

논문 2013-50-7-26

# 클래스 내 표준편차 기반의 문턱치 처리에 의한 영상분할 (Image Thresholding Based on Within-Class Standard Deviation)

성 정 민\*, 하 호 건\*, 최 봉 열\*\*

(Jung-Min Sung, Ho-Gun Ha, and Bong-Yeol Choi<sup>©</sup>)

## 요 약

영상분할에 사용되는 문턱치 처리 방법들 중 Otsu 방법은 클래스 내 분산(within-class variance)을 이용하여 최적의 문턱치를 자동으로 추정한다. 이때, Otsu 방법은 각 클래스(class)의 통계적 분포를 표현함에 있어 분산을 사용하며, 이러한 분산은 평균으로부터 해당 자료까지의 거리 제곱으로 표현된다. 그 결과, Otsu 방법의 최적 문턱치는 분산의 크기에 큰 영향을 받으며, 분산들 중 크기가 큰 쪽으로 편향되는 문제점을 보인다. 이에 본 논문은 분산을 표준편차로 변경함으로써 이러한 현상을 감소시켰으며, 보다 정확한 문턱치를 추정할 수 있었다. 본 논문은 기존의 클래스 분산(class variance)을 클래스 표준편차(class standard deviation)로 대체하였으며, 문턱치 선택 기준으로서 클래스 내 표준편차(within-class standard deviation)을 제안하였다. 타당성을 검증하기 위해 두 개의 정규분포 히스토그램(histogram) 및 음영이 있는 영상들에 대해 모의실험을 수행하였으며, 제안된 방법을 Otsu 방법 및 기존의 방법들과 비교하였다. 또한, 객관적 성능평가(Misclassification Error)를 통해 제안된 방법의 우수성을 확인하였다.

## Abstract

The within-class variance of Otsu's method is moderate but improper in expressing class statistical distributions. Otsu's method uses a variance to represent the distribution of each class. The variance utilizes a distance square from the mean to a data. This process is not proper in denoting a real class statistical distribution because of the distance square. In this paper, to express more exact class statistical distributions, the within-class standard deviation as a criterion for threshold selection is proposed and then the optimal threshold is determined by minimizing it. In order to have validity, it is shown through the experimental results that the proposed method was more superior to the counterparts.

**Keywords** : 영상 분할, 스레쉬홀딩, Otsu 방법, 표준편차

## I. 서 론

영상분할은 영상분석과 패턴(pattern)인식 분야에 있어 기본적인 전처리 과정으로, 기존의 영상분할 기법들 가운데 문턱치 처리(thresholding)는 가장 효과적인 접근법이다<sup>[1~2]</sup>. 특히, 객체와 배경으로 뚜렷이 구분되는

그레이 레벨(gray-level) 영상에서 문턱치 처리를 이용한 영상분할은 중요한 역할을 수행해왔다.

영상분할에 사용되는 문턱치 처리 방법들은 크게 6가지로 분류된다<sup>[3]</sup>. 그 중 히스토그램(histogram)을 이용한 문턱치 처리는 영상분할에 있어 가장 빈번하게 사용되는 것으로, 밝기값 또는 밝기값의 속성들에 의해 영상을 두 개 이상의 영역으로 나누는 기법이다. 이러한 문턱치 처리 방법은 손으로 쓴 문자 인식<sup>[4]</sup>, 생체 의학 영상 분석<sup>[5]</sup>, 변화 탐지<sup>[6]</sup> 등의 다양한 분야에 적용되고 있다.

초기에 문턱치는 직관적으로 도출되었으나<sup>[7~10]</sup>, 연구가 진행되면서 문턱치 처리는 보다 수학적인 최적화 문제로 공식화되었다. 그 결과, 최적 문턱치는 가격함수

\* 학생회원, \*\* 정회원, 경북대학교 전자공학부  
(School of Electronics Engineering, Kyungpook national university)

© Corresponding Author(E-mail: bychoi@ee.knu.ac.kr)

※ 이 논문은 2013학년도 경북대학교 학술연구비에 의하여 연구되었음(This research was supported by Kyungpook National University Research Fund, 2013)

접수일자: 2013년3월12일, 수정완료일: 2013년6월21일

(cost function)에 의해 간접적으로 도출되었다.

Otsu(1979)는 클래스 내 분산(within-class variance)을 최소화하는 문턱치 처리 방법을 제안하였고<sup>[11]</sup>, Kapur 등(1985)은 Entropy 개념을 도입하여 그 값을 최대화하는 새로운 문턱치 처리방법을 제안하였다<sup>[12]</sup>. 그리고 Kittler 등(1986)은 Bayes error 개념을 도입하여 그 값을 최소화하는 문턱치 처리방법을 제안하였고<sup>[13]</sup>, Li 등(1992)은 Entropy cross를 최소화하는 문턱치 처리방법을 제안하였다<sup>[14]</sup>. 또한, Hou 등(2006)은 분산의 합을 최소화하는 문턱치 처리방법을 제안하였으며<sup>[15]</sup>, Li 등(2010)은 표준편차의 차이를 최소화하는 문턱치 처리방법을 제안하였다<sup>[16]</sup>. 이후에도 각 방법의 변형된 방법들과 여러 방법들이 조합된 형태들이 제안되고 있다<sup>[17~18, 21]</sup>.

