

사다리꼴 형태의 소속 함수와 동적 α_{cut} 을 이용한 개선된 퍼지 이진화

우현수¹ · 김광백^{2*}

Improved Fuzzy Binarization Method with Trapezoid type Membership Function and Adaptive α_{cut}

Hyun-su Woo¹ · Kwang-baek Kim^{2*}

¹Gyeonggi Science High School for the Gifted, Suwon 16297, Korea

^{2*}Department of Computer Engineering, Silla University, Busan 46958, Korea

요 약

영상 이진화 알고리즘의 효율성은 이진화를 위한 임계치 결정에 있어서의 불확실성의 합리적인 제거와 이진화로 인한 영상 정보의 손실을 최소화하는 데에 있다. 그러한 모호성의 처리 방법으로서 퍼지 이진화 방법이 많이 사용되는데 보통 사용되는 삼각형 타입의 소속 함수와 이진화 임계치를 결정하는 α_{cut} 값의 설정 방법이 그 효율성에 영향을 미친다. 다만 기존의 정적인 퍼지 이진화 방법은 명암 대비가 낮은 영상의 경우 그 효율성이 떨어지는 것이 알려져 있다. 본 논문에서 퍼지 이진화 방법의 이러한 문제점을 개선하기 위하여 α_{cut} 의 동적 결정 방법과 사다리꼴 타입의 소속 함수와 구간 설정 방법을 제안한다. 이 방법은 스트레칭 기법과 같은 정규화 전처리 과정을 밟지 않기 때문에 영상의 정보 손실이 적다. 또한 α_{cut} 의 동적 결정으로 인해 다양한 영상을 동일 기법으로 보다 정확하게 처리할 수 있다. 야경 영상, 척추 측만증 및 지방종 영상 등 다양한 물체를 포함하고 명암 대비성이 낮은 편인 영상을 대상으로 한 실험에서 제안된 방법이 기존의 퍼지 이진화 방법보다 효과적임이 확인되었다.

ABSTRACT

The effectiveness of a binarization algorithm in image processing depends on how to eliminate the uncertainty of determining threshold in a reasonable way and on minimizing information loss due to the binarization effect. Fuzzy binarization technique was proposed to handle that uncertainty with fuzzy logic. However, that method is known to be inefficient when the given image has low intensity contrast. In this paper, we propose an improved fuzzy binarization method to overcome such known drawbacks. Our method proposes a trapezoid type fuzzy membership function instead of most-frequently used triangle type one. We also propose an adaptive α_{cut} determination policy. Our proposed method has less information loss than other algorithms since we do not use any stretching based preprocessing for enhancing the intensity contrast. In experiment, our proposed method is verified to be more effective in binarization with less information loss for many different types of images with low intensity contrast such as night scenery, lumber scoliosis, and lipoma images.

키워드 : 퍼지 이진화, 정보 손실, 스트레칭, 사다리꼴 타입의 소속 함수

Key word : Fuzzy binarization, Information loss, Stretching, Trapezoid type membership function

Received 04 September 2016, Revised 06 September 2016, Accepted 08 September 2016

* Corresponding Author Kwang-baek Kim(E-mail:gbkim@silla.ac.kr, Tel:+82-51-999-5052)

Department of Computer Engineering, Silla University, Busan 46958, Korea

Open Access <http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2016.20.10.1852>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©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.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서론

이진 영상(binary image)은 모양, 위치, 수 정보 등과 같이 원 영상의 정보를 최대한 보존하면서 인식이나 분할에 적합하게 변화된 단순한 흑백 영상이다. 영상 이진화(image binarization)처리는 영상처리 분야에서 영상 인식 등과 같은 다양한 응용에서 배경과 물체를 구분하는 영상 분할(segmentation)을 위한 일반적인 전처리 기법으로 적용된다. 영상의 각 픽셀의 레벨은 0~255 까지 256레벨이 존재하는데 영상을 이진화하기 위해서 일반적으로 히스토그램을 이용하여 중간 값을 임계치로 설정하여 영상을 흰색과 검은색으로 나누어서 2레벨의 영상으로 변환한다. 따라서 이진 영상을 사용하는 영상처리 응용에서 임계치(threshold) 결정은 처리 성능을 결정짓는 중요한 요소이다[1, 2]. 대부분의 이진화 알고리즘은 임계치를 결정하기 위하여 히스토그램을 사용하여 밝기 분포를 분석한다. 배경과 물체의 명도 차이가 큰 경우에는 분할을 위해 양봉(bimodal) 히스토그램으로 표현하여 최적의 임계치를 찾기 위해 히스토그램 골짜기(valley)를 선택하는 것만으로도 양호한 임계치를 구할 수 있으나, 배경과 물체의 밝기 차이가 크지 않거나 밝기 분포가 양봉 특성을 보이지 않을 때는 히스토그램 분석만으로 적합한 임계치를 구하기가 어렵다[3]. 따라서 히스토그램의 분포가 평탄한 경우에는 영상을 이진화하기 위한 임계치를 구하기가 어렵다. 또한 영상의 이진화는 영상 인식에서 필수적이고 인식율에 직접적으로 영향을 주는 핵심 요소이다. 영상의 이진화 알고리즘은 영상 전체에 하나의 임계치를 사용하는 전역적 이진화 방법과 관심 픽셀의 주변 픽셀들의 정보를 이용하여 픽셀 단위 임계치를 결정하는 적응적 이진화 방법으로 구분된다[4]. 그러나 배경과 물체의 밝기 차이가 크지 않는 경우에 적응적 이진화 방법에서는 구간마다 적절한 임계치를 결정하기가 어렵다. 그리고 밝기 분포가 양봉 특성을 보이지 않는 영상에 전역적 이진화 방법을 적용할 경우에는 정보 손실이 많은 상태에서 이진화 되는 문제점이 있다.

