

확장된 퍼지 엔트로피를 이용한 영상분할 알고리즘

正會員 朴仁圭*, 晉達福*

Image Segmentation algorithm using an Extended Fuzzy Entropy

InGyoo Bahk*, DalBok Chin* *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 퍼지 엔트로피를 이용하여 영상을 분할할 경우에 퍼지집합에 의해 발생하는 모든 불확실한 정보를 수용하기 위하여 확률적 정보를 포함한 확장된 퍼지 엔트로피를 이용한 영상분할 알고리즘을 제안하였다. 분할하고자 하는 영상을 퍼지집합으로 나타냄으로써 발생하는 전체적인 불확실한 정보는 퍼지정도에 의한 불확실한 정보와 그에 따른 불규칙성에 의한 확률적 정보로 구성되어져 있다. 따라서 퍼지집합으로 나타내어진 영상내의 모든 영역들 간의 경계의 검출을 최적화하기 위하여, 퍼지영역 안에서의 퍼지 엔트로피 함수와 Shannon 엔트로피 함수를 결합하여 경계영역에 해당하는 일반적 최대치(global maximum) 과 국부적 최대치(local maxima) 엔트로피를 구하여 영상을 분할하였다. 몇 개의 영상에 대한 모의 실험을 통해, 제안된 방법은 영상내의 영역경계를 퍼지 엔트로피에 의한 경우보다 5배 이상 보다 세밀하게 추출하므로써 제안된 알고리즘의 성능이 좋음을 보였다.

ABSTRACT

In this paper, in case of segmenting an image by a fuzzy entropy, an image segmentation algorithm is derived under an extended fuzzy entropy including the probabilistic information in order to cover the total uncertainty of information contained in fuzzy sets. By describing the image with fuzzy sets, the total uncertainty of a fuzzy set consists of the uncertain information arising from its fuzziness and the uncertain information arising from the randomness in its ordinary set. To optimally segment all the boundary regions in the image, the total entropy function is computed by locally applying the fuzzy and Shannon entropies within the width of the fuzzy regions and the image is segmented with the global maximum and local maxima which correspond to the boundary regions. Computer simulations with several images show that the proposed method yields better performance than the conventional one by detecting the boundary regions more than 5 times.

*원광대학교 전자공학과
 論文番號:95380-1103
 接受日字:1995年 11月 3日

I. 서 론

인식과 분류의 과정은 인간 활동의 가장 기본적인 과정으로써 임의의 패턴공간에서 같은 특징을 갖는 패턴들을 분류하는 일은 여러 분야에서 매우 중요한 일이며, 특히 영상 처리의 영상분할에서도 매우 중요하게 인식되어져 왔다.

영상분할은 영상을 하나 또는 그 이상의 특성들을 기초로 하여 상호동질의 성분들로 나누는 과정이며 이는 영상처리와 해석에 중요한 역할을 한다.^{[1][2]} 과거 수년 동안 영상분할에 관한 많은 연구가 이루어졌으며, 단색(monochrome) 영상에 관한 영상분할은 일반적으로 계조도 값들의 두 가지의 기본적 성질, 즉 Discontinuity와 Similarity에 기반을 두고 있다. 첫번째는 영상의 에지와 같은 계조도의 갑작스런 변화 부분에 따른 것이고, 두번째는 Thresholding, Region Growing, Region Splitting-Growing방법 등을 들 수 있다. 다른 분야도 마찬가지겠지만, 퍼지개념이 소개된 이래 퍼지 논리를 이용한 영상분할에 대한 활발한 연구로 인해 퍼지 c-means 알고리즘과 퍼지 엔트로피 알고리즘이 개발되었다. 그러나 이 FCM은 반복처리에 의한 구조로써 처리시간이 길고(UNIX상에서 10시간 정도), 마땅한 종결조건(cluster validity)이 나와 있지 않을 뿐만 아니라 분할되는 클러스터도 적다.^{[3][4][5][6]} 또한 영상을 구성하는 각각의 계조도 값들에 대하여 Shannon 함수를 하나의 퍼지집합으로 구성하고, 이 퍼지집합들에 대하여 불확실성의 척도인 퍼지 엔트로피를 적용하여 인접 엔트로피 값들보다 큰 값, 즉 인접한 두 영역의 경계에 해당될 가능성이 큰 값을 영역 경계점으로 추출하여 분할을 하는데, 이는 퍼지집합이 가지는 모든 애매한 정보 중에서 퍼지집합의 Fuzziness에 의한 정보만을 이용하므로써, 인간 시각에 민감한 영상내의 영역 경계를 검출하지 못하는 단점을 가지고 있다.

