임계값 결정법

### Threshold Selection Method Based on the Distribution of Gray Levels

권순학 · 손세호 · 배종일

Soon H. Kwon, Seo H. Son, and Jong I. Bae

영남대학교 대학원 전기공학과

#### 요약

대부분의 영상 임계화 방법들은 그레이 레벨의 히스토그램 함수를 이용하여 임계값을 설정한다. 본 논문에서는 히스토그램을 이용하는 기존의 영상 임계화 방법들의 단점을 간단하면서 효율적으로 보여주는 예제를 제시한다. 이러한 기존의 임계화 방법들의 단점을 개선하기 위해 그레이 레벨의 분포를 기반으로 하는 새로운 그레이 레벨 임계값 설정방법을 제안한다. 마지막으로, 여러 가지 예제를 통해 제안된 임계값 설정 방법의 효율성을 보인다.

#### Abstract

Most of the conventional image thresholding methods are based on the histogram function of the gray values. In this paper, we present a simple but effective example showing that the histogram-based thresholding methods do not perform well. To overcome the difficulty, the authors propose a new gray level threshold selection method based on the distribution of gray levels in images. Finally, we provide simulation results showing the effectiveness of the proposed threshold selection method through several examples.

**Key words :** Thresholding, Histogram, Distribution, Gray levels

#### 1. 서 론

영상 해석에 있어서 영상으로부터 필요한 정보를 추출하기 위해서는 영상을 여러 개의 클래스로 분리시킬 필요가 있으며, 이를 위해 그레이 레벨 임계화 (Gray level thresholding), 에지 검출 (Edge detection), 영역 성장 (Region growing), 영역 분할, 합병 및 확장 (Region splitting, merging, relaxation), 그리고 퍼지 이론을 이용한 영상 분할 방법등의 다양한 방법들이 제시되어 왔다 [2]. 임계화 (Thresholding)는 영상 분할에 사용되는 보편적인 수단으로, 영상에서 배경과 대상을 분리시키는 유용한 방법 중의 하나이다.

영상 임계화 방법들에 대하여는 참고문헌 [7]에 자세히 나타나 있으며, 이를 중 대표적 기법으로는 미리 정의된 판별 함수를 기반으로 임계값을 찾는 판별 함수법 (Criterion-based method), 임계값이 4개 이하일 때 효율적인 모멘트 보전법 (Moment-preserving method), 임계값으로 히스토그램의 국소점 (Local valley)을 찾는 국소점 탐색법 (Valley-seeking method) 그리고 눈금 공간 이론 (Scale-space theory) [5]을 사용한 방법들이 제시되어 널리 사용되어 왔다 [1, 7]. 판별 함수를 사용하는 임계화 방법으로는 판별 분

석(Discriminant analysis) [6]을 기반으로 한 Otsu의 임계값 결정방법과, 엔트로피 (Entropy measure)를 기반으로 한 퍼지 임계값 결정 방법인 Huang과 Wang의 임계값 결정방법 [3] 등이 있다.

Huang과 Wang의 방법에서는 영상의 픽셀에 대한 소속도 함수는 임계값에 영향을 받으며 이러한 소속도 함수들은 2개의 클래스로 분할된 영상에서의 픽셀 값들의 분포를 나타낸다. 따라서 이 방법은 분류 오차를 최소화하는 특성을 가지고 있다. 참고문헌 [2]에서 지적하듯이 이를 두 방법은 접근 방법이 서로 다름에도 불구하고 같은 수학적인 구조로 유도됨을 알 수 있다. 두 방법의 차이는 단지 판별함수의 계산 과정에서 다른 가중함수를 선택함으로써 발생한다는 것을 알 수 있다.

최근에는 Jawahar등이 대상과 배경이 이상적인 그레이 분포, 즉, 대상과 배경의 그레이 분포가 크기뿐만 아니라 분포되어 있는 양상이 동일한 경우에 히스토그램을 사용한 기존의 대부분의 전역적 임계값 설정법 (Global thresholding schemes)이 잘 동작한다는 것을 보였다. 그리고 하드 임계화 방법과 퍼지 임계화 방법 사이의 통합 가능한 방향을 제시하였다 [4]. Cheng 등은 픽셀 사이에 존재하는 빈도수 정보 이외에 지역 평균값 개념을 도입하여 2-D 히스토그램을 작성한 후 이를 임계값 설정법에 적용하는 방법을 제시하였다 [8].

