

그레이 레벨의 공간적 상관관계 기반 이진화

Binarization Based on the Spatial Correlation of Gray Levles

서석태, 손세호*, 이인근, 정혜천, 권순학**

Suk T. Seo, Seo H. Son*, In K. Lee, Hye C. Jeong, Soon H. Kwon**

영남대학교 전기공학과

* (주)탑 엔지니어링

요약

Otsu의 임계값 결정법을 포함한 기존의 임계값 결정 기법은 그레이 레벨 빈도수 히스토그램 정보를 이용하여 임계값을 결정한다. 그러나 빈도수 히스토그램은 입력 영상에서 그레이 레벨 빈도수 정보만을 재구성한 것이므로, 입력 영상의 그레이 레벨의 분포 및 그레이 레벨간의 관계성을 포함하지 않는다. 따라서 임계값 결정에 있어서 영상의 정보를 충분히 반영하지 못하여 때때로 부적절한 임계값을 제시한다. 본 논문에서는 빈도수 정보뿐만 아니라 그레이 레벨간의 상관관계함수를 정의하고, 정의된 상관관계함수를 이용하여 공간적 상관관계 정보 추출 및 추출된 정보로부터 임계값을 결정하는 기법을 제안한다. 제안된 기법의 타당성을 빈도수 히스토그램에 기반한 Otsu의 임계값 결정법과의 비교 실험을 통하여 보인다.

키워드 : 임계값, 히스토그램, 그레이 레벨, 상관관계함수, 공간적.

Abstract

Conventional thresholding methods including Otsu's thresholding method are based on the gray levels frequency histogram. But the gray levels frequency histogram is obtained by recomposing only frequency information from an input image, where frequency histogram dose not contain any other informations such as the distribution of gray levels and relation between gray levels. Therefore the methods using the gray levels frequency histogram occasionally present inappropriate threshold values because it cannot reflect informations of the given image sufficiently. In this paper, we define a correlation function of gray levels and propose a novel thresholding method using the gray levels frequency histogram and the spatial correlation information. The effectiveness of the proposed method will be shown through comparison with Otsu's thresholding method.

Key Words : Threshold value, Histogram, Gray level, Correlation function, Spatial.

1. 서 론

인간은 시각을 통하여 사물과의 실제적 접촉 없이 사물을 판별하고 주변 환경 및 상황에 관한 정보를 획득 할 수 있다. 이러한 인간의 시각 정보 처리 능력을 구현하기 위해서 카메라 혹은 스캐너와 같은 영상 센서로부터 획득한 영상을 인식하고 해석하는 연구가 많이 이루어지고 있다.

영상 처리란 영상 센서로부터 획득한 영상을 분석하고 이해하기 위한 모든 과정을 의미한다[1,2]. 영상 센서로부터 획득한 영상은 필요한 정보를 추출하기 위하여 목적에 따라 알맞은 전처리 과정을 거쳐 여러 개의 클래스로 재분류 할 필요가 있다. 적절한 전처리를 통해서 보다 빨리, 보다 쉽게 영상으로부터 정보를 추출할 수 있으며, 잘못된 전처리는 부적절한 정보의 추출로 이어지기 때문에 전처리는 영상 처리에 있어서 기초적이며, 중요한 과정이다.

이러한 전처리 방법으로는 노이즈 제거, 영상 향상, 에지 추출, 영역 분할, 이진화 등의 방법이 있다. 이 중에서 그레

이 레벨의 임계값을 기준으로 흑백 영상을 이진화(binarization)하는 기법은 가장 대표적 전처리 기법이다. 이진화를 위한 기준의 임계값 결정 기법은 그레이 레벨 빈도수 히스토그램의 정보를 이용한다. 빈도수 히스토그램 기반 임계값 결정법의 대표적 기법으로는 Otsu의 임계값 결정법을 들 수 있으며, 히스토그램 국소점 탐색법, Huang & Wang 등의 방법이 있다[3-12].