일반적으로 한 영상에서는 넓은 영역에 걸쳐 명암도 변화가 일어나고 다양한 유형의 물체가 포함되어 있으므로 스케치 특징점 유무를 판별하는 임계치 결정에는 애매모호함이 존재한다. 또한 각 픽셀이 가지는 명암도 값은 퍼지 단함수(fuzzy singleton)로 볼 수 있으며, 임계

치 결정을 위한 처리과정 또한 부정확성과 불확실성이 존재한다. 이와 같은 임계치 결정에 부정확성과 불확실성 문제를 개선하기 위해 퍼지 이진화 방법이 제안되었다[5]. 그러나 기존의 퍼지 이진화 기법은 영상을 이진화하는 과정에서 삼각형 타입의 소속 함수를 적용하기 때문에 명암 대비가 낮은 영상에서는 정보가 손실되는 상태에서 이진화 되고 α_{cut} 값을 경험적으로 설정하기 때문에 명암 대비가 낮은 영상에서 임계 구간을 설정하는데 비효율적이다[6]. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 개선하기 위해 사다리꼴 타입의 소속 함수를 적용하여 정보 손실을 감소시키고 α_{cut} 값을 동적으로 조정하여 낮은 명암 대비를 가진 영상에서 효과적으로 임계 구간을 설정하는 개선된 퍼지 이진화 알고리즘을 제안한다.

II. 기존의 퍼지 이진화 방법

이진화 방법은 임계치의 설정 방법에 따라 전역적 이진화 방법과 지역적 이진화 방법으로 분류된다. 전역적 이진화 방법은 영상 전체에 대하여 동일한 임계치를 사용하는 방법이다. 전역적 임계치를 결정하는 방법으로는 평균 이진화, 최대값과 최소값의 평균 이진화, Otsu 방법이 가장 널리 적용되고 있다[7]. 전역적 이진화 방법은 속도가 빠르고 잡음에 강하나, 명암도가 불균일한 영상이나 명암 대비가 낮은 영상에서는 비효율적이다. 그리고 영상에서 넓은 영역에 걸쳐 명암도 변화가 일어나고 다양한 유형의 객체가 포함되어 있는 영상에서는 스케치 특징점 유무를 판별하는 임계치의 결정에 애매함이 존재하여 기존의 전역 이진화 방법으로 영상을 이진화 하는 경우에는 객체 영역이 손실되어 이진화 되는 문제점이 있어 삼각형 타입의 소속 함수를 적용한 퍼지 이진화 방법이 제안되었다.

기존의 퍼지 이진화 방법은 컬러 영상의 RGB 채널 값을 각각 X_{ji}^r , X_{ji}^g , X_{ji}^b 로 정의하고 이 값을 이용하여 중간 밝기 값 G_m 을 식(1)과 같이 계산한다.

$$G_m = \sum_{j=1}^H \sum_{i=1}^W \frac{(X_{ji}^r + X_{ji}^g + X_{ji}^b)}{3} \times \frac{1}{W \times H} \quad (1)$$

식 (1)에서 W 와 H 는 원 영상의 길이와 높이를 의미

한다. 그리고 G_m 은 그레이 영상으로 변환한 영상의 평균값이다.

G_m 을 이용하여 어두운 영역의 거리 값(D_{min})과 밝은 영역의 거리 값(D_{max})을 식 (2)와 같이 계산한다.

$$\begin{aligned} D_{max} &= |G_h - G_m| \\ D_{min} &= |G_m - G_l| \end{aligned} \quad (2)$$

식 (2)에서 G_l 은 그레이 영상으로 변환된 가장 어두운 픽셀 값이고 G_h 은 가장 밝은 픽셀 값이다. D_{min} 과 D_{max} 을 다음 규칙에 적용하여 밝기의 조정률(γ)을 계산한다.

$$\begin{aligned} \text{if } (G_m > 128) \text{ then } \gamma &= 255 - G_m \\ \text{else } \gamma &= G_m \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{if } (D_{min} > G_m) \text{ then } \gamma &= G_m \\ \text{else } \gamma &= D_{min} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{if } (D_{max} > G_m) \text{ then } \gamma &= G_m \\ \text{else } \gamma &= D_{max} \end{aligned}$$