대부분의 임계화 방법들의 성능은 각각의 방법에 대한 규정들에 의하여 크게 영향을 받는다. 이 문제를 고려하기 위하여 우선 히스토그램을 기반으로 한 방법으로 얻은 임계화 된 결과로부터 인간의 직관적인 관점에서 볼 때 적절한 정보

접수일자 : 2003년 2월 13일

완료일자 : 2003년 10월 8일

This research was supported by the Yeungnam University research grants in 2002.

를 얻을 수 있는지 없는지에 대해서 고려해 보기로 한다. 영상과 같은 공간적인 자료들은 한 위치에서의 자료는 본질적으로 주변의 자료와 연관이 있다. 즉, 주어진 영상에서 2개의 그레이 레벨이 같은 빈도를 가지더라도 그레이 레벨들의 분포에 따라 서로 다를 수 있다. 예를 들어, 256\*256 크기의 영상에서 그림 2와 같은 히스토그램을 가지는 그림 1(a), (b)의 영상을 고려해 본다.

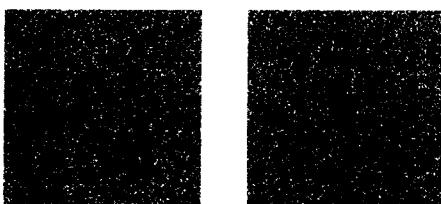


그림 1. 원 영상 : (a) 영상 1 (b) 영상 2

Fig. 1 Original images: (a) Image 1 and (b) Image 2

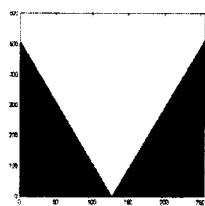


그림 2. 영상 1과 영상 2의 히스토그램

Fig. 2 Histogram of Image 1 and Image 2

그림 1(a)는 그레이 레벨  $z$  ( $z = 0, \dots, L-1$ )인 각 픽셀을 랜덤하게 분포시킨 영상이다. 그리고 그림 1(b)는 그레이 레벨이 63인 픽셀들을 영상 중앙에 T모양으로 분포시키고, 이 'T'를 둘러싼 사각형은 그레이 레벨 0인 픽셀들을 분포시킨 후, 나머지 영역에 그레이 레벨 0과 63이 아닌 다른 값  $z$ 를 갖는 픽셀들을 랜덤하게 분포시킨 영상이다. 그림 1(a)과 (b)에 보이는 것처럼 그림 1(a)에서는 어떤 특정 패턴을 찾는 것이 어렵지만 그림 1(b)에서는 사각형 안에 'T'가 있는 것을 쉽게 찾을 수 있다. 이러한 현상은 영상에서 그레이 레벨의 공간적 분포가 다르기 때문에 발생한다고 볼 수 있다. 그러면, Otsu의 임계값 결정방법과 Huang과 Wang의 엔트로피를 기반으로 한 퍼지 임계값 결정방법처럼 전형적인 임계값 결정 방법으로 'T'패턴을 구별해 낼 수 있을까? 이에 대한 답은 불행하게도 거의 대부분의 경우 'T'패턴을 찾을 수 없다는 것이다. 이것이 그레이 레벨의 공간적 분포를 이용한 새로운 임계값 결정방법을 제안하게 된 동기이다. 설명의 편의를 위해서, 본 논문에서는 영상의 이진화 문제만을 다루기로 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론에 이은 2절에서는 히스토그램을 기반으로 한 대표적인 임계값 결정방법들을 간략히 알아 본다. 3절에서는 영상에서 그레이 레벨의 공간적 분포를 기반으로 한 새로운 그레이 레벨 임계값 결정방법을 제안한다. 4절에서는 여러 가지 영상을 통해서 제안된 임계값 결정방법의 효율성을 보여준다. 5절에서는 결론을 맺는다.

