

논문 2006-43SP-4-1

엔트로피 기반의 가중치와 분포크기를 이용한 향상된 FCM 알고리즘

(Improved FCM Algorithm using Entropy-based Weight and Intercluster)

곽 현 옥*, 오 준 택*, 손 영 호**, 김 옥 현**

(Hyunwook Kwak, Juntaek Oh, Youngho Sohn, and Wookhyun Kim)

요 약

본 논문은 엔트로피 기반의 가중치와 클러스터 분포크기를 이용한 향상된 FCM(Fuzzy C-Mean) 알고리즘을 제안한다. FCM 알고리즘은 영상분할에서 일반적으로 많이 사용되는 퍼지 클러스터링 방법이다. 그러나 공간정보를 포함하지 않기 때문에 잡음 등에 민감하고, 클러스터를 이루는 특징들의 분포에 따라 화소들을 정확하게 분류할 수 없다. 이러한 단점을 해결하기 위해서 FCM 알고리즘의 소속정도를 연산할 때 클러스터 분포크기와 이웃 화소의 공간정보를 이용한 엔트로피 기반의 가중치를 적용한다. 실험결과에서 제안한 방법이 기존의 방법들보다 잡음에 강건하며 더 좋은 분할결과를 보였다.

Abstract

This paper proposes an improved FCM(Fuzzy C-means) algorithm using intercluster and entropy-based weight in gray image. The fuzzy clustering methods have been extensively used in the image segmentation since it extracts feature information of the region. Most of fuzzy clustering methods have used the FCM algorithm. But, FCM algorithm is still sensitive to noise, as it does not include spatial information. In addition, it can't correctly classify pixels according to the feature-based distributions of clusters. To solve these problems, we applied a weight and intercluster to the traditional FCM algorithm. A weight is obtained from the entropy information based on the cluster's number of neighboring pixels. And a membership for one pixel is given based on the information considering the feature-based intercluster. Experiments has confirmed that the proposed method was more tolerant to noise and superior to existing methods.

Keywords : Fuzzy clustering, Intercluster, Weighted FCM(Fuzzy C-Means), Entropy

I. 서 론

영상 분할은 획득한 영상을 분석하고 이해하기 위해서 중요한 역할을 수행한다. 특히 영상 내의 영역 및 객체 분할은 실제적인 응용을 위해서 반드시 요구되는 과

정이다. 이러한 영상 분할 방법^[1]은 텍스처(texture) 분석에 따른 분할, 히스토그램(histogram) 기반의 임계치 결정에 따른 분할, 클러스터링(clustering)에 의한 분할, 에지 검출 및 영역 분할과 합병에 의한 분할 등이 있다. 특히 임계치에 의한 방법^[1-4]은 영상 분석과 인식에 있어 영상으로부터 중요한 정보를 추출하기 위해 영상을 전경 부분과 배경 부분으로 분할하는 방법으로 효과적이며 간단하다는 장점으로 인하여 문서 영상 처리나 객체 추출을 위한 장면 처리 등에서 드넓게 이용되고 있다. 일반적으로 임계치를 결정하는 방법은 크게 지역적 방법과 전역적 방법으로 나눌 수 있다^[1, 5]. 전역적 방법

* 학생회원, 영남대학교 컴퓨터공학과
(Department of Computer Engineering, Yeungnam University)