밝기 조정률 γ 값을 이용하여 삼각형 타입의 소속 함수 구간의 범위를 설정하기 위하여 최소 밝기 값(I_{min})과 최대 밝기 값(I_{max})을 식 (3)과 같이 계산한다.

$$\begin{aligned} I_{max} &= G_m + \gamma \\ I_{min} &= G_m - \gamma \end{aligned} \quad (3)$$

식 (3)에서 계산된 최대 밝기값(I_{max})과 최소 밝기값(I_{min})을 삼각형 타입의 소속 함수의 구간으로 적용한다. 소속 함수의 구간은 $[I_{min}, I_{max}]$ 를 가진 삼각형 타입의 소속 함수는 그림 1과 같다.

그림 1에서 G 는 칼라 영상에서 그레이 영상으로 변환된 픽셀을 의미하고 $\mu(G)$ 는 그레이 영상으로 변환된 픽셀의 소속도이다. 그림 1과 같은 소속 함수에서 소속도가 1이 되기 위한 중간 밝기값(I_{mid})은 식(4)와 같이 계산한다.

$$I_{mid} = \frac{I_{max} + I_{min}}{2} \quad (4)$$

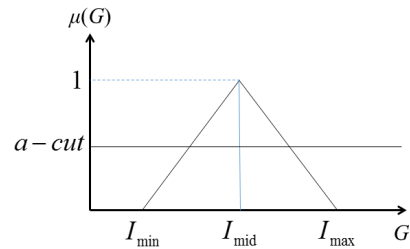


Fig. 1 Membership Function for Fuzzy Binarization

그림 1과 같은 소속 함수를 적용하여 구간 $[I_{min}, I_{max}]$ 에 대한 소속도를 다음과 같이 계산한다.

$$\text{if } (G \leq I_{min}) \text{ or } (G \geq I_{max}) \text{ then } \mu(G) = 0$$

$$\text{if } (G > I_{mid}) \text{ then } \mu(G) = \frac{I_{max} - G}{I_{max} - I_{mid}}$$

$$\text{if } (G < I_{mid}) \text{ then } \mu(G) = \frac{G - I_{min}}{I_{mid} - I_{min}}$$

$$\text{if } (G = I_{mid}) \text{ then } \mu(G) = 1$$

그림 1과 같은 소속 함수에서 구해진 소속도($\mu(G)$)에 α_cut 을 적용하여 영상을 이진화 한다. 여기서 α_cut 값은 0.5이다. 따라서 소속도가 0.5 이상이면 영상의 픽셀 값을 0으로 정의하고 0.5 미만이면 픽셀 값을 255로 설정하여 영상을 이진화 한다. 기존의 삼각형 타입의 소속 함수를 적용한 퍼지 이진화 방법은 임계치 대신에 소속 함수에 α_cut 을 적용하여 임계 구간을 설정하여 영상을 이진화 한다.

III. 제안된 사다리꼴 형태의 소속 함수와 동적 α_cut 을 이용한 퍼지 이진화 방법

본 논문에서는 사다리꼴 형태의 소속 함수를 가지는 퍼지 이진화 방법과 임계 구간을 동적으로 조정하는 방법을 제안하여 기존의 퍼지 이진화 방법을 개선한다. 삼각형 형태의 소속 함수를 적용한 기존의 퍼지 이진화 방법에서는 명암 대비가 낮은 영상에서 이진화 성능이 좋지 않은 문제점이 있다. 명암 대비가 낮은 영상은 객체 영역 내의 명암도 값이 균일하지 않기 때문에 스트레칭 기법과 같은 전처리를 적용하여 명암 대비를 높게

한 후에 퍼지 이진화 방법을 적용한다. 따라서 본 논문에서는 스트레칭 기법과 같은 전처리를 적용하지 않고 명암 대비가 낮은 영상에서 객체의 정보 손실을 최대한 줄이기 위해 사다리꼴 형태의 소속 함수를 적용한 후, 이진화의 기준이 되는 임계 구간을 설정하는 α_cut 값을 동적으로 조정하는 방법을 적용한다.

기존의 퍼지 이진화 방법에서 삼각형 형태의 소속 함수의 구간은 세 개의 값 I_{min} , I_{mid} , I_{max} 를 가진다. 그러나 기존의 퍼지 이진화 방법을 개선하기 위해서 본 논문에서는 그림 2와 같은 사다리꼴 형태의 소속 함수를 적용한다. 그림 2에서와 같이 사다리꼴 형태의 소속 함수의 구간을 네 개의 값 I_{min} , I_{midL} , I_{midR} , I_{max} 으로 구성한다. 그림 2에서 I_{midL} 과 I_{midR} 은 각각 사다리꼴 상변의 좌측 꼭짓점과 우측 꼭짓점에 해당한다.