## 2. 기존의 임계값 결정방법

이 절에서는 참고문헌 [2]에 기술되어 있는 수학적 관점을

통해 대표적인 임계값 결정방법인 Otsu의 임계화 방법과 Huang과 Wang의 엔트로피를 기반으로 한 퍼지 임계화 방법을 개략적으로 살펴본다. 설명의 편의를 위해, 영상을 대상과 배경, 즉, 2개의 부분 영상으로 분리하는 이진화 문제를 고려하기로 한다.

여기서, 영상의 전체 픽셀 수에 대한 그레이 레벨  $z$ 를 가진 픽셀들의 비율을 정규화된 히스토그램 함수  $h(z)$ 라 한다. 대부분의 임계값 결정방법들에서 임계값은 2 클래스의 중심이 가능하면 멀리 떨어지도록 하며 또한 2 클래스의 분산은 가능한 한 작게 한다는 원칙에 의해 결정된다. 서론에서 언급하였듯이, Otsu의 임계화 방법과 Huang과 Wang의 임계화 방법은 아래와 같은 식을 통하여 얻어질 수 있다.

$$\begin{aligned} J(T) &= \sum_{z=0}^{L-1} h(z)c(z, T) \\ &= \sum_{z=0}^T h(z)c_1(z, T) + \sum_{z=T+1}^{L-1} h(z)c_2(z, T) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 임계값이  $T$ 일 때,  $c(z, T)$ 는 그레이 레벨  $z$ 인 픽셀들의 비용 함수로써 고려할 수 있다. 비용 함수는 두 클래스의 픽셀들에 대해 각각 다른 가중치를 부여하는 두 개의 비용 함수  $c_1(z, T)$ 와  $c_2(z, T)$ 로 나누어진다. 클래스 분리도 (Class separability) [6]의 정도를 최대화하는 판별 분석법을 이용해서 개발된 Otsu의 방법은 식 (2)의 기준함수를 사용한다.

$$J_0(T) = -\frac{P_1(T)\sigma_1^2(T) + P_2(T)\sigma_2^2(T)}{\sigma^2} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \text{여기서 } P_1(T) &= \sum_{z=0}^T h(z) \\ P_2(T) &= \sum_{z=T+1}^{L-1} h(z) = 1 - P_1(T) \\ \sigma_1^2(T) &= \frac{1}{P_1} \sum_{z=0}^T [z - m_1(T)]^2 h(z) \\ \sigma_2^2(T) &= \frac{1}{P_2} \sum_{z=T+1}^{L-1} [z - m_2(T)]^2 h(z) \\ m_1(T) &= \frac{1}{P_1} \sum_{z=0}^T zh(z) \\ m_2(T) &= \frac{1}{P_2} \sum_{z=T+1}^{L-1} zh(z) \\ \sigma(T) &= \sqrt{\sum_{z=0}^{L-1} [z - m(T)]^2 h(z)} \\ m(T) &= \frac{1}{\sigma(T)} \sum_{z=0}^{L-1} zh(z) \end{aligned}$$

위의 식에서 2개의 클래스  $c_1$ 과  $c_2$ 는  $T$ 값에 영향을 받으며, 각각  $[0, T]$  그리고  $[T+1, L-1]$  범위의 그레이 값으로 가진다. 최적의 임계값  $T_0^*$ 은  $J_0(T)$ 를 최소화하는  $[0, L-1]$  범위 사이의 그레이 값으로 결정할 수 있다. 즉,

$$T_0^* = \arg \min_{0 \leq T \leq L-1} J_0(T) \quad (3)$$

과 같게 되며, 또한 식 (2)는 아래와 같은 판별함수로 됨을 알 수 있다.

$$\begin{aligned} J_0(T) &= \sum_{z=0}^T h(z) \frac{[z - m_1(T)]^2}{\sigma^2} \\ &+ \sum_{z=T+1}^{L-1} h(z) \frac{[z - m_2(T)]^2}{\sigma^2} \end{aligned} \quad (4)$$

두 클래스의 확률밀도가 겹쳐서 발생하는 경우, 불확실성으로 인해 최적의 임계값 결정이 어렵게 된다. 퍼지 모델을 기반으로 한 몇몇 방법들이 이러한 단점을 극복하기 위해 제안되었지만 제안된 방법들의 일부는 영상의 크기가 크면 최적의 임계값을 찾기 위해 많은 계산 시간을 요구하는 단점이 있다.

