



## 적응 퍼지 이진화

### An adaptive Fuzzy Binarization

전왕수\* · 이상용†\*\*

Wang-Su Jeon\* and Sang-Yong Rhee†\*\*

\*경남대학교 IT융합공학과, \*\*경남대학교 컴퓨터공학과

\*Dept of IT Convergence Engineering, Kyungnam University

\*\*Dept of Computer Engineering, Kyungnam University

#### 요약

이진화는 컴퓨터 비전 분야에서 전경과 배경을 분리하는 중요한 역할을 한다. 본 연구에서는 적응 퍼지 이진화 방법을 제안한다. 이동 창 내의 화소의 밝기 값 분포에 따라  $\alpha$ -컷을 구하고, 이 값을 이용하여 이진화를 수행한다.  $\alpha$ -컷을 구하기 위해 수행속도가 빠른 기존의 이진화 방법들을 이용한다. 기존 방법들로 구해진 임계치들을 퍼지 소속 함수들의 중심값으로 설정하고, 화소의 밝기값 분포를 이용하여 퍼지 소속 함수들의 구간을 결정한다. 결정된 퍼지 소속 함수들을 이용하여  $\alpha$ -컷의 조정율을 구하고, 각 화소의 소속도에 따라 이진화를 수행한다. 실험 결과는 제안한 방법이 기존의 방법들보다 전경과 배경이 효과적으로 분리될 수 있고, 전경의 손실이 적어지는 것을 보여준다.

키워드: 적응 퍼지 이진화, 퍼지소속함수, 적분영상, 영상처리, 임계치

#### Abstract

A role of the binarization is very important in separating the foreground and the background in the field of the computer vision. In this study, an adaptive fuzzy binarization is proposed. An  $\alpha$ -cut control ratio is obtained by the distribution of grey level of pixels in a sliding window, and binarization is performed using the value. To obtain the  $\alpha$ -cut, existing thresholding methods which execution speed is fast are used. The threshold values are set as the center of each membership function and the fuzzy intervals of the functions are specified with the distribution of grey level of the pixel. Then  $\alpha$ -control ratio is calculated using the specified function and binarization is performed according to the membership degree of the pixels. The experimental results show the proposed method can segment the foreground and the background well than existing binarization methods and decrease loss of the foreground.

Key Words : Adaptive Fuzzy Binarization, Fuzzy Membership Functions, Integral Image, Image Processing, Threshold

Received: Nov. 16, 2016

Revised : Dec. 19, 2016

Accepted: Dec. 19, 2016

†Corresponding authors

srhee@kyungnam.ac.kr

## 1. 서론

컴퓨터의 처리속도가 증가하면서 컴퓨터 비전은 산업 전 분야 뿐만 아니라 우리의 일상생활과도 밀접하게 되었다. 우리가 들고 다니는 스마트 기기에 장착된 카메라 해상도 역시 매우 증가하여 매우 선명한 화질을 즐길 수 있고, 이 선명한 영상을 이용하여 컴퓨터 비전 분야의 기술인 얼굴인식, 홍채인식 등에 활용하고 있다. 카메라 해상도가 높다는 것은 그만큼 많은 데이터를 처리해야 한다는 것이며, 또한 중복된 데이터도 많다는 것을 의미한다. 컴퓨터 비전 분야에서 영상처리는 필요한 정보를 빠르게 그리고 정확하게 추출하기 위하여, 중복되거나 불필요한 정보를 제거하기 위해 활용한다. 이러한 취지를 달성하기 위한 영상처리방법 중에 하나는 이진화이다. 이진화(binazation)는 영상의 화소값들과 임계치를 비교하여 영상에 있는 객체들을 전경(foreground)과 배경(background)으로 분리하는 기법이다. 이진화는 크게 전역 이진화와 적응 이진화로 분류 할 수 있다[1]. 전역 이진화 방법은 하나의 임계치(threshold)를 선정하여 영상 전체의 모든 화소에 적용하는 것이다. 전역 이진화 방법에는 영상 화소 히스토그램에서 가장 낮은 골을 찾아서 임계치를 선정하는 모드 이진화, 임의의 초기 임계치를 예측 선택하여, 영상을 두 개의 그룹으로 분리하고, 각 그룹 화소의 명암도 평균값을 구하여 새로운 임계치를 구하고, 이러한 과정을 반복하여 임계치를 구하는 반복적 이진화[1], 영상의 명암도를 통계적으로 분석하여 전경 그룹과 배경그룹의 분산을 최대로 하는 임계치를 선정하는 오투(Otsu) 이진화[2]가 있다. 이진화 할 때 전경과 배경 사이에 모호함이 존재하게 되는데 이때 모호함을

본 연구는 교육부와 한국연구재단의 지역혁신창의인력양성사업으로 수행된 연구 결과임. (No. 2015-HICLA1035526)

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

해결하기 퍼지논리를 이용하는 퍼지이진화[3, 4] 방법도 있다.