그러나 빈도수 히스토그램은 입력 영상에서 그레이 레벨 빈도수 정보만을 재구성한 것이므로, 입력 영상의 그레이 레벨 분포 및 그레이 레벨간의 관계성을 고려하지 않는다. 따라서 빈도수 히스토그램만을 사용할 경우, 영상의 부수적 정보의 부족으로 인하여 임계값 결정에 있어서 부적절한 결과를 보인다[13]. 즉, 임의의 그레이 레벨 z 를 고려함에 있어 기타 그레이 레벨들과의 관계성을 고려하여 주어야 하며, 이러한 관계성 고려를 통하여 적절한 임계값을 결정할 수 있다.

따라서 본 논문에서는 그레이 레벨의 관계성을 고려하여 그레이 레벨 상관관계함수를 정의하며, 정의된 상관관계함수를 이용, 그레이 레벨의 공간적 상관관계 정보를 추출하며, 추출된 상관관계를 이용하여 임계값을 결정하는 기법을 제안한다. 제안된 기법의 타당성을 빈도수 히스토그램 기반 Otsu의 임계값 결정법과의 비교 실험을 통해서 보인다.

** Corresponding author

접수일자 : 2007년 1월 31일

완료일자 : 2007년 6월 2일

2. Otsu 임계값 결정법[2,3]

그림 1은 이진 영상의 예를 보여준다. 그림 1에서와 같은 이진화는 $[0, L-1]$ 의 그레이 레벨을 가지는 흑백영상을 특정 임계값을 기준으로 0과 1이라는 두 값으로 분류하는 것이다. 원 영상 f 와 이진 영상 g 는 식 (1)과 같은 관계를 가진다.

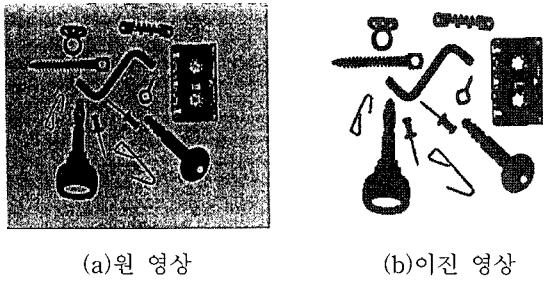


그림 1. 이진 영상의 예
Fig 1. Example of a binary image

$$g(i,j) = \begin{cases} 1, & f(i,j) \geq T \\ 0, & f(i,j) < T \end{cases} \quad (1)$$

여기서, T : 임계값

$f(i,j)$: (i,j) 좌표에서의 그레이 레벨
 $\{(i,j)\}$: 영상의 모든 픽셀 좌표 집합

식 (1)에서 원 영상을 이진 영상으로 변환하는 기준이 되는 임계값(T)를 결정하기 위해 임계값(T)을 변화시켜가며 관찰에 의해서 임계값을 결정한다면 가장 좋은 임계값을 얻을 수 있지만, 이러한 방법으로 임계값을 얻는 것은 비효율적이다. 따라서 임계값을 자동으로 결정하기 위해서 빈도수 히스토그램에 기반한 많은 방법들이 제안되었으며, 그 중에서 Otsu의 임계값 결정법이 대표적 기법이다.

Otsu의 임계값 결정법은 $[0, L-1]$ 의 그레이 레벨로 이루어진 입력 영상의 전체 픽셀이 N 일 때, 빈도수 히스토그램을 다음과 같이 정규화 한다.

$$h(z) = \frac{n(z)}{N}, h(z) \geq 0, \quad (2)$$

$$N = \sum_{z=0}^{L-1} n(z), \quad n(z) : \text{그레이 레벨 } z \text{의 빈도수}$$

정규화된 히스토그램으로부터 임의의 임계값 T 에 의해서 분류된 두 군집을 각각 C_1, C_2 라고 하며, 각 군집이 나타나는 확률적 값은,

$$P_1(T) = \Pr(C_1) = \sum_{z=0}^T h(z) \quad (3)$$

$$P_2(T) = \Pr(C_2) = \sum_{z=T+1}^{L-1} h(z) = 1 - P_1(T)$$

이며, 분류된 두 군집의 분산은 식(4)와 같다.