이러한 점을 감안하여, 본 논문에서는 퍼지집합에 의해 발생하는 모든 불확실한 정보는 Fuzziness에 의한 퍼지 정보와 그에 따른 Randomness에 의한 확률 정보로 이루어져 있다는 사실을 이용하여, 퍼지집합에 상응하는 보통집합의 불규칙성으로 인한 확률 정보까지를 포함하여 영상내의 영역경계의 검출을 효율적으로 세분화 하고자 한다. 또한 퍼지집합 상관(cor-

relation)을 이용하여 영상내의 각 클러스터간의 밝기가 영상의 국부적 특성에 부합하도록 공간적 연속성을 강조하여 분할성능을 향상 시킨다.

II. 영상의 퍼지정도와 엔트로피

퍼지집합의 개념을 이용하여 Lmin(0)에서 Lmax(255)까지의 L(256) 그레이 레벨을 가지는 M*N 차원의 영상 X는 여러 개의 퍼지 단일값(singleton)의 배열로서 정의할 수 있다. 각각은 임의의 그레이 레벨 $l(l=1, 2, \dots, L)$ 에 관계하는 밝기의 정도를 나타내는 멤버십 함수값을 가지며 퍼지집합으로 표시하면 다음과 같다.^{[7][8]}

$$X = \{ \mu_X(x_{mn}), m=1, 2, \dots, M; n=1, 2, \dots, N \}$$

단, $\mu_X(x_{mn})$ 은 (m, n)번째 픽셀이 가지는 밝기의 정도를 표시한다.

영상 X를 퍼지집합으로 나타내어 경계 영역과 같은 애매한 부분을 처리하고자 할 경우에 그에 따른 불확실성 즉 인접한 이웃의 어느 영역에도 속하지 않는 정도를 측정할 필요가 있는데, 이와 같은 애매함(fuzziness)의 정도를 측정하는 함수로써 De Luca와 Termini가 제안한 퍼지 엔트로피 함수는 다음과 같다.^[9]

$$H_f(X) = \frac{1}{MN \ln 2} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N S_m(\mu_X(x_{mn})) \quad (1)$$

$$S_m(\mu_X(x_{mn})) = -\mu_X(x_{mn}) \ln \mu_X(x_{mn}) - (1 - \mu_X(x_{mn})) \ln (1 - \mu_X(x_{mn}))$$

$$m=1, 2, \dots, M, n=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

이 퍼지 엔트로피 함수는 퍼지집합으로 사상된 영상 X의 퍼지 정도를 측정하며, 그림 1에서와 같이 [0, 0.5]에서는 단조적으로 증가하고 [0.5, 1]에서는 단조적으로 감소하며, $\mu_X(x_{mn})=0.5$ 에서 최대값(가장 큰 불확실성)을 가진다.

결국 정의된 바와 같이 퍼지집합의 엔트로피를 사용하여 확률적 시스템의 불확실성을 나타낼 수가 있다. 즉 영상 X에 존재하는 패턴들은 본래 서로 다른 특징들의 영역들로 구성되므로, 퍼지집합을 이용하여 영상 X의 퍼지정도의 척도를 측정하기 위하여 Shannon 함수를 적용하여 $\mu_X(x_{mn})$ 를 정의하면 다음과 같다.^[10]