이와 같이 현재까지 수많은 문턱치 처리 방법들이 제안되어왔지만, 간결함과 효율성에 있어 Otsu 방법 가장 각광받고 있다. 그럼에도 불구하고 몇몇의 실험들은 이 방법의 개선되어야 할 면들을 보여 주고 있다. 최근 연구에서는 Otsu 방법에 대한 수학적 분석을 통해 이 방법이 가지는 문제점을 해결하는 시도가 이루어지고 있으나, 그 또한 몇 가지 문제점을 가지고 있다<sup>[19]</sup>.

본 논문에서는 새로운 문턱치 처리방법을 제안한다. 기존의 Otsu 방법에서 사용하는 클래스 내 분산은 통계적 분포를 나타내기에 부적절하다. 왜냐하면 Otsu 방법은 각 클래스(class)의 통계적 분포를 표현하기 위해 분산을 사용하기 때문이다. 분산은 평균에서 해당 자료까지의 거리 제곱으로 표현되며, 이것은 실제 클래스의 통계적 분포를 나타내기에는 부적절하다. 이에 본 논문에서는 보다 정확한 통계적 분포를 나타내기 위해 기존의 클래스 분산을 클래스 표준편차로 대체하였다. 다시 말해 문턱치 선택 기준으로서 클래스 내 표준편차(within-class standard deviation)를 제안하며, 이를 최소화하는 값을 최적의 문턱치로 선택한다.

타당성을 검증하기 위해 제안된 방법을 정규분포 곡선 및 음영이 있는 영상들에 대해 모의실험을 하였고, Otsu 방법 및 기존의 방법들과 비교하였다. 그리고 객관적인 성능평가(misclassification error)를 통해 제안된 방법의 우수성을 확인하였다.

## II. 본 론

### 1. Otsu's method<sup>[11]</sup>

$\{0, 1, 2, \dots, L-1\}$ 은  $M \times N$  화소(pixel) 디지털 영

상의  $L$ 개의 서로 다른 밝기 레벨(level)을 나타낸다.  $n_i$ 는 밝기  $i$ 를 갖는 화소수를 나타내며, 영상의 전체 화소수  $MN$ 은  $MN = n_0 + n_1 + \dots + n_{L-1}$ 이다. 이때, 정규화 된 히스토그램의 요소들은 다음과 같다.

$$p_i = \frac{n_i}{MN}, \quad p_i \geq 0, \quad \sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1 \quad (1)$$

입력영상을 문턱치  $k$ 에 의해 두 클래스  $C_1$ 과  $C_2$ 로 나눈다.  $C_1$ 은 영상에서 밝기 값의 범위가  $[0, k]$ 인 모든 화소들로 구성되며,  $C_2$ 는 범위  $[k+1, L-1]$ 의 값을 갖는 화소들로 구성되는 클래스이다. 또한, 화소가 클래스  $C_1$ 에 배정되는 확률을  $P_1(k)$ ,  $C_2$ 에 배정되는 확률을  $P_2(k)$ 라 두면 다음과 같다.

$$P_1(k) = \sum_{i=0}^k p_i \quad (2)$$

$$P_2(k) = \sum_{i=k+1}^{L-1} p_i = 1 - P_1(k) \quad (3)$$

각 클래스  $C_1$ 과  $C_2$ 에 배정된 화소들의 평균 밝기 값은 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} m_1(k) &= \sum_{i=0}^k iP_r(i|C_1) \\ &= \frac{1}{P_1(k)} \sum_{i=0}^k ip_i \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} m_2(k) &= \sum_{i=k+1}^{L-1} iP_r(i|C_2) \\ &= \frac{1}{P_2(k)} \sum_{i=k+1}^{L-1} ip_i \end{aligned} \quad (5)$$

이들로부터 영상전체의 평균 밝기는 다음과 같이 얻어진다.

$$m_T = \sum_{i=0}^{L-1} ip_i \quad (6)$$

다음으로 클래스 분산은 아래와 같으며,

$$\begin{aligned} \sigma_1^2(k) &= \sum_{i=0}^k [i - m_1(k)]^2 P_r(i|C_1) \\ &= \frac{1}{P_1(k)} \sum_{i=0}^k [i - m_1(k)]^2 p_i \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned}\sigma_w^2(k) &= \sum_{i=k+1}^{L-1} [i - m_2(k)]^2 P_r(i|C_2) \\ &= \frac{1}{P_2(k)} \sum_{i=k+1}^{L-1} [i - m_2(k)]^2 p_i\end{aligned}\quad (8)$$

클래스 내 분산(within-class variance)은 다음과 같이 구해진다.