$$\sigma_1^2(T) = \frac{1}{P_1} \sum_{z=0}^T [z - m_1(T)]^2 h(z) \quad (4)$$

$$\sigma_2^2(T) = \frac{1}{P_2} \sum_{z=T+1}^{L-1} [z - m_2(T)]^2 h(z)$$

$$\text{여기서, } m_1(T) = \frac{1}{P_1} \sum_{z=0}^T zh(z), \quad m_2(T) = \frac{1}{P_2} \sum_{z=T+1}^{L-1} zh(z)$$

또한 전체 분산은 다음과 같다.

$$\sigma^2(T) = \sum_{z=0}^{L-1} [z - m(T)]^2 h(z) \quad (5)$$

$$m(T) = \sum_{z=0}^{L-1} zh(z)$$

위에서 구해진 값을 이용해 임계값은 식 (6)으로부터 구해진다.

$$T_O^* = \arg \max_{0 \leq T \leq L-1} J_O(T) \quad (6)$$

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

3. 공간적 상관관계 기반 이진화

3.1 그레이 레벨 상관관계(주1)

그레이 레벨의 상관관계함수는 임의의 그레이 레벨 z 와 다른 그레이 레벨들과의 관계성을 정의하는 함수이며, 임의의 그레이 레벨 z 와 동일 혹은 인접 그레이 레벨들과의 관계성은 높은 반면 그레이 레벨간의 거리가 멀어짐에 따라 급격히 감소하게 된다. 이러한 비선형함수의 선택은 시각의 비선형 체계를 반영한 것이다. 따라서 $[0, L-1]$ 의 그레이 레벨에서 각 그레이 레벨간의 비선형 상관관계함수를 식 (7)과 같이 정의한다.

$$C(z) = e^{-\frac{(z-i)^2}{2\sigma^2}} \quad (7)$$

여기서, $z, i = 0, 1, 2, \dots, L-1$
 $\sigma \in (0, 200]$ (주2)

식 (7)로부터, 그레이 레벨 z_1, z_2 를 고려할 때, 그레이 레벨 z_1, z_2 가 $z_1=z_2$ 이면, 즉, 동일 그레이 레벨일 경우, 가장 큰 상관관계를 가지며, 그레이 레벨의 차가 커질수록 상관관계도 적어진다. 단, $C(z) \in [0, 1]$.

그림 2는 σ 의 변화에 따른 상관관계함수의 변화를 나타낸 것이다. 식 (7)의 상관관계함수를 이용하여 각각의 그레이 레벨들의 상관관계를 모두 고려하면 다음과 같다.

$$E_\sigma(z) = \sum_{i=0}^{L-1} e^{-\frac{(z-i)^2}{2\sigma^2}}, z = 0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (8)$$

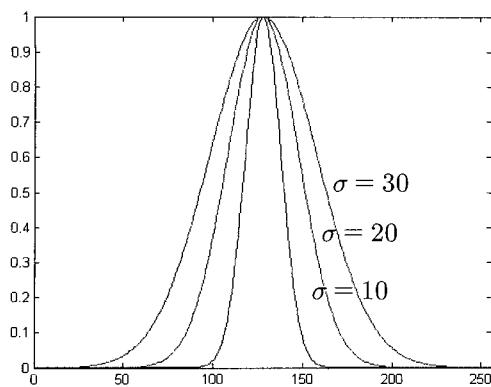


그림 2. σ 에 대한 상관관계함수
Fig 2. Correlation function with respect to σ

식 (8)은 그레이 레벨들이 가지는 에너지함수라 할 수 있다. 각각의 그레이 레벨들의 에너지함수는 σ 에 의해서 변화한다. 따라서 적절한 σ 를 결정하기 위해서 σ 의 변화에 따른 에너지의 값이 최대가 되는 그레이 레벨의 개수와 최대 에너지 값들의 합의 변화를 측정한다.

$$N(\sigma) = \text{Number} \left(E_\sigma(z) = \max_{0 \leq i < L-1} E_\sigma(i) \right) \quad (9)$$