** 정회원, 영남대학교 전자정보공학부
(School of Electrical Engineering and Computer Science, Yeungnam University)

접수일자: 2005년9월22일, 수정완료일: 2006년4월17일

은 영상의 히스토그램에서 결정된 임계치로 영상을 분할하는 반면에 지역적 방법은 여러 개로 나누어진 부영상의 히스토그램에서 얻은 임계치를 기반으로 영상을 분할한다. 일반적으로 전역적 방법이 구현하기가 쉽고 처리 비용이 적기 때문에 실시간 처리에서 많이 이용된다. 히스토그램 기반으로 임계치를 결정하는 방법으로는 Otsu의 방법^[6], minimum error thresholding^[7], 엔트로피 기반의 방법^[28-9] 등이 있다. 그러나 히스토그램 기반의 임계치 결정 방법들은 공간적인 정보를 포함할 수 없기 때문에 데이터 분류에 대한 심각한 오류를 초래한다. 그리고 실영상을 대상으로 한 히스토그램은 애매모호하고 복잡한 분포를 가지기 때문에 분별 기준을 결정하는 것이 어렵다. 그러나 퍼지 클러스터링 알고리즘은 분별하기 힘든 히스토그램의 분포를 가지는 영상에 대해서도 성공적으로 전경영역과 배경영역을 구분할 수 있다. 퍼지 클러스터링 알고리즘^[5,10-11]은 FCM 알고리즘, PCM(Possibilistic C-Means) 알고리즘, 퍼지 ISODATA 알고리즘 등이 있다. 이 중에서 FCM 알고리즘은 각 데이터와 특정 클러스터 중심과의 거리에 따라 소속정도(degree of membership)를 부여하고 데이터를 분류하는 알고리즘으로 데이터의 경계가 명확하지 않더라도 데이터의 소속정도에 따라 분류할 수 있다. 그러나 클러스터의 개수를 사전에 정해야 하며 클러스터 분포크기가 서로 다른 경우 데이터를 제대로 분리할 수 없다. 그리고 FCM 알고리즘은 클러스터링 과정 중에 공간정보를 이용하지 않기 때문에 히스토그램 기반의 방법과 같이 영상 내 포함되어있는 잡음을 표현한다는 단점을 가진다.

본 논문은 FCM 알고리즘이 가지는 단점들을 해결하기 위한 방안으로 이웃 화소들의 클러스터 정보에 의한 엔트로피 기반의 가중치와 클러스터 분포크기를 이용하여 클러스터의 크기에 민감하지 않은 개선된 FCM 알고리즘을 제안한다.

II. Fuzzy Clustering 알고리즘

본 장에서는 FCM 알고리즘의 설명과 문제점 해결을 위해 기존 알고리즘, 가중치와 클러스터 분포크기에 대해 간략히 설명한다.

1. FCM 알고리즘

FCM^[10-12] 알고리즘은 비교사 분할 방법으로 영상을 분할 및 분류하기 위해 많이 이용되는 퍼지 클러스터링 알고리즘 중 하나이다.

FCM 알고리즘의 목적 함수(J_m)는 식 (1)과 같다.

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m |v_i - x_j|^p \quad (1)$$

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 은 영상 내 모든 화소들의 밝기값을 나타내는 벡터이며, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 는 모든 클러스터의 중심 밝기값에 대한 벡터이다. c 는 클러스터의 개수, n 과 m 은 영상내 화소의 수와 퍼지 정도를 나타내는 가중치이다. X 와 V 간의 소속정도를 나타내는 $c \times n$ 행렬 $U(\mu_{ij})$ 와 이 때의 클러스터 중심을 $V(v_i)$ 로 나타내면 식 (2)와 식(3)과 같다.

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{|v_i - x_j|}{|v_k - x_j|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2)$$

$$1 \leq i, k \leq c, \quad 1 \leq j \leq n, \quad 0 \leq \mu_{ij} \leq 1$$

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ij} = 1, \quad 0 < \sum_{j=1}^n \mu_{ij} < N$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m} \quad (3)$$

μ_{ij} 는 j 번째 화소가 i 번째 클러스터에 속하는 소속정도를 나타내며, v_i 는 i 번째 클러스터의 중심이다. m 이 1보다 큰 경우에 모든 i, j 에 대해서 $v_i \neq x_j$ 를 만족한다고 가정하면 (U, V) 는 J_m 을 최소화하며 어떤 정해진 값으로 수렴한다. 그리고 최대의 소속정도를 가지는 클러스터로 분류함으로써 전체적인 처리과정은 종료한다. 이러한 FCM 알고리즘은 각 영상 데이터와 특정 클러스터 중심과의 거리에 소속정보를 부여하여 데이터의 경계가 명확하지 않더라도 분류할 수 있기 때문에 단순 클러스터링 알고리즘의 문제점을 해결할 수 있다. 그러나 공간 정보를 포함하지 않기 때문에 영상 내에 잡음이 존재할 경우 잡음 또한 추출하는 오류를 범하게 된다.