$$\sigma_w^2(k) = P_1(k)\sigma_1^2(k) + P_2(k)\sigma_2^2(k)\quad (9)$$

그리고 클래스 간 분산(between-class variance)은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}\sigma_B^2(k) &= P_1(k)[m_1(k) - m_T]^2 + P_2(k)[m_2(k) - m_T]^2 \\ &= P_1(k)P_2(k)[m_2(k) - m_1(k)]^2\end{aligned}\quad (10)$$

최적 문턱치를 얻기 위해 먼저 가격함수(cost function)을 다음과 같이 구한다.

$$\lambda(k) = \frac{\sigma_B^2(k)}{\sigma_w^2(k)}, \quad \kappa(k) = \frac{\sigma_T^2}{\sigma_w^2(k)}, \quad \eta(k) = \frac{\sigma_B^2(k)}{\sigma_T^2}\quad (11)$$

여기서,  $\sigma_T^2$ 는 전역분산이고,

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - m_T)^2 p_i\quad (12)$$

으로 표현된다. 또한,  $\sigma_T^2$ 는 다음과 같은 관계를 가진다.

$$\sigma_T^2 = \sigma_w^2(k) + \sigma_B^2(k)\quad (13)$$

식 (11)에 있는 3개의 가격함수로부터 각각의 값을 최대화하는  $k$ 를 구하면, 이들은 모두 같은 결과를 가짐을 알 수 있다. 그러므로 본 논문에서는 가운데 있는 가격함수를 사용하여 최적 문턱치를 선택한다. 이는  $\sigma_T^2$ 이 상수이기 때문에  $\sigma_w^2(k)$ 를 최소화하는 것과 같으며, 최적 문턱치는 다음의  $\sigma_w^2(k)$ 를 최소화하는 값  $k^*$ 이다.

$$\sigma_w^2(k^*) = \min_{0 \leq k \leq L-1} \sigma_w^2(k)\quad (14)$$

만약 최솟값이 둘 이상의  $k$ 값에 대해 존재하면, 관례적으로  $\sigma_w^2(k)$ 가 최소인  $k$  값들의 평균을 구한다.  $k^*$ 가 결정된 후, 입력영상  $f(x,y)$ 는 다음과 같이 분할된다.

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & f(x,y) > k^* \\ 0 & f(x,y) \leq k^* \end{cases}\quad (15)$$

## 2. Otsu 방법의 성질<sup>[19]</sup>

Xu 등(2011)은 기존 Otsu 방법으로부터 도출된 최적의 문턱치를 수학적으로 분석하였다. 그 결과, 그들은 Otsu 방법에 의해 설정된 최적의 문턱치는 그 문턱치에 의해 분할된 두 개의 클래스 각 평균의 평균  $k_m$ 과 같다는 것을 확인하였다. 또한, 최적의 문턱치  $k^*$ 와  $k_m$ 의 관계가 다음 3가지 중 하나를 만족함을 증명하였다.

- I.  $k^* = k_m$  (where,  $k_m = \left\lfloor \frac{m_1(k^*) + m_2(k^*)}{2} \right\rfloor$ )
- II. If  $k^* < k_m$ , then for any  $i \in [k^* + 1, \dots, k_m]$ ,  $p_i = 0$ .
- III. If  $k^* > k_m$ , then for any  $i \in [k_m + 1, \dots, k^*]$ ,  $p_i = 0$ .

끝으로 위 결과들을 바탕으로 Otsu 방법에 의한 최적의 문턱치는 두 개의 분산( $\sigma_1^2, \sigma_2^2$ ) 중 값이 큰 쪽으로 편향된다는 것을 알아냈다.

## 3. 제안된 방법

기존의 Otsu 방법이 제시하는 최적의 문턱치는 클래스 내 분산을 최소화하는 값이며, 이를 계산하기 위해 이 방법은 각 클래스의 분산을 사용한다<sup>[11]</sup>. 하지만 분산은 실제 클래스의 통계적 분포를 나타내기에 부적절하다. 각 클래스 내 화소들의 밝기값 분포는 해당 클래스의 밝기값 평균으로부터 떨어진 거리로 나타낼 수 있으며, 이 거리는 분산이 아닌 표준편차에 비례한다. 따라서 정확한 클래스 분포를 나타내기 위해서는 표준편차를 사용해야 한다. 이에 본 논문은 각 클래스의 통계적 분포를 보다 정확하게 표현하기 위해 표준편차를 도입한다. 이를 '클래스 내 표준편차(within-class standard deviation)'라 정의하며, 다음과 같이 나타낸다.

$$\sigma_w(k) = P_1(k)\sigma_1(k) + P_2(k)\sigma_2(k)\quad (16)$$

그리고 최적 문턱치를 결정하기 위한 가격함수로  $\kappa$ 를 사용하며, 다음과 같이 계산된다.

$$\kappa(k) = \frac{\sigma_T}{\sigma_w(k)}\quad (17)$$

여기서  $\sigma_T$ 는 전역표준편차이며, 다음과 같이 얻어진다.

$$\sigma_T = \sqrt{\sigma_T^2} \quad (18)$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - m_T)^2 p_i \quad (19)$$

제안된 방법의 최적 문턱치  $k$ 는 식(17)를 최대화하는 값이며, 동시에  $\sigma_w(k)$ 를 최소화하는 값이다. 따라서 최적 문턱치  $k^*$ 는 다음과 같이 얻어진다.

$$\sigma_w(k^*) = \min_{0 \leq k \leq L-1} \sigma_w(k) \quad (20)$$

$$k^* = \operatorname{argmin}_{0 \leq k \leq L-1} \sigma_w(k) \quad (21)$$

만약 최소값이 둘 이상의  $k$ 값에 대해 존재하면, 관례적으로 최소인  $k$ 값들의 평균을 구한다.  $k^*$ 가 결정된 후, 입력영상  $f(x,y)$ 는 다음과 같이 분할된다.