최근에 Huang과 Wang은 영상의 픽셀값 히스토그램을 사용하지만 각각의 픽셀들을 다룰 필요가 없는 퍼지 임계화 방법을 제시하였다 [3]. Huang과 Wang의 퍼지 임계화 방법에서는  $J_{HW}(T)$ 를 최소로 하기 위해 최적 임계값  $T_{HW}^*$ 를  $[0, L-1]$ 의 범위에서 찾는다. 즉,

$$T_{HW}^* = \arg \min_{0 \leq T \leq L-1} J_{HW}(T) \quad (5)$$

여기서

$$\begin{aligned} J_{HT}(T) = & -\frac{1}{\ln 2} \sum_{z=0}^T h(z) \left\{ \ln \left[ 1 + \frac{z-m_1(T)}{D} \right] \right. \\ & + \frac{z-m_1(T)}{D+z-m_1(T)} \ln \left[ \frac{z-m_1(T)}{D} \right] \Big\} \\ & + \frac{1}{\ln 2} \sum_{z=T+1}^{L-1} h(z) \left\{ \ln \left[ 1 + \frac{z-m_2(T)}{D} \right] \right. \\ & + \frac{z-m_2(T)}{D+z-m_2(T)} \ln \left[ \frac{z-m_2(T)}{D} \right] \Big\} \end{aligned} \quad (6)$$

$J_0(T)$ 과  $J_{HW}(T)$ 식에서 보는 바와 같이, 판별 함수가 두 클래스의 중심을 구별하기 쉽게 잘 나누고 분산도 가능한 한 작게 하는 것임을 알 수 있다.

### 3. 그레이 레벨의 분포에 기반한 임계값 결정법

임계화를 포함한 모델링 과정에서 중요한 문제 중의 하나는 주어진 데이터의 특성에 맞는 적절한 정보 변수들을 결정하는 것이다. 모델에 맞는 적절한 변수를 결정하는 것은 정확성과 표현력 (Description ability)을 증가시키고 계산시간을 줄일 수 있다.

이 절에서는 이러한 개념을 바탕으로 그레이 레벨의 분포를 기반으로 한 새로운 임계값 결정 방법을 제시한다.  $L$ 개의 그레이 레벨  $[0, 1, \dots, L-1]$ 을 가지는 영상에서 그레이 레벨  $z$ 인 픽셀들의 총 개수를  $n(z)$ 라 한다. 본 논문에서 제안하는 임계치 결정 방법에서 사용되는 세 가지 기본적인 정의들은 아래와 같다.

(i) 상대 빈도  $h_1(z)$ 은 영상에서 그레이 레벨  $z$ 의 상대적 양을 나타낸다. 즉, 영상에 존재하는 그레이 레벨의 총 개수에 대한 그레이 레벨  $z$ 의 빈도의 비율로 나타낸다.

$$h_1(z) = \frac{n(z)}{\sum_{z=0}^{L-1} n(z)} \quad (7)$$

(ii) 집중 정도  $h_2(z)$ 은 그레이 레벨  $z$ 인 픽셀들에 대한 모든 그레이 레벨  $z$ 를 포함하는 가장 작은 초공간 (Hypercube)의 내부에 존재하는 그레이 레벨  $z$ 의 총 개수로 나타낸다. 예를 들면, 그림 3에서 보는 것과 같이 영상이  $M \times N$ 개의 픽셀들로 구성되어 있고 그레이 레벨  $z$ 인 픽셀들이 아래 그림에서 보는 것처럼 분포되어 있다고 하면,

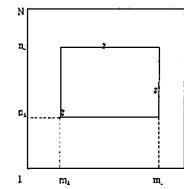


그림 3. 그레이 레벨  $z$ 인 픽셀들을 둘러싼 가장 작은 초평면  
Fig. 3 The smallest hyperplane enclosed by the pixels with gray level  $z$

그림 3에서 그레이 레벨  $z$ 인 픽셀들을 둘러싸는 가장 작은 초평면 (Hyperplane)의 좌표는  $m_1, m_2, n_1, n_2$ 이다. 그러면 집중 정도  $h_2(z)$ 는 아래와 같은 수식으로 결정된다.