2. 클러스터 분포크기를 이용한 FCM 알고리즘

FCM 알고리즘은 데이터와 클러스터 중심간의 거리값을 기반으로 각 클러스터에 대한 소속정도를 부여한다. 그림 1(a)와 같이 클러스터의 분포크기가 다른 경

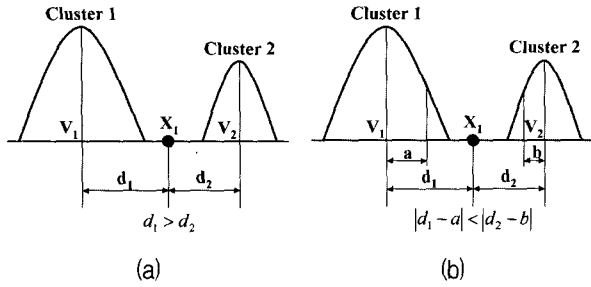


그림 1. FCM과 IFCM 알고리즘
Fig. 1. FCM and IFCM algorithm.

우, 데이터 X_1 이 클러스터 2보다 클러스터 1에 더 가깝지만 데이터와 클러스터 중심간의 거리값($d_1 > d_2$)에 의해 클러스터 2에 높은 소속정도를 부여한다. 이와 같이 FCM 알고리즘은 클러스터 분포크기가 다른 경우, 클러스터와 데이터간의 정확한 소속정도를 부여할 수 없다. 그러므로 큰 분포를 가지는 클러스터로부터 작은 분포를 가지는 클러스터를 정확히 분류하지 못하는 문제점이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 Ahn^[13]은 클러스터 분포크기를 이용한 IFCM(Intercluster FCM) 알고리즘을 제안하였다. 그림 1(b)의 IFCM 알고리즘의 경우, 클러스터 1과 클러스터 2의 내부클러스터 크기인 a, b 를 고려한 거리값에 의해 소속정도를 부여한다. 클러스터 1에 대한 거리값인 $|d_1 - a|$ 이 클러스터 2에 대한 거리값인 $|d_2 - b|$ 보다 작으므로 X_1 는 정상적으로 클러스터 1에 높은 소속정도를 부여한다.

3. Weighted FCM 알고리즘

Y. Yang^[5]은 k-NN(k-nearest neighbor) 알고리즘을 이용한 weighted FCM 알고리즘을 제안하였다. 매개 변수 α 의 사전 결정과 이웃 화소(x_n)와 클러스터중심 (v_i)간의 거리값을 기반으로 가중치를 결정한다. 가중치 (p_{ik})는 식(4)과 같다.

$$p_{ik} = \frac{\sum_{x_n \in N_k} \frac{1}{1 + \alpha \cdot d^2(x_n - v_i)}}{\sum_{x_n \in N_k} \frac{1}{1 + \alpha \cdot d^2(x_n - v_i)}} \quad (4)$$

x_n 은 이웃하는 화소를 나타내며 v_i 는 i 번째 클러스터에 대한 중심을 나타낸다. N_k 는 이웃 화소들을 포함하는 집합을 나타내며, N_k^i 는 N_k 중에서 i 번째 클러스

터에 속하는 화소들을 의미한다.

III. 엔트로피 기반의 가중치와 클러스터 분포크기를 이용한 향상된 FCM 알고리즘

본 논문에서는 FCM 알고리즘이 가지는 문제점인 공간 정보의 부재와 클러스터의 히스토그램 분포에 따른 소속 정도의 부정확성을 해결하기 위한 방안으로 이웃 화소들이 소속된 클러스터 정보에 의해 추출한 엔트로피를 기반의 가중치와 클러스터 분포크기를 결합한 FCMIW(Fuzzy C-mean using Intercluster and Weight) 알고리즘을 제안한다.