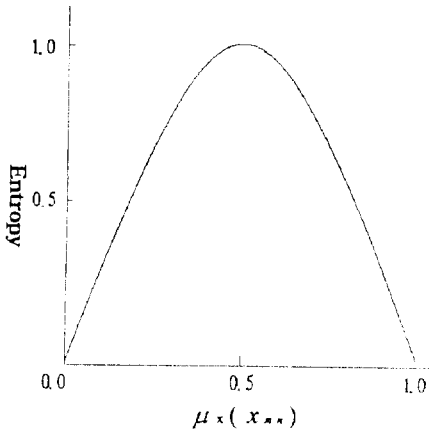


그림 1. 엔트로피 함수
Fig. 1 Entropy Function

$$\mu_X(x_{mn}) = S(x_{mn}; a, b, c) \quad (3)$$

$$= \begin{cases} 0 & x_{mn} \leq a \\ 2 * [(x_{mn} - a) / (c - a)]^2 & a \leq x_{mn} \leq b \\ 1 - 2 * [(x_{mn} - c) / (c - a)]^2 & b \leq x_{mn} \leq c \\ 0 & x_{mn} \geq c \end{cases}$$

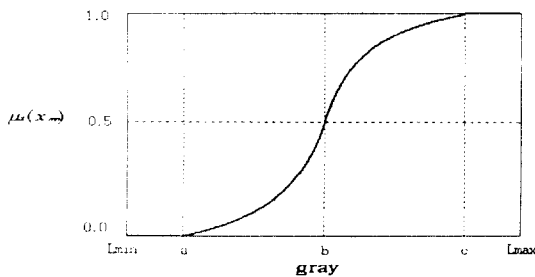


그림 2. Shannon 함수
Fig. 2 Shannon Function

그림 2에서 간격 [a, c]가 퍼지영역에 해당하며 교차점 b는 (a + c)/2 이고, 퍼지영역 폭은 2Δb = c - a 이다. 퍼지영역 폭을 [a, c]에 의해서 멤버십 함수가 퍼지영역 [a, c]에 할당된 그레이 레벨 값에 대해 탄성적 제약조건으로 작용함으로써, 멤버십 함수는 퍼지영역의 퍼지제약으로써의 가능성 분포를 이룬다. 영상 X의 [Lmin, a]와 [c, Lmax]영역은 비퍼지 영역이다.^[11]

III. 제안된 퍼지 엔트로피 알고리즘

그림 3과 같이 확률적 정보인 보통집합은 퍼지집합을 구성하는 Shannon함수의 기울기를 극대화시켜 이진 정보만으로 구성하기 위하여 다음과 같이 퍼지집합 A에 대한 보통집합을 \bar{A} 일 경우에

$$\mu_{\bar{A}}(x_i) = \begin{cases} 0 & \mu_A(x_i) < 0.5 \\ 0 \text{ 혹은 } 1 & \mu_A(x_i) = 0.5 \\ 1 & \mu_A(x_i) > 0.5 \end{cases} \quad (4)$$

보통집합 \bar{A} 는 멤버십 함수 값이 0인 원소들과 1인 원소들로 구성이 되고 한번에 한가지만의 경우의 수가 발생한다고 가정하고, P1은 보통집합의 멤버십 함수 값이 1을 갖는 원소들이 발생할 확률이며, P0는 퍼지집합의 멤버십 함수 값이 0을 갖는 원소들이 발생할 확률이다.

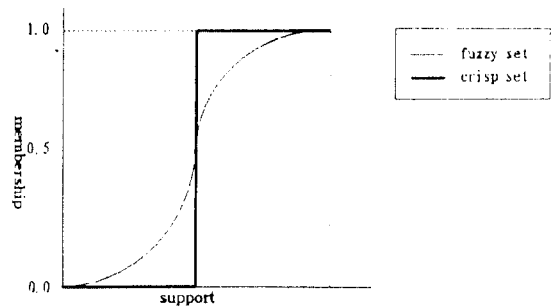


그림 3. 퍼지집합에 대한 보통집합의 사상
Fig. 3 Mapping of crisp set on fuzzy set

보통집합 \bar{A} 원소들의 불규칙성으로 인한 불확실성의 Shannon 엔트로피는 다음과 같다.^[12]

$$H_s(P1, P0) = -P1 \ln P1 - P0 \ln P0 \quad (5)$$

$$\text{단, } P1 = \frac{m + 0.5r}{m + r + n}, \quad P0 = \frac{m + 0.5r}{m + r + n},$$

$$\begin{cases} m = \mu_A(x_i) > 0.5 \text{ 인 원소들의 수} \\ r = \mu_A(x_i) = 0.5 \text{ 인 원소들의 수} \\ n = \mu_A(x_i) < 0.5 \text{ 인 원소들의 수} \end{cases}$$