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & f(x,y) > k^* \\ 0 & f(x,y) \leq k^* \end{cases} \quad (22)$$

### III. 실험

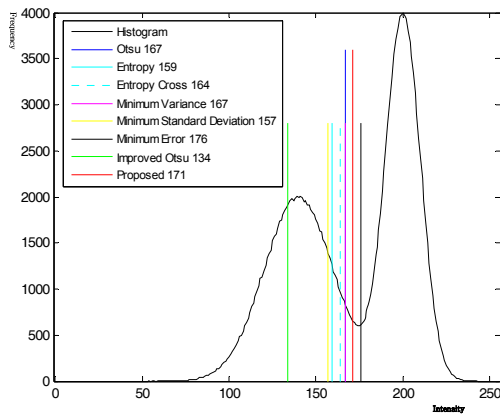
제안된 방법의 객관적 성능평가를 위해 ME(mis-classification error)를 사용한다. ME는 원영상과 달리 부적절하게 할당된 배경 혹은 객체 화소들을 퍼센트(percentage)로 나타낸 수치이며, 다음과 같다<sup>[3]</sup>.

$$ME = 1 - \frac{|B_O \cap B_T| + |F_O \cap F_T|}{|B_O| + |F_O|} \quad (23)$$

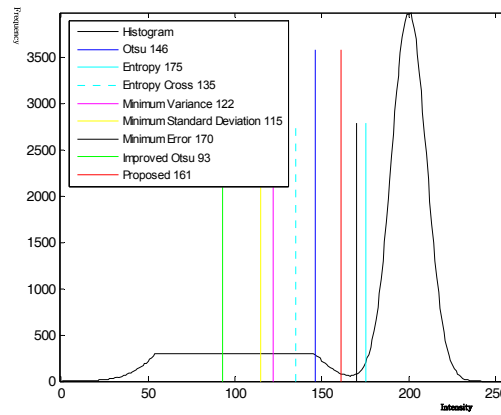
여기서  $B_O$ 와  $F_O$ 는 각각 원영상의 배경(background) 화소들의 집합, 객체(foreground) 화소들의 집합이며,  $B_T$ 와  $F_T$ 는 각각 문턱치 처리 후의 배경 화소들의 집합, 객체 화소들의 집합이다. 그리고  $|\cdot|$ 는 집합의 기수(cardinality)를 나타낸다. ME의 값은  $[0, 1]$  사이의 값을 가지며, 0에 가까울수록 문턱치 처리 후 영상이 적절하게 분할되었다고 할 수 있다.

#### 1. 정규분포

두 개의 정규분포 곡선에 대해 모의실험을 수행한다. 각각의 그림에서 'm'은 정규분포의 평균을 표현하며,



(a) bimodal distribution ( $m = 140, 200, \sigma = 20, 10$ )

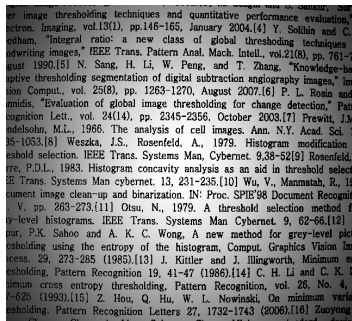


(b) special distribution ( $m = 100, 200, \sigma = 25, 10$ )

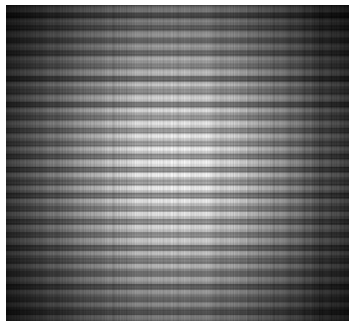
그림 1. 두 가지 정규분포들에 대한 실험  
Fig. 1. Experiment of two normal distributions.

표 1. 각 방법의 문턱치  
Table 1. Threshold of each method.

