

# 변형된 FCM을 이용한 칼라영상의 영역분할과 클러스터 수 결정

윤후병<sup>o</sup>, 정성종, 안동언, \*두길수  
전북대학교 컴퓨터공학과, 서남대학교  
전화번호 : 063-270-2412

## Image Segmentation and Determination of the Count of Clusters using Modified Fuzzy c-Means Clustering Algorithm

Hoo-Byong Yun, Seong-Jong Chung, Dong-Un An, Gil Su Du  
Dept. of Computer Engineering, Chonbuk National University  
E-mail : yun@ielabhp.chonbuk.ac.kr

### 요 약

영상에 존재하는 객체들을 인식하기 위해서는 먼저 영상의 영역분할이 필요하다. 통계적 모델을 이용한 영상의 영역분할은 미리서 분할하고자 하는 클러스터의 수를 결정한 후 이를 토대로 영상을 분할하게 된다. 그러나 영상마다 특성상 분할하고자 하는 클러스터 수가 다를 경우 이를 수동적으로 해주는 것은 비능률적이다.

따라서 본 논문은 영상의 영역분할에 통계적 모델에서 미리 결정해줘야 하는 클러스터의 수 문제를 자동으로 검출하고 퍼지 c-Means 클러스터링 알고리즘을 통한 영상의 영역분할 시 노이즈 문제를 이웃한 픽셀들의 멤버십 값을 평균화함으로써 해결하는 방법을 제안하였다.

### 1. 서론

영상인식 분야에서는 영상에 내포되어 있는 객체들을 인식하기 위해 먼저 픽셀들로만 구성되어 있는 영상을 유사한 성질을 갖는 픽셀들을 동

일 클래스로 묶어주는 세그멘테이션 단계가 필요하게 된다. 세그멘테이션 방법들에는 크게 이웃한 픽셀들간의 정보를 이용하는 모델(growing model, edge operator를 이용한 방법[2])과 통계적 특성을 이용하는 모델(히스토그램을 이용하는 방법[3], 클러스터링 기법을 이용한 방법[1,4])들로 나누어지게 된다.

영상내의 객체 영역이 뚜렷한 영상에서는 에지 검출 연산자를 이용한 인식시스템이 좋은 성능을 보이지만 객체 영역이 모호한 실제 영상에서는 객체 검출에 많은 어려움에 부딪치게 된다. 영상의 객체 영역의 모호성으로 인한 세그멘테이션의 어려움을 통계적 특성을 이용한 세그멘테이션 기법으로 해결할 수가 있다.

통계적 모델을 이용한 세그멘테이션에서는 영상의 클러스터 수를 미리 정의하여 사용하게 되는데 수많은 영상 각각에 대해서 클러스터 수를 미리 정의해주는 것은 많은 인력을 요구하게 되고 이를 피하기 위해서 영상에 동일한 클러스

터 수를 사용하는 것은 영상마다 분할될 클러스터 수가 다르기 때문에 영상의 잘못된 영역분할을 야기시키게 된다. 영상의 잘못된 영역분할은 영상인식 시스템의 오인식에 막대한 영향을 미치게 된다.

따라서 본 논문은 통계적 모델로 영상 영역 분할을 사용하였을 경우 영상마다 사용될 클러스터 수를 자동으로 검출하고 영상의 영역 세그멘테이션시 통계적 모델에서 발생하는 노이즈 문제를 해결하기 위해 변형된 퍼지 c-Means 클러스터링 알고리즘을 적용하였다

## 2. 클러스터 수 결정

### 2.1. 통계적 특성을 기반으로 클러스터링된 영상의 특성

원 영상(O)과 통계적 모델로 클러스터링된 영상(S)의 대응되는 픽셀들의 차이값을 고려했을 때 (m+1)개의 칼라들로 클러스터링된 영상에 대한 차이값들의 합계는 (m)개의 칼라들로 클러스터링된 영상의 차이값들의 합계보다 더 낮은 수치를 갖는다는 점이다.

*Definition 1)* k개의 칼라로 클러스터링 된 영상을  $S^k$ 라고 하자.  $S^k$ 영상의 (i,j)번째 픽셀을  $S_{ij}^k$ 라고 하고 원 영상(O)의 (i,j)번째 픽셀을  $O_{ij}$ 라고 하고  $O_{ij}$ 와  $S_{ij}^k$ 의 차이값을  $d_{ij}^k$ 라고 하자. 원 영상과 k개 칼라로 세그멘테이션된 영상  $S^k$ 사이의 영상 차이값  $D^k$ 는 다음과 같은 같다.

$$d_{ij}^k = \left| O_{ij} - S_{ij}^k \right|$$

$$D^k = \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M d_{ij}^k \quad \text{--- (식-1)}$$

*Lemma 1)* 아래와 같은 조건은 항상 만족된다.

$$D^1 \leq D^2 \leq D^3 \leq \dots \leq D^k \leq D^{k+1} \leq \dots \leq D^\infty$$

### 2.2. 클러스터 수 결정

원 영상을 k개의 클래스로 분할하기 위한 클러스터 중심값 결정 알고리즘은 다음과 같다.