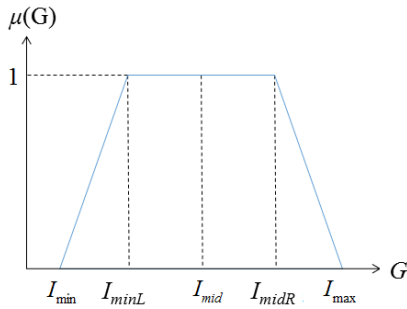


Fig. 2 Proposed Trapezoid type Membership Function

명암도 값 G 에 대해 그림 2와 같은 소속 함수를 적용하여 소속도 $\mu(G)$ 는 다음과 같이 계산한다.

$$\mu(G) = \begin{cases} 0, & G \leq I_{min} \text{ OR } I_{max} \leq G \\ \frac{G - I_{min}}{I_{midL} - I_{min}}, & I_{min} < G < I_{midL} \\ 1, & I_{midL} \leq G \leq I_{midR} \\ \frac{I_{max} - G}{I_{max} - I_{midR}}, & I_{midR} < G < I_{max} \end{cases}$$

그림 2와 같은 사다리꼴 타입의 소속 함수에서 4개의 구간을 나타내는 값은 다음과 같이 결정한다. 사다리꼴 타입의 소속 함수 구간의 중심에 해당하는 I_{mid} 를 식 (5)와 같이 그레이 영상의 전체 명암도 값의 평균값으로 설정한다. 식 (5)에서 $h(G)$ 는 명암도 값 G 의 히스토

그램 값이고 w 와 h 는 각각 영상의 길이와 높이이다.

$$I_{mid} = \sum_{G=0}^{255} h(G)/(h \times w) \quad (5)$$

I_{min} 는 그레이로 변환된 영상의 최소값으로 설정하고 I_{max} 는 식 (6)과 같이 I_{mid} 를 2배한 값으로 설정한다.

$$I_{max} = 2 \times I_{mid} \quad (6)$$

그림 2와 같은 소속 함수에서 상변의 양 끝점에 해당하는 명암도 값 I_{midL} 과 I_{midR} 은 각각 식 (7) 및 식 (8)과 같이 계산한다. 식 (7)과 (8)에서 V_{max} 는 영상 내에서 최대 명암도이고 V_{min} 는 영상 내에서 최소 명암도이다.

$$I_{midL} = I_{mid} - \left| I_{mid} - \left(\frac{V_{max} + V_{min}}{2} \right) \right| \quad (7)$$

$$I_{midR} = I_{mid} + \left| I_{mid} - \left(\frac{V_{max} + V_{min}}{2} \right) \right| \quad (8)$$

사다리꼴 소속 함수 구간 [I_{min} , I_{midL} , I_{midR} , I_{max}]를 이용하여 그레이 영상의 명암도 값에 대한 소속도를 계산한다. 계산된 소속도에 대해 영상을 이진화하기 위한 임계 구간을 설정하는데 필요한 α_cut 은 V_{max} 와 V_{min} 의 평균값과 I_{mid} 값을 이용하여 정규화한 δ 를 계산하고 이 δ 값을 퍼지 집합의 한계합 연산자에 적용하여 식 (10)과 같이 최종 α_cut 을 구한다.

$$\delta = \frac{(I_{mid} + (V_{max} + V_{min})/2)}{255} \quad (9)$$

$$\alpha_cut = (\delta + 0.5) \wedge 1 \quad (10)$$

식 (10)에서 \wedge 은 퍼지 논리 연산자 중에서 Min 연산자이다. 사다리꼴 타입의 소속 함수에서 구한 소속도 ($\mu(G)$)에 α_cut 을 적용하여 임계 구간을 설정한 후에 영상을 이진화 한다. 따라서 구한 임계 구간에서 α_cut 이상에 속하는 소속도에 해당하는 영상의 픽셀 값을 0으로 설정하고 α_cut 미만이면 픽셀 값을 255로 설정하여 영상을 이진화 한다.

IV. 실험 및 결과 분석

본 논문에서 제안된 퍼지 이진화 방법을 Intel(R) Core(TM) i5 CPU @ 2.80GHz 와 8.00GB RAM이 장착된 PC상에서 Visual Studio 2010 C#으로 구현하여 실험하였다. 명암 대비가 낮은 영상에서 제안된 퍼지 이진화 방법의 효율성을 분석하기 위해 제안된 퍼지 방법과 기존의 이진화 방법들 간의 영상의 정보 손실에 대한 이진화 결과를 비교하였다. 실험에 적용된 영상들은 그림 3과 같다.