E_σ : σ 에 대한 에너지함수 값
 $z = 0, 1, 2, \dots, L-1$

식 (9)의 *Number*는 개수를 나타내는 기호이다. 따라서 식 (9)로부터 $E_\sigma(z)$ 의 최대값이 α 인 경우, $E_\sigma(z)$ 에서 α 의 값을 가지는 경우의 개수를 측정하는 함수이다. 예를 들어, σ 가 5일 때 $E_\sigma(z)$ 의 최대값이 1이고 $E_\sigma(z)$ 가 $E_\sigma(10)$, $E_\sigma(11)$ 에서 각각 최대값 1을 가진다면 식 (9)로부터 $N(5)$ 는 2가 된다. 이와 마찬가지로 만약 σ 가 10일 때 $E_\sigma(z)$ 의 최대값이 2이고 $E_\sigma(z)$ 가 $E_\sigma(15)$, $E_\sigma(20)$, $E_\sigma(21)$ 에서 각각 최대값 2를 가진다면 식 (9)로부터 $N(10)$ 는 3이 된다.

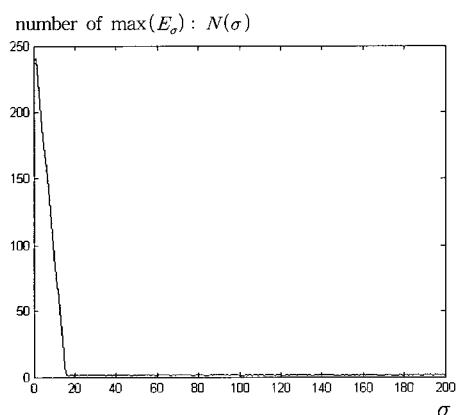


그림 3. σ 에 대한 최대 에너지 개수
Fig 3. Number of $\max(E_\sigma(z))$ with respect to σ

(주1) 수학적 해석 및 테스트 환경은 소수점 아래 16자리까지를 유효숫자로 가지며, σ 값의 변화는 0.1의 간격으로 행하며, 프로그램 도구로는 Matlab을 사용한다.

그림 3은 식 (9)로부터 σ 의 변화에 대한 그레이 레벨 에너지함수 값이 최대가 되는 값들의 개수의 변화들을 나타낸다.

sum of $\max(E_\sigma)$: Total_E(σ)

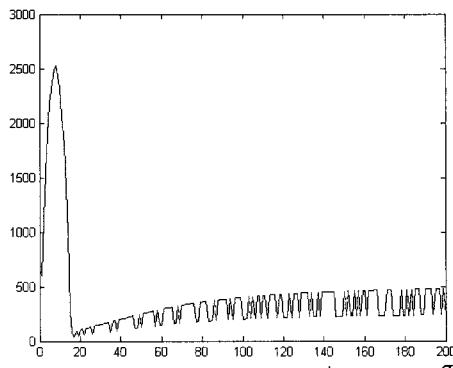


그림 4. σ 에 대한 총에너지 값
Fig 4. Total energy with respect to σ

sum of $\max(E_\sigma)$: Total_E(σ)

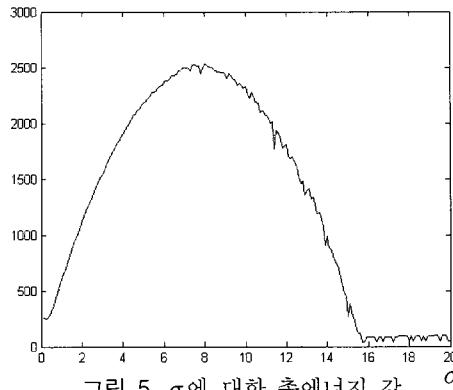


그림 5. σ 에 대한 총에너지 값
Fig 5. Total energy with respect to σ

그림 4는 σ 의 변화에 따라 에너지 함수가 최대가 되는 그레이 레벨의 에너지 값의 합의 변화를 나타낸다. 즉, 식 (10)으로부터 구해진다.