전역적인 이진화는 전경와 배경의 정보량의 차이가 명확한 경우는 임계치를 구하기 쉽기 때문에 전경과 배경을 잘 구분하지만, 전경와 배경의 임계치의 차이가 크지 않거나 노이즈가 있거나, 밝기가 다른 여러 객체가 있거나 또는 부분 조명의 영향을 받는 경우 등에는 전경을 구분하기 쉽지 않다. 이러한 문제를 조금씩 해결해 가고 있는 최근의 전역 이진화 연구들도 있다[5].

관점을 달리하여 해결하는 방법이 적응 이진화이다. 적응 이진화의 방법은 이진화 대상이 되는 화소의 주변 화소의 밝기값을 이용하여 영역마다 임계치 설정하는 방법이다. 이 방법은 전역 이진화보다는 전경을 잘 추출할 수 있다는 장점도 있으나, 아직 전경을 확실하게 구분하기는 한계가 있다. 또한 이진화 후에 전체 영상이 자연스럽게 못하며 전체영역을 부분적으로 나눈 부분영상의 경계에 선이 나타나는 경우가 발생하기도 한다[6].

이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 연구에서는, 부분 영상에 퍼지 이진화 기법을 적용하는 적응 퍼지 이진화를 제안한다.  $\alpha$ -컷(cut) 값을 정적으로 설정하는 것이 보다 영상에 따라 다르게 설정하는 것이 우수한 성능을 보이기 때문에[6] 본 연구에서는 영상의 부분 영역마다  $\alpha$ -컷을 다르게 설정한다.  $\alpha$ -컷을 정하기 위해서 임계치를 정하는 기존의 이진화 방법을 활용해야 하는데, 평균법, 반복법 오츠법, Bimodal법, PB법 그리고 PBR법 등을 검토하였다. 수행시간은 평균법이 가장 짧았으며, 반복법, 오츠법, Bimodal법 순으로 길어진다[7], 40장의 영상을 반복법과 오츠법으로 테스트한 결과 임계치의 차이가 평균 0.35였다. 임계치가 차이가 크지 않은 두 방법을 같이 이용한다는 것은 효율적이지 못하다고 판단하여 평균법과 반복법만을 이용하여  $\alpha$ -컷을 정하도록 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 퍼지논리를 설명하고, 3장에서는 적응 퍼지 이진화를 설명한다. 4장에서 실험한 결과를 제시하고 분석하며, 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 퍼지 논리

퍼지이론에서 영역 X에 속한 퍼지집합 A는 함수  $\mu_A(x)$ 를 사용하여 식 (1)과 같이 정의한다. 이 함수를 집합 A에 대한 소속 함수라고 한다[8]. 소속 함수  $\mu_A(x)$ 가 1에 근접하면 소속도가 높고,  $\mu_A(x)$ 가 0에 근접하면 소속도가 낮다.

$$\mu_A(x) : X \rightarrow [0, 1] \quad (1)$$

퍼지집합 X, Y가 있고 각각의 원소  $x \in X, y \in Y$ 라고 가정한다. 원소 x가 원소 y와 R관계가 있다는 것은  $xRy$ 로 나타낸다. 식 (2)와

같이 집합 X와 Y의 모든 원소들로 구성된 순서쌍의 집합을  $X \times Y$ 로 표시하고, 이것을 X와 Y의 직곱이라고 정의한다[9].

$$X \times Y = \{(x, y) \mid x \in X, y \in Y\} \quad (2)$$

그리고 식 (3)과 같이 집합 X와 집합 Y의 관계 R을 직곱으로  $X \times Y$ 로 정의해보면 다음과 같다.

$$R = \{(x, y) \mid xRy, (x, y) \in X \times Y\} \quad (3)$$

$X \times Y$ 상의 퍼지관계 P와 R의 합집합과 교집합은 각각  $P \cup R$ 과  $P \cap R$ 로 나타내고, 다음 식 (4)와 소속함수를 가지는 퍼지집합으로 각각 정의한다.

$$\begin{aligned} \mu_{P \cup R}(x, y) &= \max[\mu_P(x, y), \mu_R(x, y)] \\ \mu_{P \cap R}(x, y) &= \min[\mu_P(x, y), \mu_R(x, y)] \end{aligned} \quad (4)$$