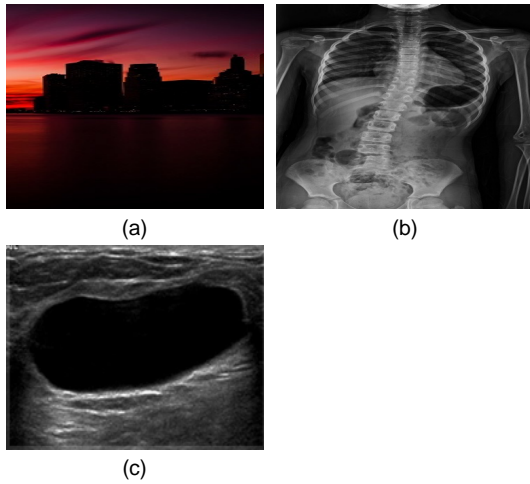


Fig. 3 Images for Experiment (a) Night Scenery (b) Lumbar Scoliosis X-ray (c) Lipoma Ultrasound

그림 3과 같은 3개의 실험 영상에 대해 명암도 분포도를 히스토그램으로 나타낸 결과는 그림 4와 같다.

그림 4 (a)의 풍경 영상은 전반적으로 명암도 분포가 좁게 분포되어 있어 명암 대비가 낮은 것을 확인할 수 있다. 그림 4 (b)의 X-레이 영상과 그림 4 (c)의 지방종 영상은 명암도 분포가 양봉 특성을 보이지 않는 것을 확인할 수 있다.

그림 3 (a)와 같은 풍경 영상에서 제안된 퍼지 이진화 방법과 기존 이진화 방법 간의 실험결과는 그림 5와 같다. 풍경 영상에서 평균 이진화 방법의 임계치는 27로 계산되었고 최소 및 최대 평균값 이진화 방법에서는 임계치가 94로 계산되었다. 기존의 퍼지 이진화의 임계구간은 [0, 108]로 계산되었고 α_cut 의 값은 0.5이다. 제안된 퍼지 이진화의 α_cut 은 0.738로 계산되었고

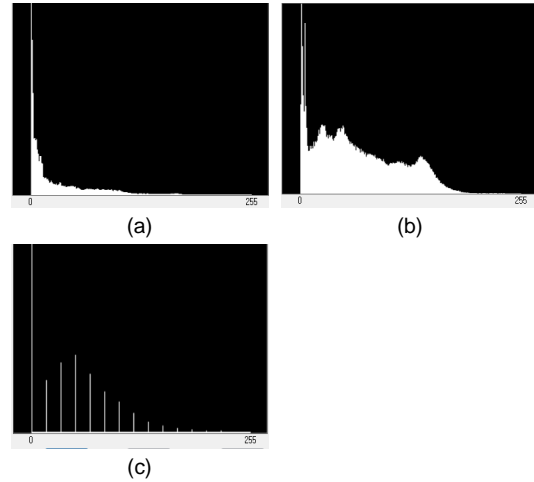


Fig. 4 Histograms for the Experimented Images (a) Night Scenery (b) Lumbar Scoliosis X-ray (c) Lipoma Ultrasound

임계 구간은 [0, 123]로 설정되었다.

그림 5 (a)와 같이 평균 이진화 방법은 건물과 배경간의 명암 대비가 적어서 27과 같은 단일 임계치로 영상을 이진화 하는 경우에는 건물 객체의 정보가 손실되는 것을 확인할 수 있다. 그리고 최소 및 최대 평균값 이진화 방법은 임계치가 97로 설정되었고 건물과 배경의 명

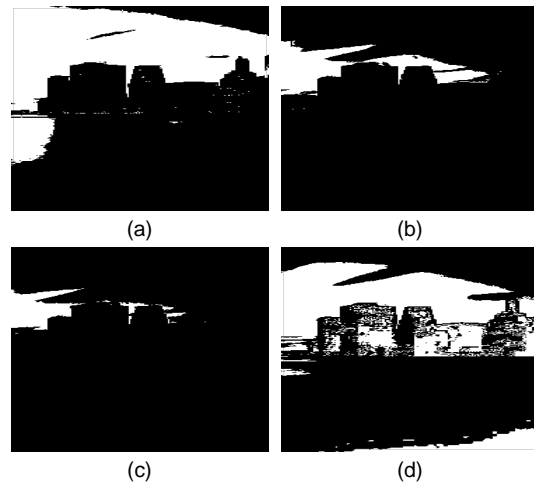


Fig. 5 Binarization Results for Night Scenery Image (a) Average Binarization (b) Min-Max Avg. Binarization (c) Conventional Fuzzy Binarization (d) Proposed Fuzzy Binarization

암도가 모두 낮아 건물 영역의 정보가 모두 손실되어 이진화 되었다. 그림 5 (c)와 같이 기존의 퍼지 이진화 방법은 α_{cut} 의 값을 0.5로 설정하고 임계 구간을 이용하여 영상을 이진화 하였다. 그러나 기존의 퍼지 이진화 방법은 삼각형 타입의 소속 함수를 적용하였다. 따라서 기존의 퍼지 이진화 방법은 명암도가 낮은 분포를 모두 반영하지 않으므로 건물과 배경간의 명암도 차이가 적은 부분의 정보들이 손실되었다. 그리고 α_{cut} 을 정적으로 설정하므로 배경 명암도 구간에 건물의 명암도 구간이 포함되므로 정보 손실이 더욱더 많은 발생한 상태에서 이진화된 것을 확인할 수 있다. 그러나 그림 5 (d)와 같이 제안된 퍼지 이진화 방법에서는 배경과 건물의 명암도 차이를 고려하여 α_{cut} 의 값을 동적으로 조정하여 임계 구간을 설정하였기 때문에 건물과 같은 객체들의 정보 손실이 비교적 적은 상태에서 이진화되었다. 따라서 풍경 영상에서 제안된 퍼지 이진화 방법이 효율적으로 이진화된 것을 확인할 수 있다.