식(5)에서 정의된 확률정보를 퍼지영역내의 각각의 교차점의 퍼지정보에 대해서 국부적으로 확장하여 적용함으로써 퍼지집합의 전체적인 불확실한 정보를 구할 수 있다. 임의의 영상에서 A와 B의 두 영역이 있다고 가정하자. 영상분할의 견지에서 볼 때, 두 영역 즉 A와 B의 경계영역에 존재하는 화소들은 그들이 클러스터 A에 속하는지 클러스터 B에 속하는지를 결정하는데 상당한 어려움이 있게 된다. 엔트로피적 관점에서 보면 이와 같은 경계영역에 존재하는 화소들은 대개 가장 큰 값의 엔트로피를 가지게 된다. 따라서, 임의의 영상에 대한 C개의 클러스터가 존재한다고 가정하면, 경계영역은 엔트로피 함수의 C-1 개의 국부적 최대값에 해당한다.

임의의 퍼지집합이 가지는 애매함의 척도인 퍼지 엔트로피를 샤논함수와 결합하여 최적의 불확실한 정보, 즉 경계영역을 검출하기 위하여 0에서 255까지의 그레이 레벨값에 대해서 연속적으로 샤논함수를 적용하여 각각의 그레이 레벨에 대한 퍼지집합을 발생시킨다. 샤논함수의 교차점은 퍼지정도의 척도에 의하여 애매함의 정도가 0.5인 가장 애매한 정도를 나타내기 때문에 결국 각각의 계조도에 대해 발생된 퍼지집합들에 퍼지 엔트로피를 적용함으로써 각각의 해당된 계조도 값이 경계에 해당될 가능성을 나타내게 된다. 이치영상 및 다치영상내에 존재하는 경계영역들은 경계영역을 중심으로 서로 다른 계조도 값으로 구성되어 지기 때문에 경계영역이 인접영역들 보다 불확실성의 정도가 높다. 따라서 이러한 경계영역들은 각각의 계조도 값들에 대해 측정된 엔트로피 중에서 인접 계조도 값이 가지는 엔트로피보다 큰 엔트로피를 가짐으로써 경계영역으로 간주 될 수 있다. 그러나 퍼지집합에 해당하는 샤논함수는 0과 1사이의 연속적인 실수 값을 가지므로 최적의 경계영역을 검출하기에는 한계성이 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 샤논함수로 표현된 퍼지집합에 그 퍼지집합의 가장 가까운 퍼지 성분이 배제된 보통집합의 확률정보를 결합시킴으로써 경계영역이 인접 영역들과의 불확실성의 정도를 보다 세밀하게 구분할 수 있다. 결국 퍼지집합에 근접한 보통집합의 불확실한 정보를 고려한 퍼지 엔트로피는 다음과 같다.

$$H_T(X) = -P1 \ln P1 - P0 \ln P0$$

$$+ \frac{1}{MN \ln 2} \sum_{x=Lmin}^{Lmax} S_n(\mu_x(x; a, b, c)) h(x) \quad (6)$$

따라서 전체적인 알고리즘은 다음과 같다.

- 1) 영상 X의 애매함을 측정하는 멤버십 μ_x 를 정의한다.
 $for(x_j = Lmin; x_i \leq Lmax; x_i++)$
 $for(x_j = Lmin + \Delta b; x_j \leq Lmax - \Delta b; x_j++)$
 $\mu_x(x_i; a, x_j, c) = S(x_i; a, x_j, c)$
- 2) 영상 X의 히스토그램 $h(x)$ 를 구한다.
- 3) 교차점 $b = x_j(Lmin + \Delta b \leq x_j \leq Lmax - \Delta b)$ 에 의해서 엔트로피를 구한다.
 $for(x_j = Lmin + \Delta b; x_j \leq Lmax - \Delta b; x_j++)$

$$H_T(X)|_{x_j} = -P1 \ln P1 - P0 \ln P0 + \frac{1}{MN \ln 2} \sum_{x=Lmin}^{Lmax} S_n(\mu_x(x_i; a, x_j, c)) h(x)$$