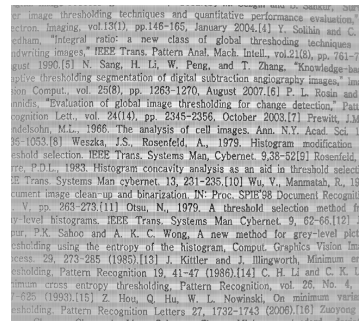
Histogram	Otsu	Entropy	Entropy Cross	Minimum variance	Minimum standard deviation	Minimum Error	Improved Otsu	Proposed method
(a)	167	159	164	167	157	176	134	171
(b)	146	175	135	122	115	170	93	161



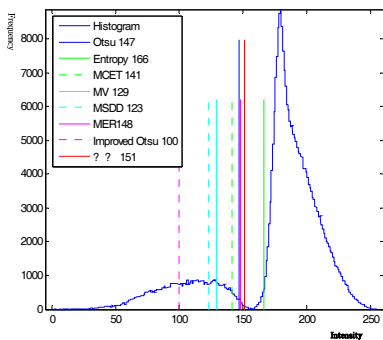
(a) Original image



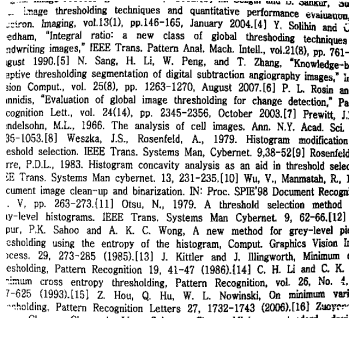
(b) Shade



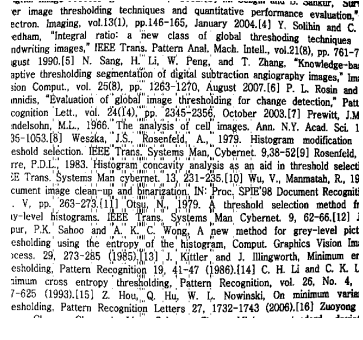
(c) Difference image



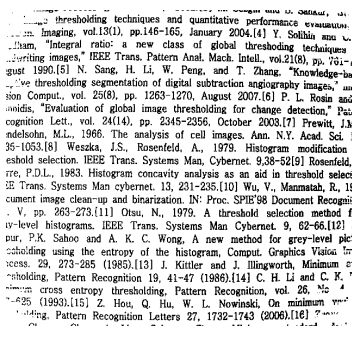
(d) Histogram of (c)



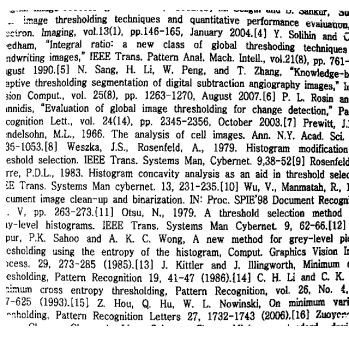
(e) Otsu



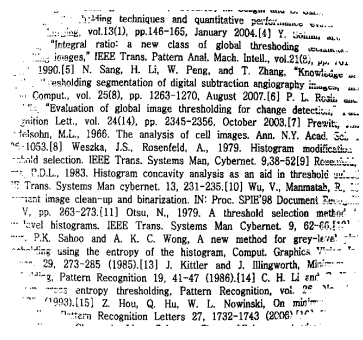
(f) Entropy



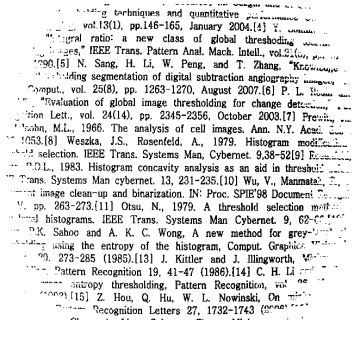
(g) Entropy cross



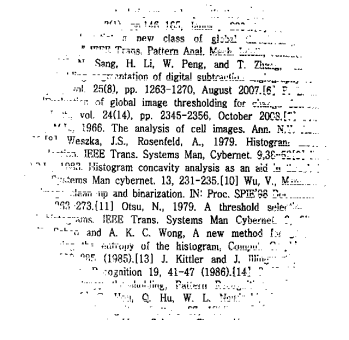
(h) Minimum error



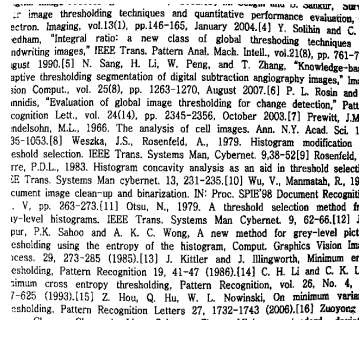
(i) Minimum variance



(j) Minimum standard deviation



(k) Improved Otsu



(l) Proposed method

그림 2. 스포트라이트 음영에 대한 모의실험 결과

Fig. 2. Experimental results of the text image contaminated the spot-light shade.

표 2. 스포트라이트 음영에 대한 각 방법의 문턱치와 ME값  
Table 2. Threshold and ME of each method.

Method	(a) Threshold	(b) ME
Otsu	147	0.0025
Entropy	166	0.0073
Entropy cross	141	0.0094
Minimum error	148	0.0018
Minimum variance	129	0.0350
Minimum standard deviation	123	0.0510
Improved Otsu	100	0.1107
Proposed	151	0.0006

표 3. 비균질 음영에 대한 각 방법의 문턱치와 ME값  
Table 3. Threshold and ME of each method.