척추측만증은 척추의 회전 변형으로 정면과 측면 모두에서 정상적인 상태가 아닌 3차원적인 기형 상태를 띄는 질환으로 X-레이를 통해 정면에서 봤을 때, 일자 형태를 가진 척추가 여러 요인들로 S자로 3차원적으로 회전 변형되어 일어나는 질환이다. 따라서 척추측만증을 분석할 경우에는 X-레이 영상에서 이진화를 수행하여 1차적으로 턱점을 벗어나는지 분석하고 2차적으로는 대칭 여부를 판단하는데 적용할 수 있기 때문에 이진화의 결과가 중요하다[8]. 따라서 그림 3 (b)와 같은 척추측만증 X-레이 영상은 양봉 형태가 가지고 있지 않기 때문에 영상을 이진화 하는 단계에서 효과적으로 임계치를 설정하기 어렵다. 따라서 그림 6과 같이 척추측만증 X-레이 영상에서 제안된 퍼지 이진화 방법과 기존 이진화 방법들 간의 이진화 결과에서 정보 손실의 비교가 중요하다.

그림 6에서 평균 이진화 방법에서는 임계치가 65로 설정되었다. 그리고 최소 및 최대 평균값 이진화에서는 임계치가 126으로 설정되었다. 그림 6 (a)와 같은 평균 이진화에서는 전체 명암도 값을 적용한 전체 평균값을 임계치로 설정하기 때문에 검은색을 가진 배경 부분이 많이 반영되어 흰색과 흰색에 가까운 경계선이 모두 흰색으로 이진화되어 경계 부분들이 많이 손실되는 것을 확인할 수 있다. 그림 6 (b)와 같은 최소 및 최대값 이진화 방법은 명암도가 낮은 값과 명암도가 높은 값의 평

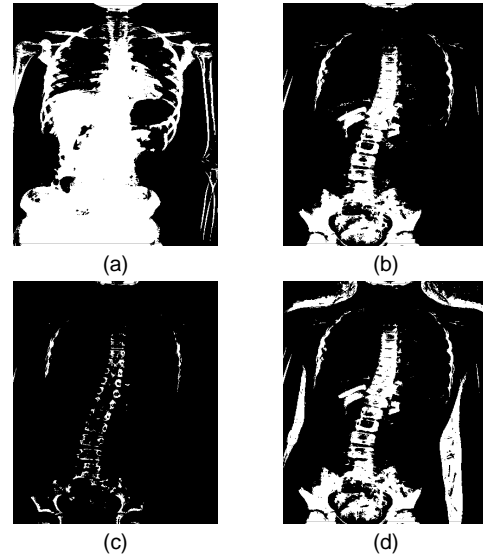


Fig. 6 Binarization Results for Lumbar Scoliosis X-ray Image (a) Average Binarization (b) Min-Max Avg. Binarization (c) Conventional Fuzzy Binarization (d) Proposed Fuzzy Binarization

균값을 이용하여 이진화 하기 때문에 배경 부분인 검은 색 명암도가 적게 반영되어 평균 이진화 보다 경계선이 비교적 잘 나타나는 것을 알 수 있다. 그리고 기존의 퍼지 이진화 방법은 α_{cut} 의 값을 0.5로 설정하여 이진화하였다. 따라서 기존의 퍼지 이진화 방법에서 임계 구간은 [0, 159]로 설정되었기 때문에 명암도가 높게 나타나는 부분들의 정보가 손실된 상태로 그림 6 (c)와 같이 이진화 되어 경계 부분들이 손실된 것을 알 수 있다. 그러나 제안된 이진화 방법에서는 최대 및 최소 명암도의 평균값을 전체 명암도 평균값에 반영하여 α_{cut} 의 값을 동적으로 조정하였다. 따라서 α_{cut} 이 0.87로 설정되었고 임계 구간은 [3, 240]로 설정되었다. 그림 6 (d)와 같이 전체 명암도와 최소 및 최대 명암도를 모두 사다리꼴 함수의 구간 설정에 반영하므로 배경과 객체들 간의 미세한 명암도 차이를 구분 한 후에 소속 함수의 구간을 설정하기 때문에 다른 이진화 방법보다 높은 명암도를 가진 경계선들이 비교적 정보 손실이 적은 상태에서 이진화 되었다.