$$h_2(z) = \frac{n(z)}{(m_2 - m_1 + 1)(n_2 - n_1 + 1)} \quad (8)$$

(iii) 분산 정도  $h_3(z)$ 은 아래와 같다.

$$h_3(z) = \frac{1}{n(z)} \sum_{i=1}^{L-1} \left( \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \| p_i - q_{ij} \| \right) \quad (9)$$

여기서  $p_i$ 는 그레이 레벨  $z$ 인  $i$ 번째 픽셀의 그레이 레벨을 말하고  $q_{ij}$ 는 그레이 레벨  $z$ 인  $i$ 번째 픽셀 주변의  $j$ 번째 픽셀의 그레이 레벨을 말한다. 그리고  $m$ 은 그레이 레벨  $z$ 인  $i$ 번째 픽셀에 이웃에 존재하는 픽셀들의 수이다. 즉, 영상에서 4개 코너의 픽셀들에서는 3개의 이웃하는 픽셀들이 있으므로  $m=3$ 이 되고, 코너의 픽셀들을 제외한 테두리의 픽셀들에서는  $m=5$ , 그리고 나머지 픽셀들에서는  $m=8$ 이 된다. 임계값  $T_D^*$ 은  $[0, L-1]$  범위에서  $J_D(T)$ 가 최소가 될 때의  $T$ 값으로 한다. 즉,

$$T_D^* = \arg \min_{0 \leq T \leq L-1} J_D(T) \quad (10)$$

여기서

$$\begin{aligned} J_D(T) = & \sum_{z=0}^T [z - m_{1D}(T)]^2 h(z) \\ & + \sum_{z=T+1}^{L-1} [z - m_{2D}(T)]^2 h(z) \\ m_{1D}(T) = & \frac{\sum_{z=0}^T zh(z)}{\sum_{z=0}^T h(z)} \quad m_{2D}(T) = \frac{\sum_{z=T+1}^{L-1} zh(z)}{\sum_{z=T+1}^{L-1} h(z)} \\ h(z) = & \frac{h_1(z) \cdot h_2(z)}{h_3(z)} \end{aligned}$$

여기서  $h_1(z), h_2(z)$  그리고  $h_3(z)$ 는 각각 그레이 레벨  $z$ 에서의 상대 빈도, 집중 정도, 분산 정도를 말한다.  $J_D(T)$ 의 식에서 알 수 있듯이 판별함수가 두 클래스의 중심을 구별하기 쉽게 잘 나누고 분산도 가능한 작게 하는 것임을 알 수 있다. 그러므로 판별함수는 Otsu의 방법의 판별 함수와 유사하다는 것을 알 수 있다.

### 4. 실험 결과 및 검토

본 논문에서 제안된 방법의 효율성을 보이기 위해, 2개의 인위적인 영상 (그림 1에서 보여준 2개의 인위적인 영상)과

4개의 실제 영상(그림 4의 4개의 실제 영상, 즉, Butterfly, Girl, Baboon, Lena)에 대하여 Otsu의 임계화 방법, Huang과 Wang의 임계화 방법 및 본 논문에서 제안된 방법을 적용하여 모의 실험을 수행하였다. 그림 5는 4개의 실제 영상, 즉, Butterfly, Girl, Baboon, Lena 각각에 대한 히스토그램 분포도를 나타낸다.

그림 1의 영상의 크기는 256\*256이고, 그레이 레벨의 수는 256 (8비트)이다. 실험은奔腾 II (Pentium II 330 MHz)에서 MATLAB을 사용하여 수행하였다.