- 4) $[Lmin + \Delta b, Lmax - \Delta b]$ 의 구간에서 아래의 식을 만족하는 $H(X)|_{x_j}$ 에 해당하는 국부적 최대치의 $x_j = b_k$ 를 구한다.h

$$H_T(X)|_{b_{k-1}} < H_T(X)|_{b_k} > H_T(X)|_{b_{k+1}}, \quad 1 \leq k \leq Lme$$

Lme는 국부적 최대치 엔트로피의 수이며, 클러스터의 수 C는 Lme + 1개로 구성되어 영상은 Lme + 1 개의 영역으로 분할이 된다. 국부적 최대치 엔트로피에 상당하는 계조도값들이 클러스터간의 경계에 해당하기 때문에 국부적 최대치 엔트로피의 수 Lme와 클러스터의 수 C는 퍼지 영역 폭과 아주 밀접한 관계가 있다. 따라서 퍼지 영역 폭이 넓어지면 국부적 최대치 엔트로피의 수가 줄어들게 됨으로서 영상의 클러스터의 수가 줄어들게 되며, 퍼지 영역 폭이 줄어들게 되면 국부적 최대치 엔트로피의 수가 많아지게 된다. 특히 영상의 히스토그램상에 명확한 최고치(Peak)나 최저치(Valley)가 존재하지 않는 이러한 변곡점들에 사이에 숨어있는 경계 영역까지를 추출하기 위한 일환으로, 샤논 함수의 기울기를 크게 하면, 즉 퍼지 영역 폭을 좁게 하면 임의의 계조도 값과 이에 바로 인접한 두 개의 계조도 값이 가지는 엔트로피 값의 차이가 커지게 되는데, 여기에 샤논함수의 기울기를 보통집합으로 극대화함으로써 영상내에 존재하는 경계영역을 step 4에 의해 보다 세밀하게 추출할 수 있다.

	$\{c-1, y\}$	
$\{c, y-1\}$	$\{c, y\}$	$\{c, y+1\}$
	$\{c+1, y\}$	

그림 4. 퍼지집합 상관에 이용된 다섯화소
Fig. 4 Five pixels in fuzzy set correlation

그림 4에서 주어진 중심 화소 및 그 주위의 네 화소를 사용하여 영상내의 인접 화소간의 공간적인 연속성 $ac_i(m, n)$ 는 퍼지집합 상관으로서 다음과 같다.^[10]

$$ac_i(m, n) = \mu_i(m, n) \{ \mu_i(m-i, n) + \mu_i(m+1, n) + \mu_i(m, n-1) + \mu_i(m, n+1) \} / 4$$

(4-neighbor case) (7)

결국 $ac_i(m, n)$ 는 화소 $p(m, n)$ 과 그의 이웃 화소들이 동일한 클러스터에 속하면 커지게 되고 그렇지 않으면 작아지므로써, 화소 $p(m, n)$ 이 주위의 인접 화소들과의 공간적 연속성을 나타낸다. 제안된 분할법을 이용하여 C개의 클러스터에 대한 멤버쉽 값 $\mu_i(m, n)$ ($1 \leq i \leq c$)는 영상내의 각 화소가 각각의 클러스터에 속하는 정도를 나타내며 퍼지집합 상관 척도를 고려한 멤버쉽 함수는 다음과 같다.^[11]

$$\mu_i[m, n] = \exp[-\alpha |p(m, n) - m(i)| + \beta(1.0 - ac_i(m, n))] \quad (1 \leq i \leq c) \quad (8)$$

$p(m, n)$ 은 원 영상의 계조도이고, $m(i)$ ($1 \leq i \leq c$)는 원 영상에 있는 클러스터 i의 평균 계조도 값 즉, 각 클러스터에 분할된 화소들의 평균적인 밝기를 나타낸다. 여기서 α 와 β 는 상수로써 α 는 1/L로 가정하고 L은 계조도 수이며, β 는 3으로 하였다. 따라서 영상내의 모든 화소는 식 (8)에서와 같이 각각의 클러스터에 대한 멤버쉽함수 $\mu_i(m, n)$ ($1 \leq i \leq C$)를 가지게 된다. 분할되는 영상의 각 화소는 각 클러스터에 대한 멤버쉽 함수를 비교하여 가장 큰 멤버쉽 함수 값을

가지는 클러스터의 평균 밝기를 가지므로써 영상의 국부적 특성에 부합되는 분할을 할 수가 있다.