지방종은 지방 조직으로 구성된 양성종양이다. 보통 허벅지, 팔과 같은 정상적인 지방 조직이 있는 피부 아래 조직에 가장 많이 발생하는 질환이다[9]. 지방종의

유무는 초음파, MRI, CT로 확인할 수 있으며, MRI와 CT는 해상도가 높으며 대조성이 뛰어난 장점이 있으나, 시간과 비용이 많이 드는 단점이 있으며, 초음파는 시간과 비용이 적게 소요가 되는 장점이 있기 때문에 초음파파 이용하여 지방종을 분석하는 것이 일반적이다. 따라서 지방종을 추출하기 위해서는 이진화 처리가 중요하다.

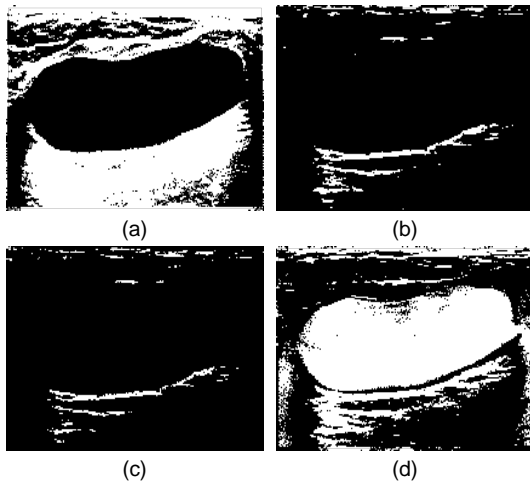


Fig. 7 Binarization Results for Lipoma Ultrasound Image
 (a) Average Binarization (b) Min-Max Avg. Binarization
 (c) Conventional Fuzzy Binarization (d) Proposed Fuzzy Binarization

그림 3 (c)와 같은 지방종 초음파 영상은 그림 4(c)와 같이 명암도가 다양하게 구성되어 있지 않다. 그리고 지방종 영역은 검은색과 같이 낮은 명암도로 타원 형태로 구성되어 있다. 따라서 그림 7 (a)와 같이 평균 이진화 기법을 적용할 경우에는 비교적 지방종 영역이 효과적으로 이진화 된 것을 확인할 수 있고 임계치는 43으로 계산되었다. 그러나 지방종의 일부 경계선의 명암도와 일부 배경의 명암도 차이가 적어 이진화하는 과정에서 지방종 영역에 가까이 있는 일부 배경 영역이 지방종 영역으로 이진화 되어 지방종의 일부 경계선이 손실되는 경우가 발생하였다. 그림 7 (b)와 같은 최소 및 최대 이진화 방법은 지방종의 최소 명암도와 최대 명암도만을 이용하여 평균값을 임계치로 적용하므로 임계치가 127로 높게 나타나서 지방종과 같이 명암도가 낮은 객체들은 모두 배경으로 이진화 되어 지방종 영역을 이진화 할

수 없는 문제점이 발생하였다. 기존의 퍼지 이진화 방법은 α_{cut} 값을 0.5로 설정하여 임계 구간을 계산하므로 임계 구간이 [0, 149]로 설정되었다. 따라서 지방종 초음파 영상에서 지방종 경계선의 명암도와 중간 값을 가지는 지방종 이외의 명암도 및 지방종 내부 명암도가 모두 검은색으로 이진화 되어 지방종 영역의 경계선 정보가 대부분이 손실되었다. 그러나 제안된 퍼지 이진화 방법에서는 α_{cut} 값을 동적으로 조정하여 0.83으로 설정되었고 임계 구간은 [0, 193]으로 설정되었다. 그림 7 (d)에서와 같이 지방종의 형태가 비교적 정확히 이진화 된 것을 확인할 수 있다. 지방종과 같은 초음파 영상에서는 명암도 분포가 그림 4 (c)와 같이 일부 명암도 값으로만 분포되어 있기 때문에 제안된 퍼지 이진화 방법에서는 사다리꼴 형태의 소속 함수를 적용하므로 최대 명암도와 최소 명암도 뿐만 아니라 최대-최소 평균값과 전체 명암도 평균값의 차이를 이용하여 4개의 구간으로 설정하고 α_{cut} 값을 동적으로 조정하기 때문에 지방종 경계 및 지방종 내부 영역과 배경 영역간의 차이를 정확히 반영하여 이진화하므로 지방종 영역이 기존의 이진화 방법보다 정보 손실이 적은 상태에서 이진화 되었다. 따라서 지방종을 추출하는데 효과적으로 적용할 수 있는 것을 실험을 통하여 확인하였다.