제안하는 알고리즘의 목적 함수(J_m)는 식 (5)과 같다.

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (\mu_{ij}^*)^m |v_i^* - x_j - \delta_i|^2 \quad (5)$$

μ_{ij}^* 는 i 번째 클러스터에 대한 j 번째 화소(x_j)의 소속정도를 나타내며 v_i^* 와 δ_i 는 i 번째 클러스터에 대한 중심과 클러스터 분포크기를 나타낸다. J_m 을 최소화하는 개선된 소속 행렬 U^* 와 클러스터 중심 V^* 는 식 (6), 식 (7)과 같이 정의된다.

$$\mu_{ij}^* = \frac{w_{ij}}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{|v_i^* - x_j - \delta_i|}{|v_k^* - x_j - \delta_k|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (6)$$

$$\text{where } \delta_i = \left(\frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} (x_j - v_i^*)^2 \right)^{-\frac{1}{2}}$$

$$v_i^* = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} (\mu_{ij}^*)^m x_j}{\sum_{j=1}^{N_i} (\mu_{ij}^*)^m} \quad (7)$$

c 는 클러스터의 개수를 나타내며, m 은 퍼지의 정도를 나타내는 상수값이다. 그리고 N_i 는 i 번째 클러스터의 화소의 수를 나타낸다. 소속정도(μ_{ij}^*)는 가중치인 w_{ij} , 이웃 화소와 클러스터 중심간의 거리에 클러스터 분포크기를 고려한 $\| |v_i^* - x_j - \delta_i| \|$ 에 의해 결정된다. 클러스터 분포크기(δ_i)는 각 클러스터에 대한 히스토그램 분포의 크기정보를 이용함으로써 작은 분포를 가지는 클러스터가 큰 분포를 가지는 클러스터로 소속되는 것

을 막을 수 있다. 가중치인 w_{ij} 는 밝기값과 같은 특징 값들의 확률을 기반으로 영상에 대한 동질성의 정도를 판단할 수 있는 수단으로 많이 이용되고 있는 엔트로피 정보에 의해 추출되며 빠른 처리에 의해 잡음을 제거할 수 있다. 제안하는 가중치는 클러스터 중심과 화소간의 거리값을 이용한 Y. Yang의 방법과는 달리 분류된 화소들의 클러스터 정보에 대한 비율값을 이용함으로써 클러스터의 히스토그램 분포에 무관하게 공간정보를 추출할 수 있다. 가중치 w_{ij} 는 식 (8)과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} w_{ij} &= 1 - \frac{e_i}{e_i + e_k} \\ &= 1 - \frac{p_i l(p_i)}{p_i l(p_i) + p_k l(p_k)} \quad (8) \\ \text{where } p_i &= \frac{N_j^i}{N_j}, p_k = \frac{N_j^k}{N_j} \end{aligned}$$

w_{ij} 는 클러스터 i 에 대한 화소 j 의 가중치를 나타내며 화소 j 에 이웃하는 화소들이 클러스터 i 에 많이 포함된 경우, 화소 j 도 클러스터 i 로 분류될 확률이 높기 때문에 w_{ij} 에 높은 값을 부여함으로써 클러스터 i 로 분류된다. N_j 는 현재 화소 x_j 에 이웃하는 화소의 개수를 나타내며 N_j^i 는 현재 화소 x_j 와 같은 클러스터 i 로 분류되는 N_j 내 화소의 개수, N_j^k 는 같은 클러스터로 분류되지 않는 화소의 개수를 의미한다. 따라서 p_i 는 집합 N_j 의 화소들 중에 클러스터 i 로 분류된 화소들의 비율을 의미하며, p_k 는 집합 N_j 의 화소들 중에 클러스터 i 로 분류되지 않는 화소들의 비율을 의미한다. 화소 j 에 이웃하는 화소들이 만약 화소 j 와 함께 모두 같은 클러스터 i 로 분류된다면 클러스터 i 에 대한 화소 j 의 가중치 w_{ij} 는 1이 되므로 전형적인 FCM 알고리즘을 수행하게 되며 화소 j 에 대한 다른 클러스터들의 가중치는 모두 0이 된다. 만약 클러스터의 수가 2개일 때 p_i 와 p_k 가 동일할 경우 동일한 가중치를 부여하게 된다. 그리고 영상 내에 잡음이 많이 존재하거나 클러스터의 수가 증가할 경우에는 가중치 w_{ij} 만으로는 효과적인 성능을 얻을 수 없다. 그러므로 이러한 점을 개선하기 위해 식 (6)에서 $|v_i^* - x_j|$ 와 $|v_k^* - x_j|$ 의 x_j 는 식 (9)과 같이 이웃화소들의 정보를 추가하여 소속정도를 계산한다.