IV. 실험결과 및 고찰

본 논문에서는 제안된 방법의 효율성을 검토하고 기존의 다른 방법들과의 성능을 비교하고자, SUN SPARC Station 상에서 해상도 256 * 256의 256 계조도를 가지



(a) fuzzy c-means



(b) fuzzy entropy



(c) the proposed

그림 5. 세가지 방법을 사용하여 GIRL 영상을 분할한 결과
Fig. 5 Result of segmenting GIRL image by three methods

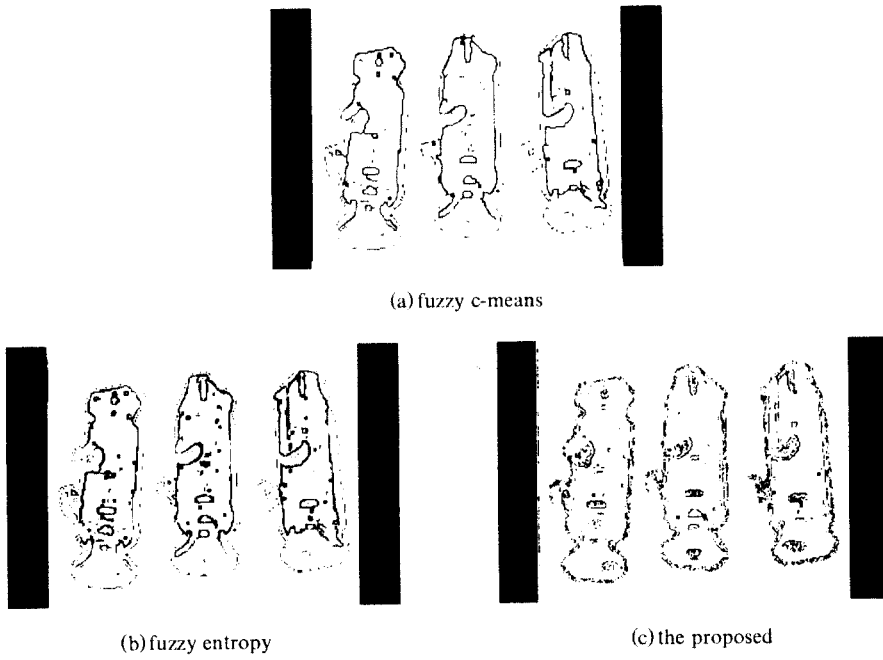


그림 6. 세가지 방법을 사용하여 DEVICE 영상을 분할한 결과
Fig. 6 Result of segmenting DEVICE image by three methods