V. 결 론

기존의 삼각형 타입의 소속 함수를 적용한 퍼지 이진화 방법은 임계치 대신에 소속 함수에 α_{cut} 을 적용하여 임계 구간을 설정하여 영상을 이진화 하였다. 그러나 명암 대비가 낮고 히스토그램 분포가 좁은 영상에서 삼각형 타입의 소속 함수를 적용하는 경우에는 객체 영역 내의 일부 명암도의 소속도가 낮아져서 α_{cut} 을 적용할 경우에 객체의 정보가 손실되는 문제점이 발생하였다. 따라서 본 논문에서는 스트레칭 기법과 같은 전처리를 적용하지 않고 명암 대비가 낮은 영상에서 객체의 정보 손실을 최대한 줄이기 위해 사다리꼴 형태의 소속 함수를 적용한 후, 임계 구간을 설정하는데 적용되는 α_{cut} 값을 동적으로 조정하는 개선된 퍼지 이진화 방법을 제안하였다.

제안된 퍼지 이진화 방법의 성능을 분석하기 위해 의 료 영상을 포함한 명암 대비가 낮은 다양한 영상을 대

상으로 실험한 결과, 명암 대비가 낮은 모든 실험 영상에서 기존의 이진화 방법 및 기존의 퍼지 이진화 방법보다 정보 손실이 매우 적은 상태에서 효과적으로 이진화 되어 정보 손실이 적게 발생하는 것을 확인하였다. 또한 명암 대비가 높은 영상에서도 기존의 퍼지 이진화보다 정보 손실이 적게 발생하였다.

향후 연구 과제는 의료 영상 중에서 객체와 배경의 명암 대비가 낮은 다양한 지방종 초음파 영상을 대상으로 제안된 퍼지 이진화 방법의 효율성을 검증할 것이고 지방종 초음파 영상 분석에 필요한 지방종 영역을 추출하는 방법에 대해 연구할 것이다.

REFERENCES

- [1] S. M. Mailliet and Y. M. Sharaiha, *Binary Digital Image Processing*, Academic Press, San Diego, Dec.1999.
- [2] K. B. Kim, "A Study on Image Binarization using Intensity Information," *Journal of The Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 8, no. 3, pp. 721-726, June 2004.
- [3] K. B. Kim, M. H. Kim, and Y. Y. Lho, "Character Extraction of Car License Plate using RGB Color Information and Fuzzy Binarization," *Journal of Korean Institute of Maritime Information & Communication Sciences*, vol. 1, no. 1, pp. 80-87, January 2004.
- [4] I. J. Kim, "An Adaptive Binarization of Camera Document Image by Image Quality Estimation," *Journal of KIISE*, vol. 34, no. 9, pp. 797-803, Sep. 2007.
- [5] K. B. Kim and Y. J. Kim, "Enhanced Binarization Method using Fuzzy Membership Function," *Journal of Korea Society of Computer and Information*, vol. 10, no. 1, pp. 67-72, Jan. 2005.
- [6] K. B. Kim, "ART2 Based Fuzzy Binarization Method with Low Information Loss," *The Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 18, no. 6, pp. 1269-1274, Jun. 2014.
- [7] Y. ZHANG and L. WU, "Fast Document Image Binarization Based on an Improved Adaptive Otsu's Method and Destination Word Accumulation," *Journal of Computational Information Systems*, vol. 7, no. 6, pp. 1886-1892, June 2011.
- [8] C. H. Lee, Y. T. Jeong, H. C. Kim, and H. S. Yoo, "Comparison of Physique, Physical Fitness and Mental Health between Spinal Scoliotic and Normal Students," *Journal of Physical Growth and Motor Development*, vol. 14, no. 2, pp. 87-94, May 2006.
- [9] H. J. Yoo, "Sonographic Features of Common Soft Tissue Masses in the Extremities," *Journal of Korean Orthop Assoc*, vol. 49, no. 6, pp. 422-430, Dec. 2014.



우현수(Hyun-Su Woo)

2014년 부산 오륙도중학교 졸업
 2014년~현재 : 경기과학고등학교 재학중
 ※ 관심분야 : 퍼지 논리, 영상 처리, 빅데이터



김광백(Kwang-baek Kim)

1999년 : 부산대학교 전자계산학과 졸업(이학박사)
 1997년~현재 : 신리대학교 컴퓨터정보공학부 교수
 1999년~2000년 : Biomedical Fuzzy Systems Association, Editor, Japan
 2009년 : Journal of Digital Imaging (Springer: SCI), Guest Editor
 2013년 : International Journal of Computational Vision and Robotics(SCOPUS), Guest Editor
 2013년 : International Journal of Information and Communication Technology(SCOPUS), Guest Editor
 2014년~현재 : Open Computer Science Journal, Editor.
 2012년~현재 : 한국지능정보시스템학회 편집위원
 2013년~현재 : International Journal of Intelligent Information Processing(SCOPUS), Editor
 2015년 : Computational Intelligence and Neuroscience(SCIE), Lead Guest Editor
 2016년 : 한국정보통신학회 회장
 2016년 : Far East Journal of Electronics and Communications(SCOPUS), Lead Guest Editor
 ※ 관심분야 : 퍼지 논리, 영상 처리, 유전자 알고리즘, 의료정보시스템, 생물정보학