## 3. 적응 퍼지 이진화

일반적으로 영상의 이진화를 위해 적용되는 퍼지 이진화에서는 입력받은 영상에서 화소의 평균밝기 값  $I_{mid}$ 과 최소 밝기값  $I_{min}$ , 그리고 최대 밝기값  $I_{max}$ 을 구하여 삼각형타입 소속함수의 구간으로 설정한 후, 각 화소의 소속도를 미리 설정한  $\alpha$ -컷과 비교하여 영상을 이진화 한다.  $\alpha$ -컷 값을 정적으로 설정하여 이진화를 수행하면 객체와 배경 사이의 밝기값의 차이가 적을 경우, 찾고자 하는 전경이 손실되는 문제점이 발생한다. 이러한 문제점을 개선하기 위하여 영상마다  $\alpha$ -컷의 값을 다르게 설정하는 방법과 적응 이진화 방법이 있다.

그러나 적응 이진화와 영상마다 다르게  $\alpha$ -컷 값을 설정하는 퍼지이진화에서도 잡영이 많이 존재하는 영상에서는 여전히 전경와 배경을 분리하기 어렵다는 문제가 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서  $\alpha$ -컷 값을 적응적으로 설정하는 퍼지이진화를 사용한다.

본 연구에서는  $\alpha$ -컷 값을 설정하기 위해 평균법 임계치  $T_{tm}$ , 반복법 임계치  $T_{im}$ 를 구하고, 각 임계치를 삼각형 소속함수의 중심값으로 설정한다. 식 (5)에서는 각 소속함수의 중심을 계산한다.

$$\begin{aligned} T_{tm} &= \frac{1}{mn} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} I(x, y) \\ T_{im} &= \frac{1}{2}(m_1 + m_2), \quad \text{if } (T_{k+1} = T_k) \end{aligned} \quad (5)$$

위 식 (5)에서  $T_{im}$ 은 반복법으로 구한 임계치이다.  $T_k$ 를 처음 추정치로 설정하고  $T_k$ 를 기준으로 영상의 밝기값을 분할하여 두 개의 화소 그룹을 만들고, 각 그룹의 평균  $m_1$ 과  $m_2$ 를 구한다. 이

$m_1$ 과  $m_2$ 의 평균을 구해서 새로운 임계치  $T_{k+1}$  계산한다. 이러한 과정을 두 임계치  $T_k$ 와  $T_{k+1}$ 의 차이가 없을 때까지 반복한다. 두 임계치가 차이가 없을 때,  $T_{im}$ 을 최종적인 임계치로 설정한다.

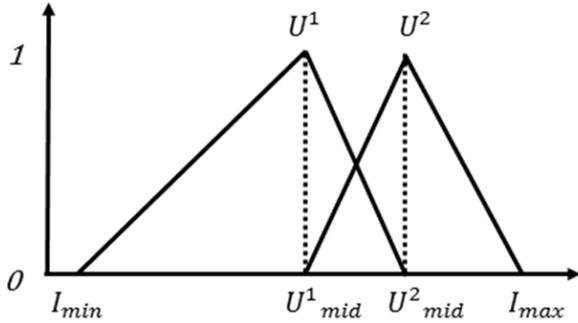


그림 1. 평균, 반복적 이진화 임계치 기반 소속함수  
Fig. 1. Mean, Iterative binarization based on membership function

식 (5)에서 구한 평균법과 반복법 임계치를 비교하여 작은 값을  $U^1_{mid}$  큰 값을  $U^2_{mid}$ 로 하고, 부분 영상의 가장 밝은 화소값  $I_{max}$ 와 가장 어두운 값  $I_{min}$ 을 구하여 각 퍼지 소속 함수들의 구간을 식 (6)을 이용하여 계산한다.

$$\begin{aligned}
 U^1_{mid} &= \begin{cases} T_{tm} & \text{if } T_{tm} < T_{im} \\ T_{im} & \text{otherwise} \end{cases} \\
 U^2_{mid} &= \begin{cases} T_{im} & \text{if } T_{tm} < T_{im} \\ T_{tm} & \text{otherwise} \end{cases} \\
 U^1_{min} &= I_{min} \\
 U^1_{max} &= U^2_{mid} \\
 U^2_{min} &= U^1_{mid} \\
 U^2_{max} &= I_{max}
 \end{aligned} \tag{6}$$

두 소속함수의 전체 거리값  $D_u$ 과 각 소속함수의 거리값을 식 (7)과 같이 계산한다.