단계 1: SN=0,

$$v_0 = \frac{1}{NM} \sum_i^N \sum_j^M O_{ij}$$

단계 2: SN=SN+1로 증가

$$v_{SN} = \max \left( \sum_{j=0}^{SN-1} \sum_{i \in C_j} p_i - v_j \right) \text{로 할당}$$

$C_j$ : j번째 클래스

단계 3: 영상의 픽셀들을 SN개의 클러스터로 분배하고 각 클러스터의 중심값을  $V^{(0)}$ 로 정한다. 그리고 다음식이 만족될 때까지 단계 3를 반복한다.

$$\|V^{(i)} - V^{(i-1)}\| < \epsilon$$

(i.e.,  $V = (v_0, v_1, \dots, v_{SN-1})$ )

단계 4: SN이 k될 때까지 단계 2 반복

### 2.3. 근사법을 이용한 클러스터 수 결정

영상을 분할하기 위한 클러스터 수 (k=1,2,...,∞)가 1에 가까울수록  $D^k$ 와  $D^{k-1}$ 의 차이값이 큰 폭으로 변하면서 k가 증가할수록 점차적으로 안정화 상태로 수렴하게 된다. 결국 k가 영상의 이상적인 분할 클러스터 수(UC)에 가까울수록  $D^k$ 와  $D^{k-1}$ 는 동일한 값으로 수렴하게 된다.  $D^k$ 와  $D^{k-1}$ 의 차이값  $DI^k$ 는 (식-2)처럼 정의되며  $DI^k < \alpha (\cong 0)$  일때 클러스터 수 k를 이상적인 분할 클러스터 수로 간주하여 영상을 분할하게 된다.

$$DI^0 = D^0,$$

$$DI^k = D^{k-1} - D^k \quad \text{--- (식-2)}$$

## 3. 퍼지를 이용한 영상 영역 분할

### 3.1. 퍼지 c-Means 클러스터링 알고리즘

퍼지 c-Means 클러스터링 알고리즘(FCM)에

서는 클러스터링될 클래스의 개수( $c$ )를 미리 정의한 후 영상의 픽셀들( $1, 2, \dots, n$ )과 클래스간의 멤버십 값( $U = \{u_{ik} [i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, c]\}$ )을 고려하여 각 클래스의 중심값( $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ )을 변경하고 변경된 클래스의 중심값에 따라 영상의 픽셀들이 각 클래스에 속할 멤버십 값을 변경해서 최종적으로 각 클래스의 중심값이 안정화에 도달할 때까지 반복해 나가는 방법이다[1].

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m}$$

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}}\right)^{2/(m-1)}} \quad (\text{식-3})$$

$$d_{ik}^2 = \|x_k - v_i\|^2$$

### 3.2. 변형된 퍼지 c-Means 클러스터링 알고리즘

기존의 퍼지 c-Means 클러스터링 알고리즘에서는 통계적 모델이 갖는 본질적인 문제점인 노이즈 문제를 그대로 내포하고 있다는 점이다. 그러나 (식-3)의 멤버십 값을 (식-4)와 같이 픽셀의 각 클래스에 대한 멤버십 값을 이웃한 픽셀들의 멤버십 값들의 평균값으로 대처하는 평활화 방법을 사용함으로써 노이즈 문제를 해결할 수가 있다. 또한 이 방법은 이웃한 픽셀들의 멤버십 값을 가지고 평활화를 하였기 때문에 blurring 현상이 발생하지 않는다는 장점을 가지게 된다.

$$u'_{ik} = N_k / \sum_l u_{il}, \text{-----} (\text{식-4})$$

$N_k = \text{neighbor pixels of } k\text{'s pixel}$

### 4. 실험

본 논문은 실험결과를 토대로 영상의 클러스터 수를 결정하기 위하여  $\alpha = 0.2$ 를 선택하였다. [그림 1]은 원 영상과 클러스터 수가 증가되면서

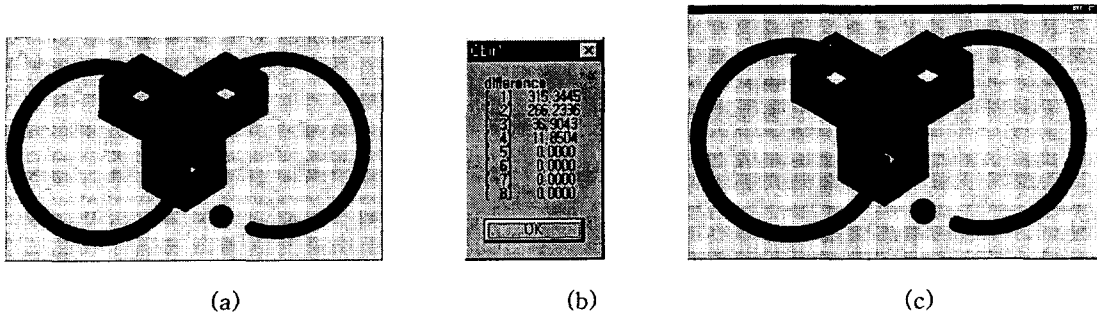
클러스터링된 영상의 칼라 차이값을 보여주고 이를 토대로 결정된 클러스터 수에 따라 변형된 FCM에 의해 세그멘테이션된 결과를 보여주고 있다. [그림 2]는 원 영상에 대해서 comparative learning(CL) 방법[4]과 퍼지 방법[1] 그리고 제안한 변형된 퍼지방법을 사용하여 분할된 영상을 보여주고 있다.