$$\text{Total}_E(\sigma) = \sum_{x \in z_\sigma} E_\sigma(x) \quad (10)$$

여기서, z_σ : σ 에 대한 에너지 값이 최대가 되는 그레이 레벨 집합

영상을 가장 잘 표현하기 위해서 각 그레이 레벨에서의 에너지 함수는 동일하여야 하며, 동일한 에너지 함수들의 합은 최대가 되어야 한다. 따라서 그림 3에서 최대 에너지 개수의 변화로부터 σ 의 변화에 따른 그레이 레벨의 편중 정도를 확인 할 수 있으며 σ 가 16이상이 되면 최대 에너지 개수

(주2) σ 값이 커질수록 에너지 값이 최대가 되는 그레이 레벨의 개수가 커지게 된다. 또한 에너지 함수의 합 역시 커지게 된다. 즉, 그림 2에 나타난 종형의 상관관계함수의 폭이 넓어져서 모든 그레이 레벨의 상관관계가 동일한 경우이다. 이러한 경우 그림 2와 같은 종형의 상관관계함수를 정의하는 의미가 없어지므로 본 논문에서는 σ 의 범위를 $(0, 200]$ 으로 제한한다.

가 1, 2개가 되어 편중이 심함을 확인 할 수 있다. 또한 그림 4와 5로부터 에너지 함수들의 합이 최대가 되는 지점을 찾는다.

표 1. σ 에 대한 따른 에너지함수Table 1. Energy function with respect to σ

σ	number of $\max(E(z))$: $N(\sigma)$	sum of $\max(E(z))$: Total_E(σ)
.	.	.
.	.	.
7.8	125	2444
7.9	126	2495.1
8	126	2526.7
8.1	124	2517.7
.	.	.
.	.	.

표 1은 σ 의 변화에 따른 에너지 값이 최대값을 가지는 그레이 레벨의 개수와 그때의 에너지함수의 값의 합의 변화를 보여준다. 그림 3, 4, 5와 표 1로부터 σ 가 8일 때 최적임을 알 수 있다.

3.2 공간적 상관관계

3.1절에서 그레이 레벨의 상관관계함수를 정의하였으며, 정의된 상관관계함수를 이용하여 다음과 같이 공간적 상관관계를 추출한다.

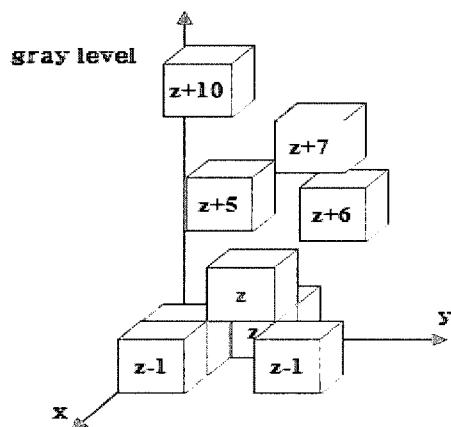


그림 6. 3x3원도우의 3차원 이미지

Fig 6. 3-D image of 3×3 window

그레이 레벨 z 인 픽셀을 중심으로 $m \times n$ 원도우를 적용하여, 적용된 원도우 영역 내부의 각 픽셀들의 그레이 레벨과 z 와의 상관관계를 앞에서 정의한 상관관계함수를 이용하여 측정한다.

$$SC(z) = \sum_{(p,q) \in T_{xy}} \left(\sum_{(a,b) \in S_{xy}} e^{-\frac{(f(p,q) - f(a,b))^2}{2\sigma^2}} \right) \quad (11)$$

여기서, $z = 0, 1, 2, \dots, L-1$

$f(x,y)$: 임의의 좌표 (x,y) 의 그레이 레벨

T_{xy} : 그레이 레벨 z 인 좌표의 집합

S_{xy} : 그레이 레벨 z 인 좌표를 중심으로 $m \times n$ 원도우를 적용한 내부의 좌표 집합

식 (11)의 그레이 레벨의 상관관계 값을 이용하여 다음과 같은 최종 함수 값을 얻는다.