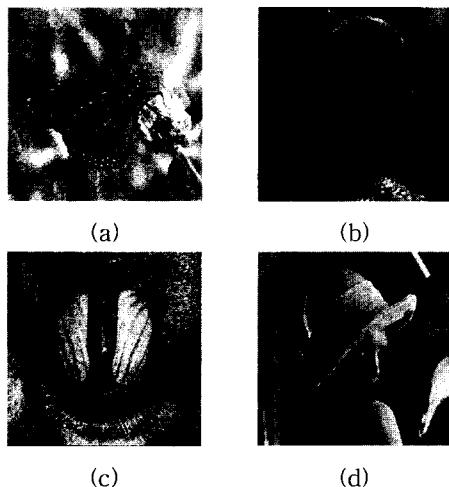


그림 4. 원영상: (a) Butterfly, (b) Girl, (c) Baboon, (d) Lena

Fig. 4 Original images: (a) Butterfly, (b) Girl, (c) Baboon, (d) Lena

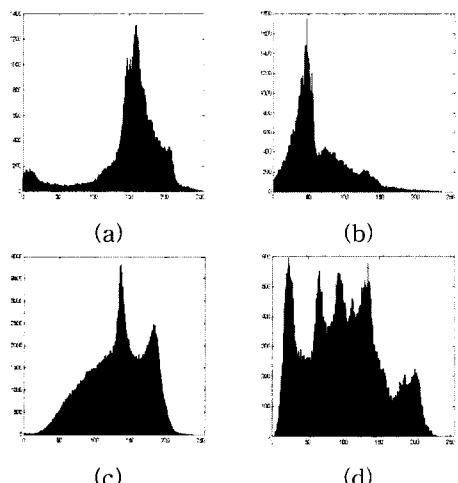


그림 5. 히스토그램: (a) Butterfly, (b) Girl, (c) Baboon, (d) Lena

Fig. 5 Histograms: (a) Butterfly, (b) Girl, (c) Baboon, (d) Lena

그림 1에서 보여준 2개의 인위적인 영상 및 그림 4의 4개의 실제 영상, 즉, Butterfly, Girl, Baboon, Lena에 대하여 Otsu의 임계화 방법, Huang과 Wang의 임계화 방법, 그리고 본 논문에서 제안된 방법을 적용하여 얻어진 임계값들은 표 1에 나타내었고 임계화된 영상은 그림 6-그림 11에 나타

내었다.

그림 6은 그림 1(a) 영상을 이진(Bi-level)으로 임계화한 결과를 보여준다. 그림에서, 각 방법들의 선택된 임계값은 똑같이 128을 가진다. 이 결과는 직관적 결과와도 일치한다고 할 수 있다. 그림 7은 그림 1(b)를 표 1에 나타낸 임계값으로 이진 임계화한 결과를 보여준다.

표1과 그림 7에서, 제안된 방법이 영상속에 존재하는 특정 패턴인 'T'를 구별할 수 있는 적절한 임계값을 제공함을 알 수 있다. 그러나, Otsu의 임계값 설정방법과 Huang과 Wang의 임계값 설정방법은 그렇지 않음을 알 수 있다. 이러한 실험 결과로부터 직관적으로 제안된 방법이 효율적임을 알 수 있다.

표 1. 임계값  
Table 1. Threshold values

Images	Thereshold selection methods		
	Otsu's method	Huang and Wang's method	The proposed method
Image 1	128	128	128
Image 2	128	128	39
Butterfly	100	60	86
Girl	79	75	77
Baboon	125	131	152
Lena	102	84	89

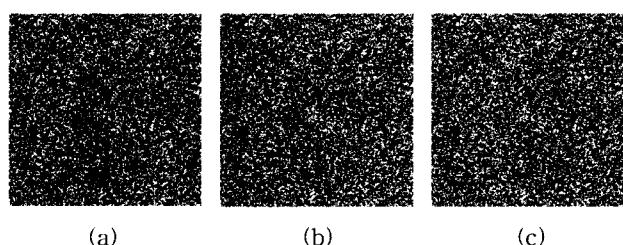


그림 6. 임계화된 영상: (a) Ostu의 방법, (b)Huang과 Wang의 방법, (c) 제안된 방법  
Fig. 6 Thresholded images: (a) by the Ostu's method, (b) by Huang and Wang's method, (c) by the proposed method

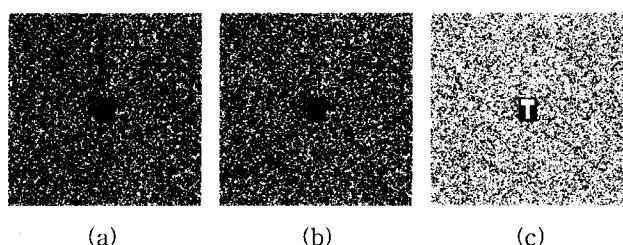


그림 7. 임계화된 영상: (a) Ostu의 방법, (b)Huang과 Wang의 방법, (c) 제안된 방법  
Fig. 7 Thresholded images: (a) by the Ostu's method, (b) by Huang and Wang's method, (c) by the proposed method