Method	(a) Threshold	(b) ME
Otsu	131	0.0076
Entropy	255	0.8074
Entropy cross	123	0.0216
Minimum error	130	0.0092
Minimum variance	107	0.0514
Minimum standard deviation	111	0.0440
Improved Otsu	86	0.0972
Proposed	135	0.0024

‘ $\sigma$ ’는 표준편차를 표현한다. 그리고 제안된 방법의 타당성을 보이기 위하여, 기존의 7개의 방법<sup>[11~16, 19]</sup>들을 함께 실험한다. 그림 1은 모의실험의 결과이며, 각 문턱치는 표 1과 같다. 그림 1 (a)의 경우 제안된 방법과 [13]방법이 가장 적절한 문턱치를 결정하였다. 이와 대조적으로, [19]방법은 가장 부적절한 문턱치를 결정하였다. 마지막으로, 그림 1 (b)의 경우 [13]방법과 제안된 방법이 가장 적절한 문턱치를 결정하였다.

## 2. 스포트라이트 음영

스포츠라이트 음영에 의해 오염된 텍스트 영상에 대해 모의실험을 수행하였다. SVD를 이용하여 음영을 추출하고<sup>[20]</sup>, 제안된 방법의 객관적 성능 평가를 위해 기존의 7가지 방법<sup>[11~16, 19]</sup>들을 함께 모의실험을 하였다. 그림 2는 모의실험 결과를 보여주며, 표 2 (a)와 (b)는 각 방법의 문턱치와 ME 값을 나타낸다. 그림 2 (e), (g)-(k)는 각 영상의 네 모서리에 해당하는 글자 정보가 왜곡되었다. 하지만 제안된 방법은 기존 방법들과 달리 영상을 배경(흰 종이)과 객체(검은 글자)로 적절하게 분할하였으며, 가장 작은 ME 값을 가졌다. 이를 표 2 (b)를 통해 확인할 수 있다.

우리는 위 2가지 모의실험을 통해 제안된 방법이 기

존의 문턱치 처리 방법들에 비해 우수하다는 것을 확인할 수 있었다.

## 3. 비균질 음영

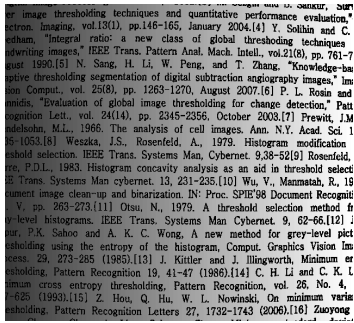
비균질 음영에 의해 오염된 텍스트 영상에 대해 모의실험을 수행하였다. 앞의 경우와 동일하게 SVD를 이용하여 음영을 추출하였으며, 또한 성능 평가를 위해 기존의 7가지 방법<sup>[11~16, 19]</sup>들을 함께 수행하였다. 그림 3은 모의실험 결과를 보여주며, 표 3 (a)와 (b)는 각각의 방법에 대한 문턱치와 ME 값을 나타낸다. 그림 3 (e)-(k)는 영상의 정보가 왜곡되었다. 특히, 그림 3 (f)는 영상의 배경과 객체를 분할하는데 있어 완벽히 실패하였다. 반면, 그림 3 (l)은 상대적으로 배경과 객체를 적절하게 분할하였다.

본 논문은 위 3가지 모의실험을 통해 제안된 방법이 기존의 문턱치 처리 방법들에 비해 우수하다는 것을 확인하였다.

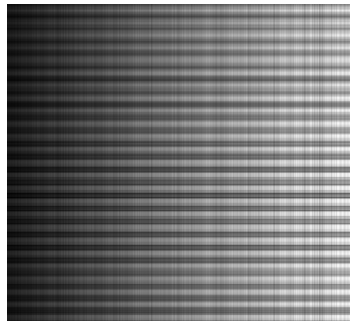
강한 비균질 음영이 존재하는 영상인 경우에는 단순한 문턱치 처리 기술로 음영을 완벽히 제거하기는 어려운 걸로 생각된다. 따라서, 차후에 제안된 방법의 성능을 보다 개선 할 필요가 있어 보인다.