$$H(z) = n(z) \cdot SC(z) \quad (12)$$

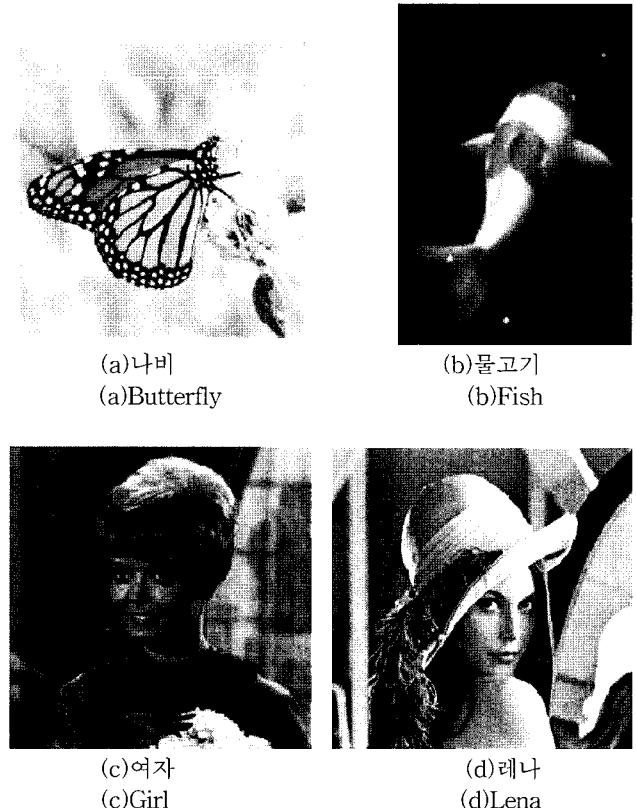
여기서, $z = 0, 1, 2, \dots, L-1$

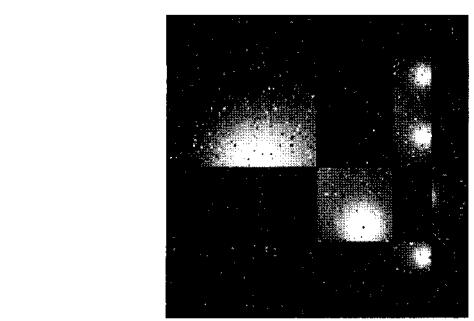
$n(z)$: 그레이 레벨 z 의 빈도수

식 (12)의 $SC(z)$ 는 그레이 레벨 z 의 공간적 상관관계를 나타내는 값으로 기존의 빈도수에 추가되어지는 부가적 정보이다. 부가 정보의 추가를 통해서 (12)에서 얻어진 개선된 히스토그램 $H(z)$ 를 기준의 빈도수 기반의 Otsu의 임계값 결정법에서 빈도수를 대신하는 함수 값으로 사용하여 임계값을 얻는다.