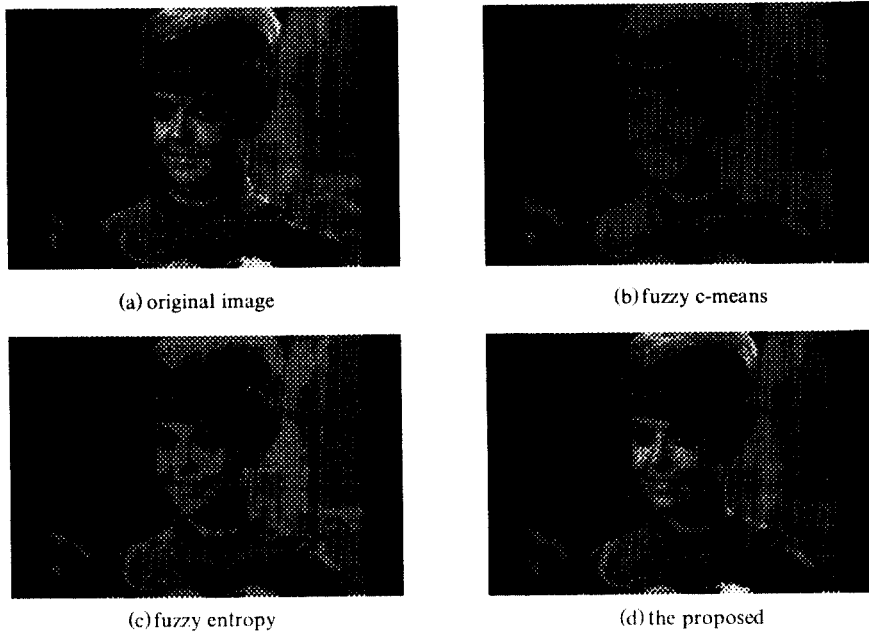


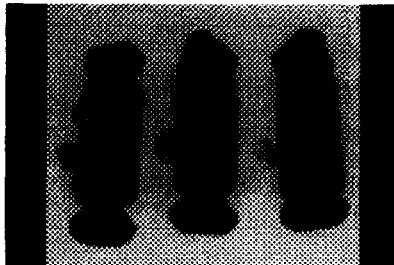
그림 7. 그림 5의 분할된 GIRL 영상을 사용하여 재생한 영상
Fig. 7 Reconstructed image using the segmented image of Fig. 5

는 GIRL 영상과 DEVICE 영상에 대하여 C-언어로 실험을 수행하였다. 퍼지 영역 폭이 좁아질수록 퍼지 엔트로피 방법과 제안된 방법이 공통적으로 분할되는 클러스터의 수가 증가하는 것을 알 수 있었다. 퍼지 영역 폭의 선정은 좁게는 $2\Delta b=10$ 에서 넓게는 $2\Delta b=60$ 까지 변화시켜 가면서 분할 결과를 확인하여 영상에 부합되는 값을 퍼지 영역 폭으로 선정 하였으며, 10이하에서는 더 이상의 많은 분할은 없었고, 60 이상에서는 국부적 엔트로피가 한 개인 것으로 추출되었다. 확률정보가 인가 되지 않은 퍼지 엔트로피의 경우에 샵함수의 기울기를 최대한 하여도 확률정보가 인가된 경우보다 분할되는 영역의 수가 적음을 알 수 있었다. 본 실험에서는 퍼지 영역 폭은 GIRL 영상과 DEVICE 영상 공히 10로 하였다. 제안된 분할법에 의해 영상이 가지는 최적의 영역 수에 대한 타당성(validity)에 부합되는 분할에 대한 검증으로 그림 5와 그림 6에 GIRL 영상과 DEVICE 영상에 대해 분할한 경계 영상을 제시 하였다. 제안된 분할법에 의

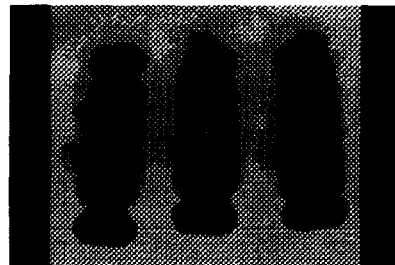
한 결과 (c)에서는 (a)나 (b)에 비해 눈이나 머리 부분에서 비교적 세밀한 영역 경계가 잘 추출된 것을 볼 수 있다. 재생된 결과 영상인 그림 7과 그림 8에서도 기존의 방법들보다 제안된 분할법이 전체적으로 양호한 영상을 얻었다.

V. 결 론

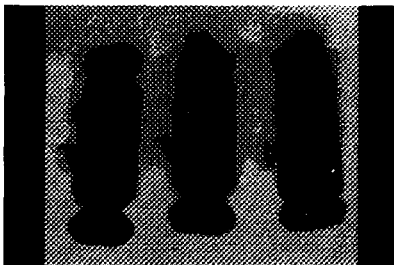
본 연구에서는 퍼지집합의 애매성(fuzziness)에 의한 퍼지정보와 그에 따른 보통집합의 확률적 정보(randomness)를 결합한 확장된 영상 분할 알고리즘을 제안 하였다. 퍼지집합의 애매성에 의한 정보만으로는 인간의 시각에 일치하는 경계영역을 세밀히 추출할 수 없기 때문에, 퍼지집합의 애매성에 의한 정보와 그 퍼지집합에 가장 근접한 이진정보로 구성된 보통집합에 의한 확률적 정보를 퍼지영역 안에서 함께 사용하여 엔트로피 함수를 구하였다. 또한 반복적인 연산을 필요로 하지 않으며, 특히 영상의 히스토그램