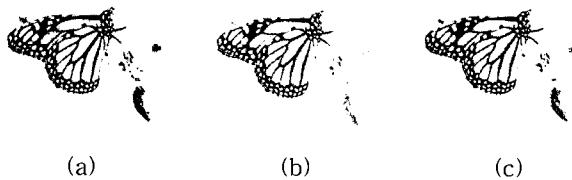


그림 8. 임계화된 영상 : (a) Ostu의 방법,  
(b) Huang과 Wang의 방법, (c) 제안된 방법

Fig. 8 Thresholded images: (a) by the Ostu's method,  
by Huang and Wang's method,  
(c) by the proposed method

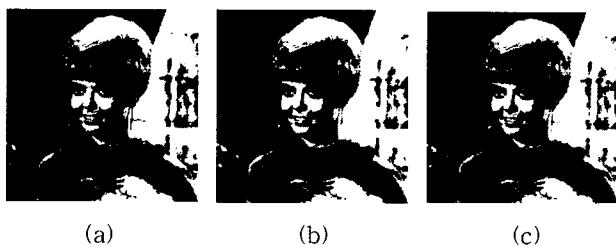


그림 9. 임계화된 영상: (a) Ostu의 방법,  
(b) Huang과 Wang의 방법, (c) 제안된 방법

Fig. 9 Thresholded images: (a) by the Ostu's method,  
by Huang and Wang's method,  
(c) by the proposed method

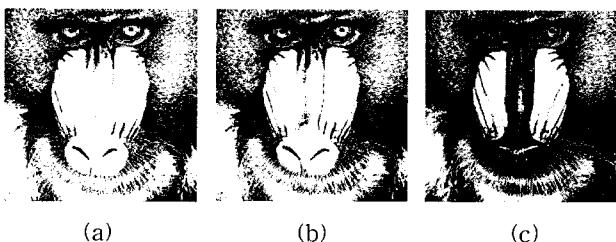


그림 10. 임계화된 영상: (a) Ostu의 방법,  
(b) Huang과 Wang의 방법, (c) 제안된 방법

Fig. 10 Thresholded images: (a) by the Ostu's method,  
by Huang and Wang's method,  
(c) by the proposed method

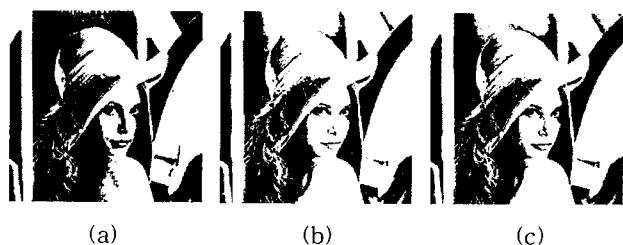


그림 11. 임계화된 영상: (a) Ostu의 방법,  
(b) Huang과 Wang의 방법, (c) 제안된 방법

Fig. 11 Thresholded images: (a) by the Ostu's method,  
by Huang and Wang's method,  
(c) by the proposed method

그림 8-그림 11은 그림 4(a)-(d)의 영상을 표 1에 나타낸 임계값을 사용하여 이진으로 임계화한 결과를 보여 준다. 표 1을 보면 Butterfly, Girl 및 Lena 영상에 대한 제안된 방법의 임계값이 Otsu 방법의 임계값과 Huang과 Wang 방법의 임계값 사이에 있음을 알 수 있다. 그림 9에서 세 개의 임계화된 영상의 차이는 인지할 수 없을 만큼 작지만, 그림 8과 그림 11에서 제안한 방법으로 얻은 영상은 다른 방법으로 얻어진 영상보다 더욱 더 선명하다는 것을 쉽게 알 수 있다. 그림 8에서는 나비의 날개부분과 그림 11의 'Lena'에서는 모자와 얼굴부분에서 그 차이점을 쉽게 찾을 수 있다.