4. 모의실험 결과 및 고찰

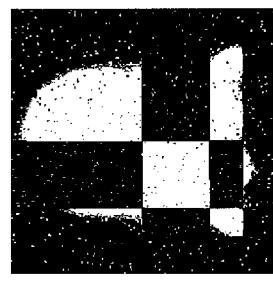
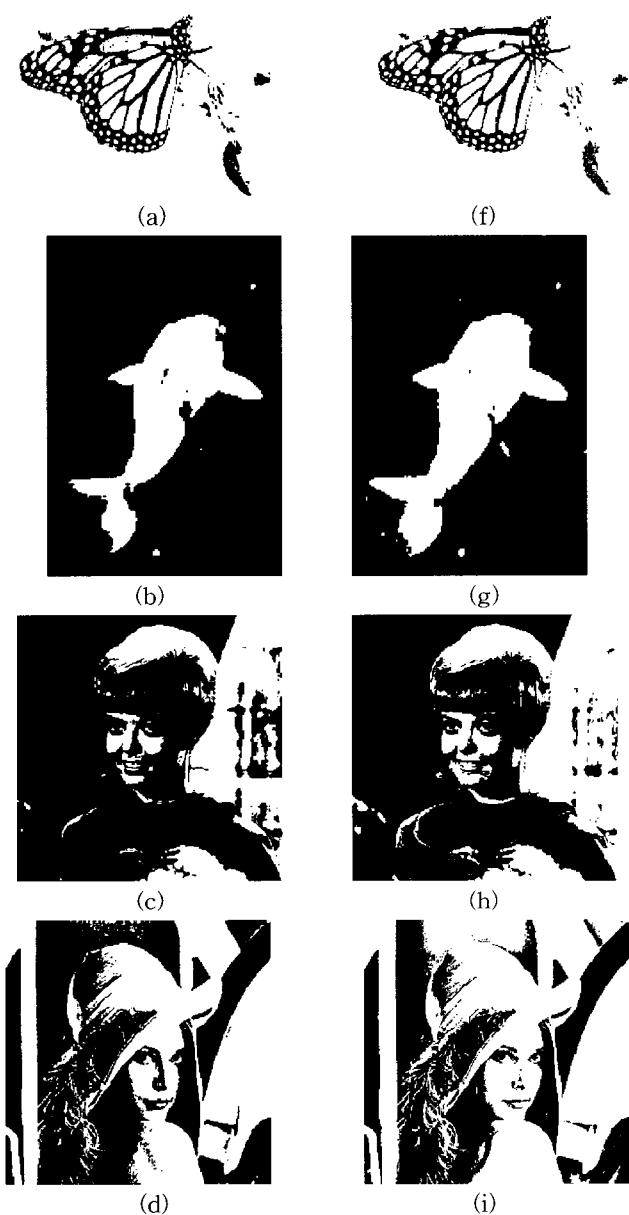
본 논문에서 제안된 방법의 타당성을 검증하기 위하여 모의실험을 다음과 같이 수행하였다. 모의실험에 사용된 조건은 $\sigma = 8$, 원도우 크기는 3×3 이며, 그림 7에 나타낸 5가지 예제 영상(나비, 물고기, 여자, 레나, 사각형)에 대하여 본 논문에서 제안된 방법을 적용한 이진 영상 결과를 Otsu의 방법을 사용해서 얻어진 이진 영상과 비교한다.



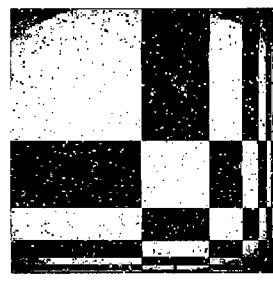


(e)사각형
(e)Rectangular

그림 7. 실험에 사용된 원 이미지
Fig 7. Original image used in test



(e)



(j)

그림 8. 이진 영상
((a)~(e): Otsu 방법, (f)~(j): 제안 방법)

Fig 8. Binary image
((a)~(e): Otsu method, (f)~(j):Proposed method)

표 2. 임계값

Table 2. Threshold values

모의실험 영상	임계값 결정기법	
	Otsu	Proposed
나비	99	84
물고기	77	63
여자	78	68
레나	101	86
사각형	76	43

표 2는 각 영상에 따라 Otsu의 임계값 결정방법과 제안된 방법을 사용하여 얻은 임계값을 나타낸다. 표 2의 결과로부터 Otsu의 임계값과 제안된 방법의 임계값이 많은 차이를 보임을 확인할 수 있다. 제안된 임계값 결정법으로 얻어진 임계값의 타당성을 확인하기 위하여 표 2에서 얻어진 임계값을 각 영상에 적용하여 그림 8의 이진영상을 획득하였다.

그림 8의 (a)~(e)는 Otsu의 임계값 결정법으로 얻어진 임계값을 사용한 이진영상이며, 그림 8의 (f)~(j)는 제안된 방법을 사용하여 얻은 임계값을 사용한 이진영상이다. 그림 8(a), (f)는 그림 7(a)를 이진화한 결과 영상이며, 그림 8(f)는 그림 8(a)에 비해서 날개부분의 노이즈가 적음을 확인할 수 있다. 그림 8(g)는 그림 8(b)보다 물고기 영역이 보다 잘 추출된 것을 알 수 있다.