$$\begin{aligned}
 D_u &= U^2_{max} - U^1_{min} \\
 D_{u1} &= U^1_{max} - U^1_{min} \\
 D_{u2} &= U^2_{max} - U^2_{min}
 \end{aligned} \tag{7}$$

식 (7)에서 구한 거리값 중에서 큰 값을 분모로, 작은 값을 분자로 하여, 퍼지 이진화 구간을 설정하기 위한  $\alpha$ -컷 값의 조정률 K를 식 (8)와 같이 계산한다.

$$K = \eta \frac{\min(D_{u1}, D_{u2})}{\max(D_{u1}, D_{u2})} \tag{8}$$

위 식에서  $\eta$ 는  $\alpha$ -컷값의 조정률의 폭을 결정하는 파라미터이다.

영상의 평균 밝기값  $I_{avg}$ 와 두 소속함수의 전체 거리 중앙값  $U_{mid}$ 을 구한 후, 조정률을 이용하여  $\alpha$ -컷을 식 (9)와 같이 계산한다.

$$\begin{aligned}
 &\text{If } (I_{avg} < U_{mid}) \text{ then} \\
 &\quad \alpha\text{-cut} = 0.5 + K \\
 &\text{else} \\
 &\quad \alpha\text{-cut} = 0.5 - K
 \end{aligned} \tag{9}$$

설정된  $\alpha$ -컷의 값과 비교하기 위한 각 화소의 소속도를 구하기 위해서는 해당 영역의 평균 밝기값을 계산한다. 적응 이진화 방법은 영역마다 임계치를 계산해야 하므로 연산량이 많이 요구되는 단점이 있으므로, 본 연구에서는 화소 밝기값의 합과 평균을 쉽게 구하기 위하여 그림 2와 같이 적분영상을 사용한다.

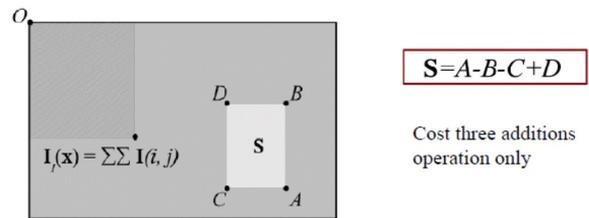


그림 2. 적분영상  
Fig. 2. Integral image

식 (10)은 부분 영역의 좌상 모서리가  $(x_1, y_1)$ , 우하 모서리가  $(x_2, y_2)$ 인 직사각형 내부의 화소 밝기 합을 구하는 공식이다.

$$\begin{aligned}
 S(x, y) &= \text{sum}(x_2, y_2) - \text{sum}(x_2, y_1 - 1) \\
 &\quad - \text{sum}(x_1 - 1, y_2) + \text{sum}(x_1 - 1, y_1 - 1)
 \end{aligned} \tag{10}$$

$$X_m = \frac{S(x, y)}{|x_2 - x_1| \times |y_2 - y_1|} - C \tag{11}$$

평균 밝기값  $X_m$ 은 식 (11)을 이용하여 구하는데, 밝기값의 평균에서 조절 상수 C를 빼서 결정한다. 식 (11)에서 구한 평균 밝기값을 이용하여 최대 밝기값  $X_h$ , 최소 밝기값  $X_l$ , 어두운 영역의 거리 값  $D_{min}$ 과 밝은 영역의 거리 값  $D_{max}$ 을 식 (12)와 같이 계산한다.

$$\begin{aligned}
 &\text{If } (X_h \leq X_m) \text{ then } X_h = X_m \\
 &\text{If } (X_l \geq X_m) \text{ then } X_l = X_m
 \end{aligned} \tag{12}$$

$$\begin{aligned}
 D_{max} &= |X_h - X_m| \\
 D_{min} &= |X_m - X_l|
 \end{aligned}$$

식 (12)에서 구한 어두운 영역의 거리값과 밝은 영역의 거리값을 이용하여 최대 밝기값과 최소 밝기값, 중간 밝기값을 식 (13)과 같이

계산하고, 식 (14)를 이용하여 각 밝기값의 소속도를 구한다.