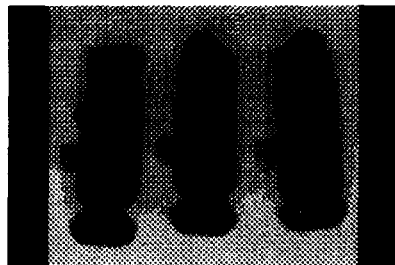
(a) original image



(b) fuzzy c-means



(c) fuzzy entropy



(d) the proposed

그림 8. 그림 6의 분할된 DEVICE 영상을 사용하여 재생한 영상
Fig. 8 Reconstructed image using the segmented image of Fig. 6

상이 명확한 최고치나 최저치를 가지지 영상에 대해서도 그러한 변곡점들에 존재하는 경계영역들까지도 효율적으로 분할함으로써 분할성능을 향상시킬 수 있었다. 결국 퍼지집합에 의해 발생하는 모든 정보를 이용하여 분할되는 클러스터의 수가 여러 영상의 경우에 5배 이상으로 분할이 되어 영상내의 애매한 영역간의 경계를 잘 추출하였다.

참 고 문 헌

1. R. V. Duda and R. E. Hart, Pattern classification and scene analysis, Wiley-Interscience, 1973.
2. R. M. Haralick and L. G. Shapiro, "Survey: image segmentation technique" Computer Vision Graphics and Image Processing 29, 100-132, 1985.
3. L. A. Zadeh, "Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes", IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Vol. SMC-3, pp.

참 고 문 헌

1. R. V. Duda and R. E. Hart, Pattern classification and scene analysis, Wiley-Interscience, 1973.
2. R. M. Haralick and L. G. Shapiro, "Survey: image segmentation technique" Computer Vision Graphics and Image Processing 29, 100-132, 1985.
3. L. A. Zadeh, "Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes", IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Vol. SMC-3, pp. 28-44, Jan. 1993.
4. J. C. Bezdek, Pattern Recognition with fuzzy objective function algorithms, New York: Plenum Press, 1981.
5. J. C. Bezdek and J. C. Dunn, "Optimal fuzzy partition: A heuristic for estimating the parameters in a mixture of normal distributions", IEEE Trans. Computers, August, 1975.
6. M. P. Windhan, "Cluster validity for the fuzzy c-means clustering algorithm", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 4, No. 4, July, 1982.

7. X. A. Li and Z. W. Zhao, "A fuzzy logic to image segmentation", 12th IAPR Int. Conf. on Pattern Recognition.
8. D. Dubois and H. Prade, Fuzzy sets and systems theory and application, California Press, 1980.
9. A. Rosenfeld, "Fuzzy geometry of image subsets", Pattern Recognition Letters, Vol. 2, pp. 311-317, 1984.
10. S. K. Pal and A. Rosenfeld, "Image enhancement and thresholding by optimizing fuzzy compactness", Pattern Recognition Letters, Vol. 7, pp. 77-86, Feb. 1988.
11. H. -J. Zimmermann, Fuzzy Set Theory and its Applications, Kluwer Academic Publishers, 1991.
12. A. Kaufmann, Introduction to the theory of fuzzy subsets, Vol. 1, New York: Academic 1975.
13. S. K. Pal and A. Ghosh, "Fuzzy geometry in image analysis", Fuzzy sets and systems, Vol. 48, No. 1, pp. 23-40, May 1992.



朴仁圭(InGyoo Bahk) 정회원
 1962년 12월 26일생
 1985년 2월: 원광대학교 전기공학과 졸업(공학사)
 1987년 8월: 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사)
 1992년 9월~현재: 원광대학교 대학원 전자공학과 박사과정수료

※주관심분야: 퍼지논리, 패턴인식

晉達福(DalBok Chin) 정회원
 제19권 제8호 참조
 현재: 원광대학교 전자공학과 교수