하지만 이러한 강한 비균질 음영은 복사기, 스캐너

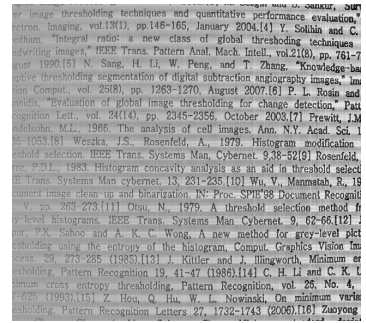




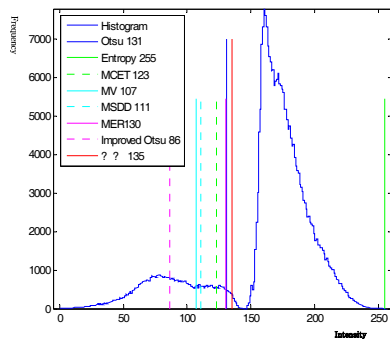
(a) Original image



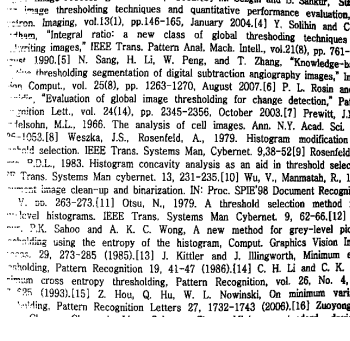
(b) Shade



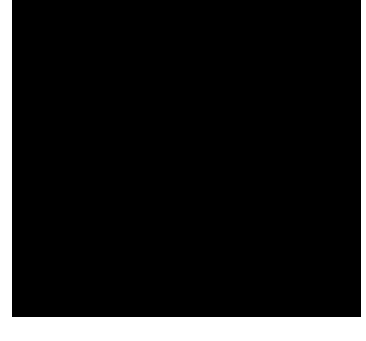
(c) Difference image



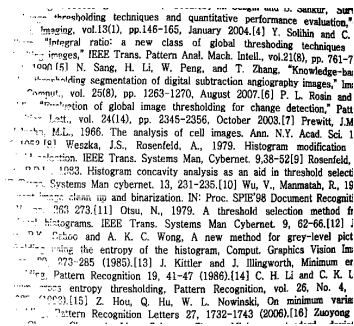
(d) Histogram of the difference image



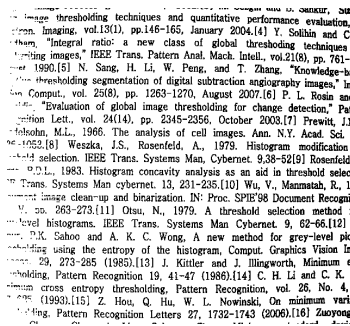
(e) Otsu



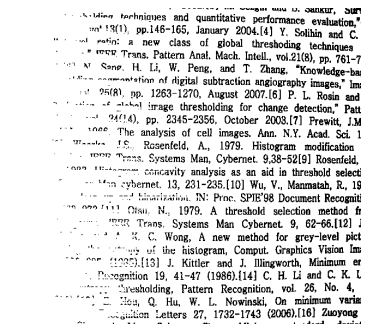
(f) Entropy



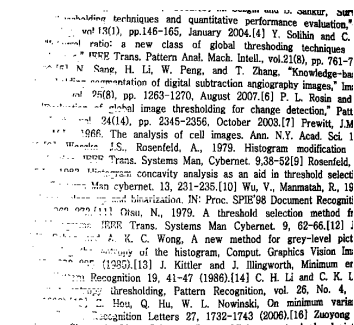
(g) Entropy cross



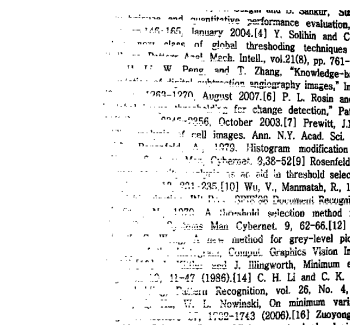
(h) Minimum error



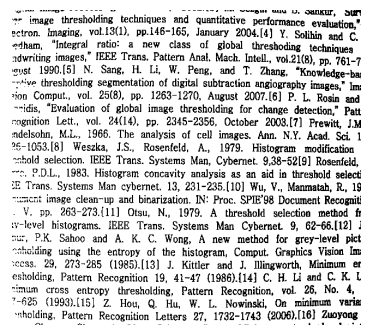
(i) Minimum variance



(j) Minimum standard deviation



(k) Improved Otsu



(l) Proposed method

그림 3. 비균질 음영에 대한 모의실험 결과

Fig. 3. Experimental results of the text image contaminated the heterogeneous shade.

(scanner) 등과 같은 기기에서 일반적으로 발생 빈도가 낮다. 따라서 제안된 방법은 제한된 분야에서 적용이 가능할 것으로 생각된다.

#### IV. 결 론

본 논문은 Otsu 방법이 가진 문제점을 보임과 동시에 새로운 문턱치 처리방법을 제안하였다.

기존의 Otsu 방법에서 제안된 클래스 내 분산 (within-class variance)은 각 클래스의 분산을 사용하기 때문에 정확한 통계적 분포를 표현할 수 없다. 다시 말해, 각 클래스의 통계적 분포는 해당 클래스의 밝기 값 평균으로부터 떨어진 거리로 나타낼 수 있는데, 이 거리는 분산이 아닌 표준편차에 비례한다. 따라서 분산은 정확한 통계적 분포를 나타낼 수 없다.

이에 본 논문은 각 클래스의 통계적 분포를 보다 적절하게 나타낼 수 있는 표준편차를 도입하였다. 본 논문에서는 이를 ‘클래스 내 표준편차(within-class standard deviation)’라 정의하였으며, 제안된 방법이 기존의 방법들에 비해 우수함을 확인하였다.