$$x_j^* = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n \quad (9)$$

N_j 는 현재 화소 x_j 에 이웃하는 화소의 개수를 나타내며 x_n 은 x_j 에 이웃하는 화소를 의미한다.

FCMIW 알고리즘은 이웃 화소들의 클러스터 정보에 대한 분류 비율값을 기반으로 설정한 가중치의 이용과 클러스터 분포크기에 의한 소속정도의 연산은 잡음에 강건한 특성을 가진다. 그리고 각 클러스터에 의한 클러스터 분포크기를 고려함으로써 히스토그램 분포크기가 다른 클러스터들에 대해서도 정확한 소속정도의 부여가 가능하므로 분포의 크기가 작은 클러스터가 분포가 큰 클러스터로 흡수되는 문제점을 해결할 수 있다.

IV. 실험

본 논문의 실험을 위해 구현한 시스템은 윈도우 XP 환경 하에 Visual C++ 6.0으로 구현하였으며 실험 영상은 Cameraman, Lenna, Pepper 회색조 영상을 이용하였다. 각 알고리즘의 성능평가는 Borsotti^[14]가 제안한 성능평가함수(Q)를 사용하며 식 (10)과 같다. 이 함수는 별도의 truth ground 영상을 필요로 하지 않는다는 장점 때문에 성능평가함수로 널리 사용되고 있다.

$$\begin{aligned} Q(I) &= \frac{1}{10000(N \times M)} \sqrt{R} \\ &\times \sum_{i=1}^R \left[\frac{e_i^2}{1 + l(A_i)} + \left(\frac{R(A_i)}{A_i} \right)^2 \right]^{(10)} \end{aligned}$$

I 는 분할된 영상을 의미하며 N 과 M 은 영상의 너비와 높이를 나타낸다. R 은 영역의 개수를 의미하며 A_i 는 i 번째 영역의 크기를 나타낸다. 그리고 $R(A_i)$ 는 A_i 와 같은 크기를 가지는 영역의 개수를 의미한다. 그리고 e_i 는 평균 색상 오류로써 입력 영상에서 영역 i 에 대한 평균 밝기값과 화소들의 밝기값간의 총 거리값을 의미한다. 성능평가함수(Q)는 작은 값을 가질 때 영상 분할이 잘 되었음을 의미한다.

그림 2는 128×128크기의 회색조 영상인 Cameraman 영상에 대해서 기존의 방법들과 제안한 방법의 결과 영상을 보여준다. 기존의 방법으로는 전형적인 FCM 알고리즘, 공간 정보를 추가함으로써 잡음 제거를 목적으로 하는 Y.Yang 알고리즘 그리고 내부 클러스터의 분포크