또한, 그림 8(c), (d)보다 그림 8(h), (j)가 인물의 윤곽선이 더욱 더 잘 표현됨을 확인할 수 있었다. 마지막으로 그림 7(e)의 사각형 영상의 경우, 그림 8(e), (j)에서와 같이 Otsu의 임계값을 사용한 이진영상의 경우, 무늬가 선명하게 드러나지 않는 반면 제안된 방법의 임계값을 사용한 이진영상은 무늬가 선명하게 드러남을 확인할 수 있다.

따라서 제안된 임계값 결정법을 사용하여 얻어진 표 2의 임계값이 Otsu의 방법으로 얻어진 임계값 보다 효과적임을 알 수 있다.

5. 결 론

빈도수 히스토그램에 기반한 임계값 결정법에서 영상의 공간적 정보를 고려하지 않은 채 빈도수 히스토그램만을 사용할 경우 정보의 부족으로 인해서 부적절한 임계값을 제시하게 된다. 본 논문에서는 이러한 정보 부족을 보완하기 위해 공간적 상관관계를 이용하여 공간적 정보를 추출하였으

며, 제안기법의 타당성은 4절에서 예제영상의 비교실험을 통하여 보였다.

향후 본 논문에서 제안한 상관관계함수를 정의함에 있어 σ 의 값을 결정하는데 보다 세밀한 연구가 요구되며, 또한 본 논문에서 제안한 기법을 사용한 이진 영상을 이용하여 지문 인식, 문자 인식 등과 같은 분야로 확장 적용하여 제안기법의 효용성을 입증하는 연구가 이루어져야 하겠다.

참 고 문 헌

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison Wesley, 1992.
- [2] Z. Chi, H. Yan, T. Pham, Fuzzy Algorithms: With Application to Image Processing and Pattern Recognition, World Scientific, 1996.
- [3] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," IEEE Trans Syst, Man Cybernet, 9 (1), 62-66, 1979.
- [4] C. C. Chang, L.-L Wang, "A fast multilevel thresholding method based on lowpass and high-pass filtering," Pattern Recognition Lett. 18 (14), 1469-1478, 1997.
- [5] H. D. Cheng, Y. H. Chen, X. H. Jiang, "Thresholding using two-dimensional histogram and fuzzy entropy principle," IEEE Trans. Image Processing, 9 (4), 732-735, 2000.
- [6] Z. Chi, H. Yan, T. Pham,, Fuzzy Algorithms: With Applications to image Processing and Pattern Recognition. World Scientific 1996.
- [7] L. K. Huang, M. J. Wang, "Image thresholding by minimizing the measure of fuzziness," Pattern Recognition, 28, 41-51, 1995.
- [8] C. V. Jawahar, P. K. Biswas, A. K. Ray, "Analysis of fuzzy thresholding schemes," Pattern Recognition, 33 (8), 1339-1349, 2000.
- [9] J. N. Kapur, P. K. Sahoo, A. K. C. Wong, "A new method for gray level picture thresholding using the entropy of the histogram," Comput. Vision Graphics Image Process, 29, 273-285, 1985.
- [10] T. Lindeberg, Scale-Space Theory in Computer Vision, Kluwer, Netherlands, 1994.
- [11] P. K. Sahoo, S. Soltani, A. Wong, "A survey of thresholding techniques," Comput. Vision Graphics Image Process, 41 (2), 233-260, 1988.
- [12] W. H. Tsai, "Moment-preserving thresholding: A new approach," Comput. Vision Graphics Image Process, 29 (3), 377-393, 1985.
- [13] 권순학, 손세호, 배종일, "그레이 레벨의 분포에 기반한 임계값 결정법." 페지 및 지능시스템학회 논문지, 제 13권, 6호, pp 649-654, 2003.

저 자 소 개

서석태(Suk T. Seo)
제17권 3호(2007년 6월호) 참조
E-mail : kenneth78@yumail.ac.kr

손세호(Seo H. Son)
제17권 3호(2007년 6월호) 참조

이인근(In K. Lee)
제17권 3호(2007년 6월호) 참조

정혜천(Hye C. Jung)
제17권 3호(2007년 6월호) 참조

권순학(Soon H. Kwon)
제17권 3호(2007년 6월호) 참조
E-mail : shkwon@yu.ac.kr