제안된 방법은 기존의 Otsu 방법에 비해 우수한 문턱치를 결정하였다. 하지만 기존의 Otsu 방법이 보인 성질과 유사하게 최적의 문턱치는 표준편차가 큰 분포에 편향되었다. 향후에 이러한 편향성을 제거할 수 있는 새로운 개념이 결합된다면, 제안된 방법은 보다 나은 문턱치 처리 방법으로 발전 할 수 있을 것이다.

#### REFERENCES

[1] S. Chen and D. Li, "Image binarization focusing on objects," *Neurocomputin*, vol. 69, pp. 2411-2415, Oct. 2006.  
[2] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital Image Processing 3rd edition*, Prentice Hall, 2002.  
[3] M. Sezgin and B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation," *J. Electron. Imaging*, vol. 13(1), pp. 146-165, Jan. 2004.  
[4] Y. Solihin and C. G. Leedham, "Integral ratio: a new class of global thresholding techniques for handwriting images," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 21(8), pp. 761-768, Aug. 1990.  
[5] N. Sang, H. Li, W. Peng, and T. Zhang, "Knowledge-based adaptive thresholding segmentation of digital subtraction angiography im-

ages," *Image Vision Comput.*, vol. 25(8), pp. 1263-1270, Aug. 2007.  
[6] P. L. Rosin and E. Ioannidis, "Evaluation of global image thresholding for change detection," *Pattern Recognition Lett.*, vol. 24(14), pp. 2345-2356, Oct. 2003.  
[7] Judith M. S. Prewitt and Mortimer L. Mendelsohn, "The analysis of cell images," *Ann. N.Y. Acad. Sci.*, vol. 128, pp. 1035-1053, Jan. 1966.  
[8] Weszka J.S. and Rosenfeld A., "Histogram modification for threshold selection," *IEEE Trans. Systems Man Cybernet*, vol. 9, pp. 38-52, Jan. 1979.  
[9] Rosenfeld A. and Torre P.D.L., "Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection," *IEEE Trans. Systems Man Cybernet*, vol. 13, pp. 231-235, Apr. 1983.  
[10] Wu V. and Manmatah R., "Document image clean-up and binarization," *IN: Proc SPIE'98 Document Recognition*, vol. 5, pp. 263-273, Apr. 1998.  
[11] Otsu N., "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Trans. Systems Man Cybernet*, vol. 9, pp. 62-66, Jan. 1979.  
[12] J.N. Kapur, P.K. Sahoo, and A. K. C. Wong, "A new method for grey-level picture thresholding using the entropy of the histogram," *Comput. Graphics Vision Image Process*, vol. 29, pp. 273-285, Mar. 1985.  
[13] J. Kittler and J. Illingworth, "Minimum error thresholding," *Pattern Recognition*, vol. 19, pp. 41-47, 1986.  
[14] C. H. Li and C. K. Lee, "Minimum cross entropy thresholding," *Pattern Recognition*, vol. 26, No. 4, pp. 617-625, Apr. 1993.  
[15] Z. Hou, Q. Hu, and W. L. Nowinski, "On minimum variance thresholding," *Pattern Recognition Lett.*, vol. 27, pp. 1732-1743, Oct. 2006.  
[16] Zuoyong Li, Yong Cheng, Chuancai Liu, and Cairong Zhao, "Minimum standard deviation difference-based thresholding," *International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*, vol. 2, pp. 664-667, Changsha, China, Mar. 2010.  
[17] Cheng H. D. and Chen Y., "Fuzzy partition of two-dimensional histogram and its application to thresholding," *Pattern Recognition*, vol. 32, pp. 825-843, May 1999.  
[18] Wang Q., Chi Z., and Zhao R., "Image thresholding by maximizing the index of non-fuzziness of the 2-D gray-scale histogram,"



- Comput. Image and Vision Understanding, vol. 85, pp. 100-116, Feb. 2002.
- [19] Xu X., Xu S., Jin L., and Song E., "Characteristic analysis of Otsu threshold and its applications," Pattern Recognition Lett., vol. 32(7), pp. 956-961, May 2011.
- [20] Lloyd N. Trefethen and David Bau, Numerical linear algebra, siam, pp. 25-97, 1997.
- [21] 이철학, 김상운, "A Multi-thresholding Approach Improved with Otsu's Method", 대한전자공학회논문지-CI, vol. 43, no. 5, pp. 29-37, 2006. 9.

---

 저 자 소 개
 

---



성 정 민(학생회원)  
 2011년 경북대학교 전자공학부  
 학사 졸업.  
 2013년 경북대학교 전자공학부  
 석사 졸업.  
 2013년~현재 경북대학교  
 전자공학부 박사과정.

<주관심분야 : Digital color image processing,  
 Pattern recognition>

하 호 건(학생회원)  
 대한전자공학회 논문지  
 제 47권 SP편 제 1호 참조



최 봉 열(정회원)-교신저자  
 1993년 한국과학기술원 박사 졸업.  
 1997년~현재 경북대학교 전자공  
 학부 교수.

<주관심분야 : Signal processing,  
 Digital color image processing,  
 Pattern recognition>