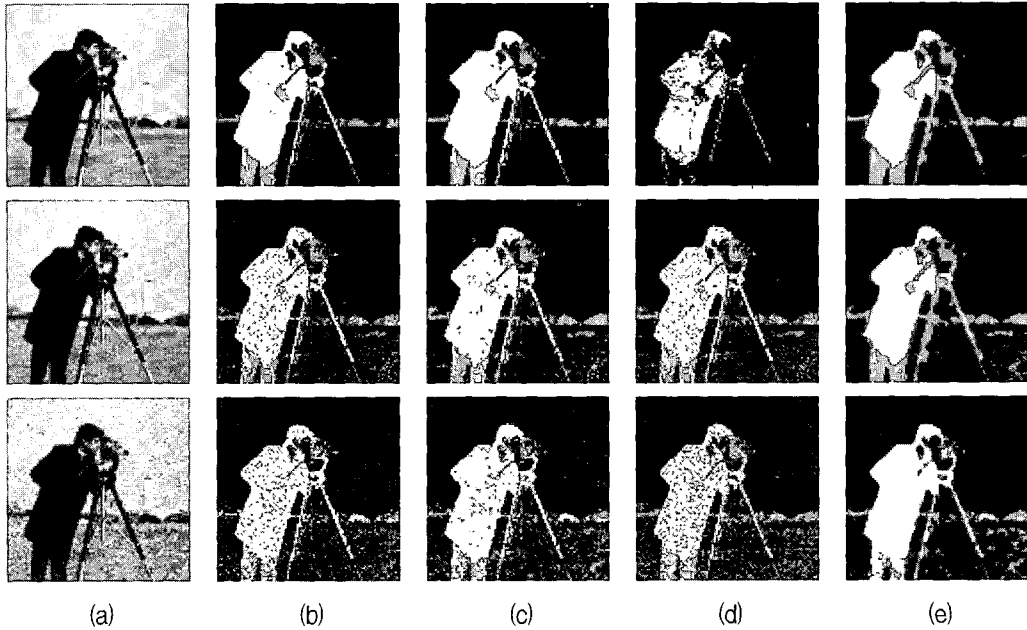


그림 2. Cameraman영상에 각 알고리즘을 적용한 결과영상.
 (a) : 원영상, (b) : FCM 알고리즘의 결과, (c) : Yang 알고리즘의 결과, (d) : Ahn 알고리즘의 결과, (e) : 제안한 알고리즘의 결과

Fig. 2. The images that are obtained by each algorithm for Cameraman image.
 (a) : Original images. (b) : Results by FCM algorithm. (c) : Results by Yang's method. (d) : Results by Ahn's method. (e) : Results by the proposed method

기를 이용하여 소속정도를 부여하는 Ahn 알고리즘을 이용하였다. 그리고 클러스터의 개수는 3개로 하여 실험하였다. 그림 2(a)의 첫 번째 영상은 원본 영상을 보여주며 그림 2(a)의 두 번째와 세 번째 영상은 Gaussian 잡음을 각각 5%와 10%를 추가한 잡음 영상들이다. 그림 2(b)는 그림 2(a)에 대해서 전형적인 FCM 알고리즘에 의한 결과 영상들을 보여준다. 그림 2(c)는 Y. Yang의 방법에 의한 결과영상으로 잡음에 대해서 어느 정도 강건하지만 클러스터의 수나 잡음이 증가할 경우 잡음의 완전한 제거는 불가능하였다. 그림 2(d)는 Ahn의 방법에 의한 결과 영상으로 잡음이 없는 원영상인 경우, 남자의 바지 부분이 배경 영역으로 흡수되어 코트 부분의 작은 영역들이 하나의 영역으로 분류된다. 그림 2(e)는 제안한 방법에 의한 결과 영상들을 보여준다. 효과적인 잡음의 제거와 더불어 남자의 코트부분에서 나오는 작은 영역들을 코트부분의 클러스터로 흡수 시킴으로써 바지 부분이 하나의 클러스터로 생성된다. 그림 3은 Lenna와 Peppers 실험 영상에 대한 각 알고리즘들의 결과 영상들을 보여준다. 그림 3(a)의 첫 번째와 세 번째는 원본 영상이며 그림 3(a)의 두 번째와 네 번째는 각 원 영상에 대해서 5%의 Gaussian 잡음을 추

표 1. 각 알고리즘의 영역의 개수
 Table 1. The number of regions for each algorithm.