$$\begin{aligned}
 & \text{If } (D_{\min} > X_m) \text{ then} \\
 & \quad I_{\min} = X_m - X_m \\
 & \text{else } I_{\min} = X_m - D_{\min} \\
 & \text{If } (D_{\max} > X_m) \text{ then} \\
 & \quad I_{\max} = X_m + X_m \\
 & \text{else } I_{\max} = X_m + D_{\max}
 \end{aligned} \tag{13}$$

$$\begin{aligned}
 I_{\text{mid}} &= \frac{(I_{\max} + I_{\min})}{2} \\
 & \text{If } (X_i \leq I_{\min} \parallel X_i \geq I_{\max}) \\
 & \quad \text{then } \mu(x) = 0 \\
 & \text{else if } (X_i > I_{\min} \ \&\& \ X_i < I_{\text{mid}}) \\
 & \quad \text{then } \mu(x) = \frac{(I_{\max} - X_i)}{(I_{\text{mid}} - I_{\min})} \\
 & \text{else if } (I_{\text{mid}} < X_i \ \&\& \ X_i < I_{\max}) \\
 & \quad \text{then } \mu(x) = \frac{(X_i - I_{\max})}{(I_{\max} - I_{\text{mid}})} \\
 & \text{else } \mu(x) = 1
 \end{aligned} \tag{14}$$

구해진 소속도  $\mu(x)$ 에 식 (9)에서 구한  $\alpha$ -컷 값과 비교하여 영상을 적응 이진화 한다.

#### 4. 실험 및 결과 분석

실험환경은 다음과 같다. 운영체제는 Windows 10, CPU는 Intel i7-6700HQ 2.6Ghz, 메모리는 16GB, 그래픽 카드 Nvidia GTX970M 으로 구성된 컴퓨터를 사용하였으며, 컴파일러는 Visual Studio 2015, 라이브러리 OpenCV 3.1.0을 사용하였다. 실험에 사용된 영상은 그림 3과 같으며, 배경과 명암도 대비차이가 적은 인쇄물, 흐리거나 얼룩이 생긴 노트들, 광각카메라로 촬영하여 방사선 방향으로 왜곡된 체스판, 그림자와 부분조명이 있는 QR코드 이미지로 구성하였다.

본 논문에 제안한 적응 퍼지 이진화의 성능을 평가하기 위해 전역 이진화에 가장 성능이 뛰어난 Otsu[2] 방법과 적응 이진화 방법으로는 잡영 제거와 문자 분리에 좋은 성능을 보이고 있는 Niblack[10] 방법, Sauvola[11] 방법 그리고 Jain[12] 방법들과 비교하였다. 표 1은 각 알고리즘에서 사용하는 파라미터의 종류와 값을 나타낸다. Win\_size는 적응 이진화에서 사용되는 창의 크기를 나타내고, Constant는 적응 이진화에서 많이 사용되는 것으로 기본적인 임계치를 조절하는 역할을 한다. k는 화소의 밝기율을 의미하며, r은 화소의 동적인 표준편차를 의미한다.

본 연구에서 제안한 적응 퍼지 이진화는 파라미터  $\eta$  를 이용하여  $\alpha$ -컷 값을 조절한다. 그림 4와 같이 0.1~0.4사이의  $\eta$  값을 사용하여

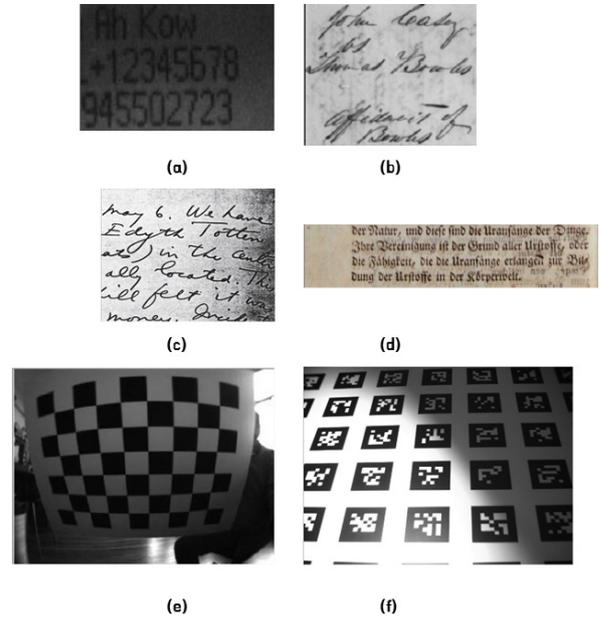


그림 3. (a) 인쇄물, (b) 노트1, (c) 노트2, (d) 책, (e) 체스판, (f) QR코드  
 Fig. 3. (a) printed matter, (b) notes 1, (c) notes 2, (d) book, (e) chess board, (f) QR code



그림 4.  $\eta$  값에 따른 이미지 변화(a) 원본영상, (b)  $\eta = 0.1$ , (c)  $\eta = 0.2$ , (d)  $\eta = 0.3$ , (e)  $\eta = 0.4$   
 Fig. 4. Image change according to the value  $\eta$  (a) Original image, (b)  $\eta = 0.1$ , (c)  $\eta = 0.2$ , (d)  $\eta = 0.3$ , (e)  $\eta = 0.4$

이진화 하였을 때, 0.1인 경우가 가장 좋은 결과를 보였기 때문에 본 실험에서는  $\eta$ 의 값을 0.1을 사용하였다. 표 1에 나오는 파라미터 k와 s는 참조논문에서 사용되는 값을 적용하여 실험하였다.