표 1에서 'Baboon' 영상에서 제안된 방법으로 얻은 임계값 152는 다른 방법들로 얻은 임계치와 많이 차이가 난다. 그리고 임계화된 영상도 다른 방법들로 한 영상들과 많은 차이가 남을 알 수 있다. 즉, 제안된 방법으로 얻은 영상이 Otsu의 방법과 Huang과 Wang의 방법에서 얻은 영상보다 좀더 어둡지만 선명함을 알 수 있다.

표 1과 그림 6-그림 11에서 보여준 많은 실험 결과로부터 본 논문에서 제안된 방법이 다른 두 방법을 적용하여 얻은 결과보다 인간의 직관에 보다 적합한 영상 처리 결과를 제공하는 효율적인 방법임을 알 수 있다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 히스토그램을 기반으로 한 임계화 방법들의 단점을 간단하지만 효과적인 예를 사용하여 보여 주고, 이러한 단점을 극복하기 위하여 그레이 레벨의 공간적 분포를 기반으로 한 새로운 그레이 레벨 임계값 결정방법을 제안하였다. 그리고 제안된 임계값 결정방법의 효율성을 2개의 인위 영상과 4개의 실제 영상을 통한 실험 결과를 바탕으로 보여 주었다.

그러나 제안된 임계값 설정 방법에는 몇 가지 제약이 있다. 예를 들면, 임계값 설정을 위해 사용된 정보 중, 집중 정도와 같은 정보는 영상의 작은 수정, 즉, 잡음에 민감한 특성을 보여 준다. 즉, 영상의 코너에 그레이 레벨  $z$ 가 추가되면 집중 정도( $h_2$ )가 민감하게 반응한다. 이 문제의 개선은 향후 연구과제중의 하나라 할 수 있을 것이다.

그리고 향후 연구 과제중의 다른 하나는 최적의 임계값 설정을 위한 판별함수의 설정에 관한 것이라 할 수 있으며 이에 대한 연구는 향후 연구 과제로 남겨둔다.

## 참 고 문 헌

- [1] C. C. Chang, L. L. Wang, "A fast multilevel thresholding method based on lowpass and highpassfilterin," Pattern Recognition Lett. Vol. 18, pp. 1469-1478, 1997.
- [2] Z. Chi, H. Yan, and T. Pham, Fuzzy Algorithms: With Applications to image Processing and Pattern Recognition, World Scientific, 1996.
- [3] L. K. Huang, M. J. Wang, "Image thresholding by minimizing the measure of fuzziness," Pattern Recognition. Vol. 28, pp. 41-51, 1995.
- [4] C. V. Jawahar, P. K. Biswas, and A. K. Ray, "Analysis of fuzzy thresholding schemes," Pattern Recognition Vol. 33, pp. 1339-1349, 2000.

- [5] T. Lindeberg, Scale-Space Theory in Computer Vision, Kluwer, Netherlands, 1994.
- [6] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," IEEE Trans. Syst. Man Cybernet. Vol. 9, pp. 62-66. 1979.
- [7] P. S. Sahoo, S. Soltani, and A. Wong, "A survey of thresholding techniques," Comput. Vision Graphics Image Process. Vol. 41, pp. 233-260, 1988.
- [8] H. D. Cheng and Y.-H. Chen, "Fuzzy partition of two-dimensional histogram and its application to thresholding," Pattern Recognition, Vol. 32, pp. 825-843, 1999.



**손세호(Seo H. Son)**

2000년 : 영남대학교 전기전자 공학부  
(공학사)  
2000년~2002년 : 영남대학교 대학원  
전기공학과 (공학석사)  
2002년~현재 : 영남대학교 대학원  
전기공학과 박사과정 재학중

관심분야 : 지식 기반 영상 처리, 지능 시스템 및 제어



**배종일(Jong I. Bae)**

2002년 : 영남대학교 전기전자 공학부  
(공학사)  
2002년~현재 : 영남대학교 대학원  
전기공학과 석사과정 재학중

관심분야 : 지능시스템 및 제어



**권순학(Soon H. Kwon)**

1983년 : 서울대학교 제어계측공학과  
(공학사)  
1985년 : 서울대학교 대학원 제어계측  
공학과 (공학석사)  
1995년 : 동경공업대학 시스템과학  
(공학박사)  
1996년~현재 : 영남대학교 전자정보공학부  
부교수

관심분야 : 지식 기반 지능시스템