Experimental image		FCM	YFCM	IFCM	FCMIW
Cameraman	No noise	164	105	182	32
	5% noise	459	181	456	92
Lenna	No noise	193	116	236	61
	5% noise	333	123	269	42
Pepper	No noise	157	108	141	44
	5% noise	410	129	587	81

가한 잡음 영상들이다. 그림 3(b), 그림 3(c)와 그림 3(d)는 각 실험 영상에 대해서 FCM 알고리즘, Y. Yang의 방법, Ahn의 방법에 의한 결과 영상들이며 그림 3(e)는 제안한 방법에 의한 결과영상들을 보여준다. Y. Yang의 방법은 어느 정도의 잡음 제거가 가능하였으며 Ahn의 방법은 작은 분포를 가지는 클러스터들이 큰 분포를 가지는 클러스터들의 화소들을 흡수하는 현상을 제거함을 볼 수 있다. 그러나 잡음 영상들에 대해서는 잡음의 영향으로 인하여 잡음과 더불어 잘못된 분류를 수행함을 알 수 있다. 제안한 방법은 잡음의 제거와 더불어 소속정도를 부여할 때 내부 클러스터의 크기



그림 3. Lenna영상과 Peppers영상에 각 알고리즘을 적용한 결과영상.
 (a) : 원영상, (b) : FCM 알고리즘의 결과, (c) : Yang 알고리즘의 결과, (d) : Ahn 알고리즘의 결과, (e) : 제안한 알고리즘의 결과

Fig. 3. The images that are obtained by each method for Lenna and Peppers images.
 (a) : Original images. (b) : Results by FCM algorithm. (c) : Results by Yang's method. (d) : Results by Ahn's method. (e) : Results by the proposed method

표 2. 각 알고리즘의 성능평가함수의 결과
 Table 2. The result of evaluation function for each algorithm.

Experimental image		FCM	YFCM	IFCM	FCMIW
Cameraman	No noise	4134	2705	7393	954
	5% noise	7729	3550	17378	823
Lenna	No noise	2114	1496	1028	1047
	5% noise	3631	933	11885	749
Pepper	No noise	541	640	22420	403
	5% noise	1563	524	65208	376

를 이용함으로써 가장 효과적인 결과를 보임을 알 수 있다. 그리고 영역의 개수는 작으면 작을수록 분할이 잘 이루어졌다고 할 수 있기 때문에 영상분할에서의 영역의 개수는 중요한 요소가 된다. Table 1에서 제안한 방법이 기존의 방법들보다 영역의 개수가 훨씬 작은 것을 알 수 있다. Table 2는 각 알고리즘을 식 (10)에 적

용한 성능평가함수(Q) 결과이다. 잡음이 포함된 영상에서도 기존의 알고리즘보다 훨씬 좋은 결과를 보였다.

V. 결 론

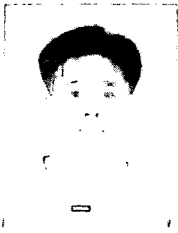
본 논문은 이웃 화소들의 클러스터 정보를 이용한 엔트로피 기반의 가중치와 클러스터 분포크기를 결합하여 소속정도를 계산하는 개선된 FCM 알고리즘을 제안한다. 먼저, FCM 알고리즘이 가지는 공간 정보의 부재를 해결하기 위해 이웃 화소들의 클러스터 정보에 대한 비율값을 기반으로 추출한 엔트로피 정보에 의해 각 화소에 가중치를 적용하였다. 그리고 좀 더 효과적인 잡음 제거의 결과를 얻기 위해서 소속정도(μ_{ij}^*)를 계산할 때 화소와 클러스터 중심간의 거리값이 아닌 이웃 화소들의 평균값과 클러스터 중심간의 거리값을 이용함으로써 강건한 잡음 제거가 가능하였다. 그리고 작은 분포의

클러스터들이 큰 분포를 가지는 클러스터로 흡수되는 현상을 해결하기 위한 방안으로 소속정도를 계산할 때 각 클러스터에 대한 클러스터 분포크기를 이용함으로써 다양한 분포를 가지는 클러스터들에 대해서 정확한 소속정도를 부여할 수 있다. 향후 과제로는 FCM 알고리즘의 처리 속도를 개선하는 연구와 클러스터의 분포크기에 대한 추가적인 연구가 요구된다.