표 1. 알고리즘에 사용된 파라미터 값  
Table 1. The parameter values used in the algorithm

	Win_size	Constant	k	r	$\eta$
Niblack	71	×	-0.2	×	×
Sauvola	71	×	0.5	128	×
Jain	71	15	×	×	×
Proposed	71	15	×	×	0.1

표 2. 적응 퍼지이진화에 사용된 테스트 영상 임계치  
Table 2. Test image threshold used for adaptive fuzzy binarization

	Mean	Iterative	$\alpha$ -cut
printed matter	31	53	[0.23, 0.73]
notes 1	149	152	[0.29, 0.78]
notes 2	215	148	[0.29, 0.70]
book	35	124	[0.21, 0.80]
chess board	38	72	[0.13, 0.64]
QR code	110	135	[0.36, 0.86]

표 3. 수행시간  
Table 3. Processing time

Method	Processing Time(ms)					
	printed matter	note1	note2	book	chess board	QR code
Otsu	0.06	0.05	0.88	0.05	0.1	0.6
Jain	0.5	0.6	11.4	0.5	1.2	5.0
Niblack	55.7	70.6	888	444.3	114.5	573.8
Sauvola	54.3	69.3	90.1	50.4	114.3	575.6
Proposed	4	5.5	54.2	3.9	8.3	29.7

표 2는 각 실험 영상에 대한 임계치와 이진화 소속도 구간을 나타낸 것이다. 본 연구에서 제안된 적응 퍼지 이진화 방법에서  $\alpha$ -컷 값의 조정율에 사용하는  $\eta$ 의 값을 0.1로 설정하여  $\alpha$ -컷 값의 범위를 보이고 있다.

표 3은 제안된 알고리즘과 비교를 하기 위해 사용하는 알고리즘들의 연산속도를 비교한 것이다. 연산속도는 전역 이진화 방법인 오투가 가장 빨랐다. 적응 이진화 중에서는 제안방법이 가장 빠르고, 제안된 방법이 그 다음으로 빨랐다. 제안된 방법은 Niblack과 Sauvola방법보다 연산량이 적으면서 그림 5, 6과 같이 영상에 따라 비슷하거나, 더 나은 성능을 보이고 있다.

실험에 사용된 영상 그림 5의 인쇄물은 글자와 배경의 대비가 낮은 영상이다. 여기서 사용된 임계치는 평균법에서 31이고, 반복적

방법에서 53이며,  $\alpha$ -컷의 범위는 [0.23-0.73] 구간을 이용하여 이진화 하였다. 우상단에 잡영이 약간 남아 있으나 비교적 이진화가 잘 되었다. 그림 4의 노트1 영상은 글씨와 배경이 흐릿한 영상이다. 여기서 사용된 임계치는 평균법에서 149이고, 반복적 방법에서 152이며,  $\alpha$ -컷의 범위는 [0.29-0.78] 구간을 이용하여 이진화 하였다. 글자들이 다소 희손되기는 했지만, 배경은 깨끗이 제거된 것을 볼 수 있다. 그림 5의 노트2는 복사할 때 흔히 나타나는 검은색 부분이 나오는 영상이다. 여기서 사용된 임계치는 평균법에서 215이고, 반복적 방법에서 152이며,  $\alpha$ -컷의 범위는 [0.29-0.70] 구간을 이용하여 이진화 하였다. 사용된 영상은 반복적 임계치보다 평균치가 높게 나왔는데 밝기값이 높은 영역이 많이 존재하기 때문이다. 오른쪽의 어두운 부분을 완전히 제거 하지는 못했지만 제안된 방법이 비교하는 방법들 중에서 제일 좋은 결과를 얻었다. 그림 5의 네 번째는 잉크를 떨어뜨리거나 물을 흘려 번져버린 책의 영상이다. 여기서 사용된 임계치는 평균법에서 35이고, 반복적 방법에서 124이며,  $\alpha$ -컷의 범위는 [0.21, 0.80] 구간을 이용하여 이진화 하였다. 잡영이 일부 남아 있지만 글자가 선명해진 것을 볼 수 있다.