### 5. 결론

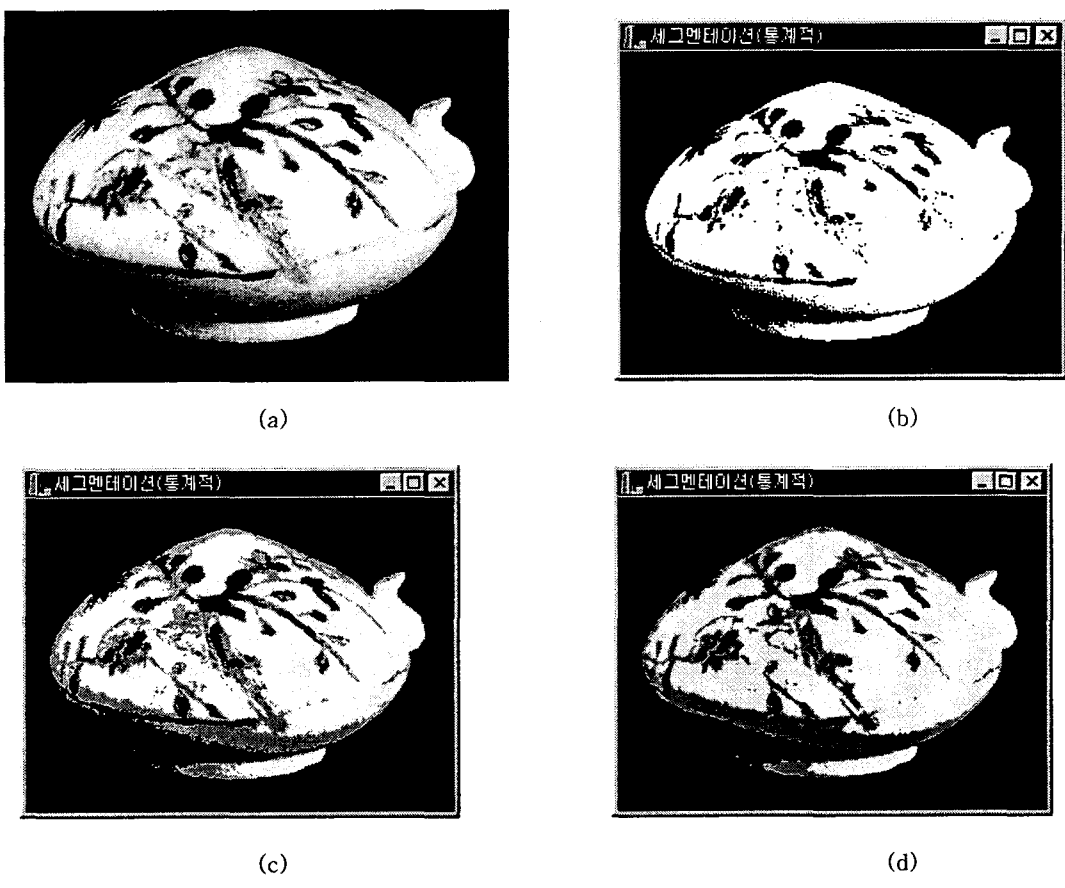
본 논문은 영상인식을 위한 영역분할을 통계적 방법시 미리 클러스터 수를 결정해줘야 하는 문제를 해결하였고 통계적 모델에서 발생하는 본질적인 노이즈 문제를 해결하기 위해서 변형된 FCM 방법을 제안하였으며 좋은 결과를 얻었다.

### 6. 참고문헌

- [1] R. L. Cannon, J. V. Dave, and J. C. Bezdek, "Efficient Implementation of the Fuzzy c-Means Clustering Algorithms", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-8, no. 2, pp. 248-255, 1986
- [2] N. R. Pal and S. K. Pal, "A Review on Image Segmentation Techniques", Pattern Recognition, vol. 26, no. 9, pp. 1277-1294, 1993
- [3] M. I. Sezan, "A Peak Detection Algorithm and Its Application to Histogram-Based Image Data Reduction", Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol. 49, pp. 36-51, 1990
- [4] T. Uchiyama and Michael A. Arbib, "Color Image Segmentation Using Competitive Learning", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, no. 12, pp. 1197-1206, 1994



[그림 .1] 테스트 영상1: (a) 원 영상 (b)  $D^*$ 값 리스트 (c) 변형된 FCM방법에 의해 세그멘테이션된 영상



[그림 2] 테스트 영상2: (a)원영상 (b) CL에 의한 통계적 분할 (c) 퍼지를 이용한 분할 (d) 제안한 방법에 의한 분할