참 고 문 헌

- [1] M. Sezgin and B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation," *Journal of Electronic Imaging*, vol.13, no.1, pp.146-165, January 2004.
- [2] A. D. Brink, "Minimum spatial entropy threshold selection," *IEE Proc. Vis. Image Signal Process.*, vol.142, no.3, pp.128-132, June 1995.
- [3] Y. Du, C. Chang and P. D. Thouin, "Unsupervised approach to color video thresholding," *Opt. Eng.* vol.32, no.2, pp.282-289, February 2004.
- [4] Y. Du, C. I. Change and P. D. Thouin, "An unsupervised approach to color video thresholding," *Proc. of IEEE Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol.3, pp.373-376, July 2003.
- [5] Y. Yang, C. Zheng and P. Lin, "Image thresholding based on spatially weighted fuzzy c-means clustering," *Proc. of IEEE Conf. on Computer and Information Technology*, pp.184-189, September 2004.
- [6] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histograms," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* vol.9, no.1, pp.62-66, 1979.
- [7] J. N. Kapur, P. K. Sahoo and A. K. C. Wong, "A new method for gray level picture thresholding using the entropy of the histogram," *Graph. Models Image Process.*, vol.29, pp.273-285, 1985.
- [8] D. E. Lloyd, "Automatic target classification using moment invariant of image shapes," *Technical Report, RAE IDN AW 126*, Farnborough, UK, 1985.
- [9] J. C. Yen, F. J. Chang and S. Chang, "A new criterion for automatic multi-level thresholding," *IEEE Trans. Image Process.* vol.4, no.3, pp.370-378, March 1995.
- [10] N. Pal and J. Bezdek, "On cluster validity for the fuzzy c-means model," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol.3, no.3, pp.370-379, August 1995.
- [11] R. Krishnapuram, H. Frigui and O. Nasraoui, "Fuzzy and possibilistic shell clustering algorithms and their application to boundary detection and surface approximation," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol.3, no.1, pp.44-60, February 1995.
- [12] D. L. Pham, "Fuzzy clustering with spatial constraints," *Proc. of IEEE Conf. on Image Process.*, vol.2, pp.65-68, September 2002.
- [13] Ahn, K. S., and Cho, K. S., "A Study on the Modified FCM algorithm using Intracluster," *Korea Information Processing Society*, pp. 205-214, 2002.
- [14] M. Borsotti, P. Campadelli and R. Schettini, "Quantitative evaluation of color image segmentation results," *Patt. Recogn. Lett.* vol.19, no.8, pp.741-747, June 1998.

저 자 소 개



곽 현 욱(학생회원)
 2000년 영남대학교 컴퓨터공학과
 졸업(공학사)
 2002년 영남대학교 컴퓨터공학과
 졸업(공학석사)
 2002년~현재 영남대학교 컴퓨터
 공학과 박사과정

<주관심분야 : 영상처리, 패턴인식>



손 영 호(정회원)
 1989년 경북대학교 전자공학과
 졸업(공학사)
 2002년 텍사스 A&M 전기컴퓨터
 공학과(공학박사)
 2002년~2004년 영남대학교 전자
 정보공학부 객원교수

2005년~현재 영남대학교 전자정보공학부 조교수
 <주관심분야 : 광정보처리, 광통신>



오 준 택(학생회원)
 1999년 영남대학교 컴퓨터공학과
 졸업(공학사)
 2001년 영남대학교 컴퓨터공학과
 졸업(공학석사)
 2001년~현재 영남대학교 컴퓨터
 공학과 박사과정

<주관심분야 : 영상처리, 패턴인식>



김 욱 현(정회원)
 1981년 경북대학교 전자공학과
 졸업(공학사)
 1983년 경북대학교 전자공학과
 졸업(공학석사)
 1993년 일본 쓰꾸바대학 공학
 연구과 졸업(공학박사)

1983년~1993년 한국전자통신연구원 선임연구원
 1994년~현재 영남대학교 전자정보공학부 교수
 <주관심분야 : 시각정보처리, 패턴인식, 영상처
 리>