그림 5를 보면 기존의 적응 이진화 방법들 중에는 Sauvola 알고리즘이 잡영 제거에는 가장 효율적이었지만 전경과 배경 사이의 값이 뚜렷하지 않은 경우에는 전경부분이 제거되는 경우가 발생하였다. 그러나 제안된 적응 퍼지 이진화 방법은 Sauvola보다 잡영 제거는 부족하지만 기존의 적응 이진화보다 경계선이 뚜렷하고 Sauvola 방법보다 글자들이 선명하게 만드는 것을 볼 수 있다.

그림 6에서는 그림자만 있는 영상(왼쪽)과 그림자와 조명이 함께 있는 영상(오른쪽)을 비교하였다. 그림 6의 첫 번째 영상은 적응 이진화 문제에 가장 많이 사용되는 영상으로 우상단에 조명이 있고, 광각 카메라로 촬영하여 왜곡된 체스판 영상이다. 여기서 사용된 임계치는 평균법에서 38이고, 반복적 방법에서 72이며,  $\alpha$ -컷의 범위는 [0.13, 0.64] 구간을 이용하여 이진화 하였다. 그림 6(f)의 우하단에서 그림 5(e)의 Jain방법에 비해서 조금 좋은 결과를 보이고 있다. 그림 6의 두 번째 영상은 적응 이진화 문제에 많이 사용되는 영상으로 QR코드나 바코드 등이 그림자로 가려져 있을 경우이다. 여기서 사용된 임계치는 평균법에서 110이고, 반복적 방법에서 135이며,  $\alpha$ -컷의 범위는 [0.36, 0.86] 구간을 이용하여 이진화 하였다. 그림 6에서 보는 바와 같이 그림자만 있는 영상에서는 제안한 알고리즘이 Jain의 적응 이진화보다 조금 더 뚜렷하게 나오지만 휘광과 그림자가 있을 경우에는 휘광이 있는 부분이 약간 선명하지 않게 나오는 것을 볼 수 있었다.

결과적으로 본 연구에서 제안한 방법이 다른 영상들에 비교하여 볼 때, 전경과 배경이 대비가 낮거나, 그림자나 얼룩 등의 잡영이



그림 5. (a) Otsu 방법, (b) Niblack 방법, (c) Sauvola 방법, (d) Jain 방법 (e) 제안된 방법

Fig. 5. (a) Otsu's method (b) Niblack's method (c) Sauvola's method (d) Jain's method (e) Proposed fuzzy adaptive threshold method

있는 영상에서 전경과 배경 분리에 효과적임을 확인 할 수 있었고, 전경 손실이 적다는 것을 알 수 있었다.

### 5. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 영상의 효과적인 처리를 위하여 적응 퍼지 이진화 방법을 제안하였다. 전체 영상을 이동 창(sliding window)으로 이동하면서 이동 창 내의 영상 밝기값 분포에 따라  $\alpha$ -컷을 계산하고, 이 값을 이용하여 이진화를 수행한다. 본 연구에서 사용하는  $\alpha$ -컷을 계산하기 위하여 기존 방법의 임계치를 활용한다.

즉 평균법, 반복법으로 임계치를 구한 후, 이 값들을 두 개의 퍼지 소속함수의 중심값들로 설정하였다. 영상의 최소 밝기값, 최대 밝기값을 이용하여 각 소속함수의 최대, 최소, 중간 값을 설정한 후, 일반적으로 퍼지 이진화에서 사용하는  $\alpha$ -컷 값을 조정하는 조정률을 구하였고, 이 조정률로  $\alpha$ -컷 값을 설정하여 전경과 배경을 구분하는 이진화 하였다.

여러 영상을 실험한 결과 기존의 적응 이진화 기법들 보다 이진화를 수행한 결과가 좋다는 것을 알 수 있었다. 특히 기존의 적응 이진화 기법들 보다 전경의 손실이 적은 것을 확인 하였다. 그러나 휘광이 있는 영상에서는 전경이 손실되는 경우도 발생 하였다.

적용 기법을 이용하여 이진화 할 경우에 중요한 요소 중에서

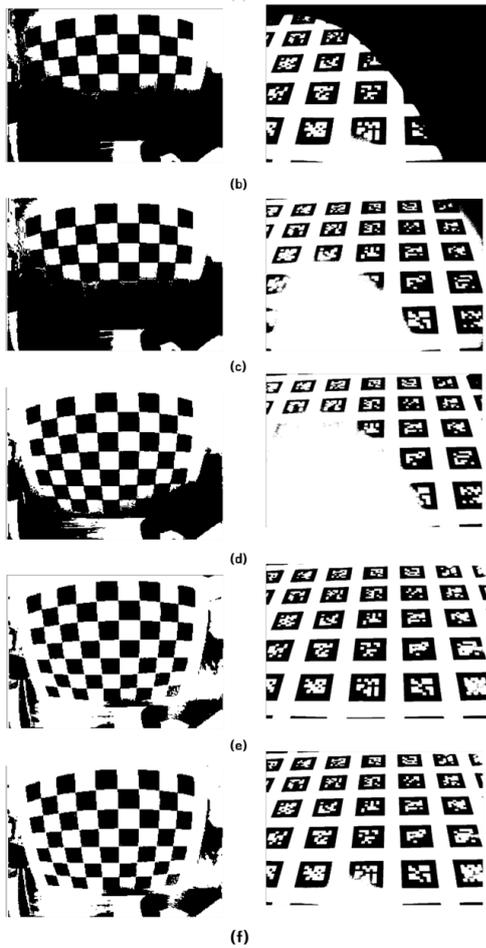


그림 6. (a) Otsu 방법 (b) Niblack 방법  
(c) Sauvola방법 (d) Jain 방법  
(e) 제안된 방법

Fig. 6. (a) Otsu's method (b) Niblack's method  
(c) Sauvola's method (d) Jain's method  
(e) Proposed fuzzy adaptive threshold method

하나는 창 의 크기라고 판단한다. 창 의 크기를 어떻게 설정하느냐에 따라 임계치가 달라지고 결과영상이 달라지기 때문이다. 앞으로 적절한 창 크기를 자동으로 선택하여 효과적으로 이진화 할 수 있도록 알고리즘을 개선하려고 한다.

### References

[1] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital Image Processing 3<sup>rd</sup>ed*, Prentice Hall, 2008.  
 [2] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Trans. Syst. Man Cybernet*, vol. 9, pp. 62-66, 1979.  
 [3] K. Y. Kim, "A Thresholding Method for Defference Image

Using Fuzzy Inference," *J. of the Korea Institute of Intelligent Systems Society*, vol. 9, no.3, pp. 352-359, 1999.  
 [4] K. B. Kim, "ART2 Based Fuzzy Binarization Method with Low Information Loss," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 18, no.6, pp. 1269-1274, 2014.  
 [5] A. K. Wassim, K. Seifedine, B. Riccardo and S. Khaled, "Accurate, Swift and Noiseless Image Binarization," *Stat. Optim. Inf. Comput.*, vol. 4, pp. 42-56, 2016.  
 [6] H. C. Lee, K. B. Kim, H. J. Park and E. Y. Cha, "An  $\alpha$  - cut Automatic Set based on Fuzzy Binarization Using Fuzzy Logic," *J. of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 19, no. 12, pp. 2924-2932, 2015.  
 [7] D. H. Kim and E. Y. Cha, "Binarization and Stroke Reconstruction of Low Quality Character Image for Effective Character Recognition," *Korea Institute of Maritime Information and Communication*, vol. 11, no. 3, pp. 608-618, 2007.  
 [8] M. Negnevitsky, *Artificial Intelligence 2<sup>nd</sup>ed*, Harbitmedia, 2011.  
 [9] S. K. Oh, *Computational Intelligence by Programming focused on Fuzzy, Neural networks, and Genetic Algorithms*, Naeha, 2005.  
 [10] W. Niblack, *An introduction to digital image processing*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J., pp. 115-116, 1986.  
 [11] J. Sauvola, "M. Pietikainen, Adaptive document image binarization," *Pattern Recognition*, vol. 33 pp. 225-236, 2000.  
 [12] A. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J., pp. 409, 1986.

### 저 자 소 개



전왕수(Wang-Su Jeon)

2016년 : 경남대 컴퓨터공학과 졸업

2016년~현재 : 경남대 대학원 IT융합공학과

석사과정

관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 기계학습

Phone : +82-10-5040-9109

E-mail : jws2218@naver.com



**이상용(Sang-Yong Rhee)**

1982년 : 고려대 산업공학과 졸업

1984년 : 고려대 대학원 산업공학과(공학석사)

1992년 : 포항공대 대학원 산업공학과

(공학박사)

1992년~현재 : 경남대 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 컴퓨터 비전, 증강현실, 뉴로-퍼지, 인간-로봇 인터페이스

Phone : +82-55-249-2706

E-mail : syrhee@kyungnam.ac.kr