

논문 2006-43SP-6-3

# 영역 기반의 Multi-level Thresholding에 의한 컬러 영상 분할

## (Region-based Multi-level Thresholding for Color Image Segmentation)

오준택\*, 김옥현\*\*

(Jun-Taek Oh and Wook-Hyun Kim)

### 요약

Multi-level thresholding은 영상 분할 방법 중 하나로 널리 이용되고 있지만 대부분의 기존 논문들은 응용 분야에 직접적으로 이용되기에는 적합하지 않거나 영상 분할 단계까지 확장되지 않고 있다. 본 논문에서는 영상 분할을 위한 multi-level thresholding 방안으로써 영역 단위의 multi-level thresholding을 제안한다. 먼저, 영상의 색상별 성분에 대해서 EWFCM(Entropy-based Weighted Fuzzy C-Means) 알고리즘을 적용하여 2개의 군집으로 분류한 후 코드 영상을 생성한다. EWFCM 알고리즘은 화소들에 대한 공간 정보를 추가한 개선된 FCM 알고리즘으로 영상 내 존재하는 잡음을 제거한다. 그리고 코드 영상에 존재하는 군집의 수를 감소함으로써 좀 더 나은 영상 분할 결과를 얻을 수 있으며 군집의 감소는 하나의 군집 내에 존재하는 영역들과 나머지 군집들간의 유사도를 기반으로 영역을 재분류함으로써 처리된다. 그러나 영상에는 여전히 많은 영역들이 존재하기 때문에 이를 해결하기 위한 하나의 후처리 방안으로써 영역간의 Kullback-Leibler 거리값을 기반으로 Bayesian 알고리즘에 의한 영역 합병을 수행한다. 실험 결과 제안한 영역 기반의 multi-level thresholding은 기존 방법이나 화소나 군집 기반의 multi-level thresholding보다 좋은 분할 결과를 보였으며 Bayesian 알고리즘을 이용한 후처리 방법에 의해 좀 더 나은 결과를 보였다.

### Abstract

Multi-level thresholding is a method that is widely used in image segmentation. However most of the existing methods are not suited to be directly used in applicable fields and moreover expanded until a step of image segmentation. This paper proposes region-based multi-level thresholding as an image segmentation method. At first, we classify pixels of each color channel to two clusters by using EWFCM(Entropy-based Weighted Fuzzy C-Means) algorithm that is an improved FCM algorithm with spatial information between pixels. To obtain better segmentation results, a reduction of clusters is then performed by a region-based reclassification step based on a similarity between regions existing in a cluster and the other clusters. The clusters are created using the classification information of pixels according to color channel. We finally perform a region merging by Bayesian algorithm based on Kullback-Leibler distance between a region and the neighboring regions as a post-processing method as many regions still exist in image. Experiments show that region-based multi-level thresholding is superior to cluster-, pixel-based multi-level thresholding, and the existing method. And much better segmentation results are obtained by the post-processing method.

**Keywords:** Multi-level thresholding, FCM algorithm, Region merging, Bayesian algorithm

### I. 서론

영상 분할은 획득한 영상을 분석하고 이해하기 위해 서 중요한 역할을 수행한다. 특히, 영상 내의 영역 및 객체 분할은 실제적인 응용을 위해서 반드시 요구되어

지는 과정이다. 이러한 영상 분할 방법<sup>[1]</sup>으로는 텍스처 분석에 따른 분할, 히스토그램 기반의 임계치 결정에 따른 분할, 클러스터링에 의한 분할, 에지 검출 및 영역 분할과 합병에 의한 분할 등이 있다. 특히, 임계치에 의한 방법<sup>[1, 2, 6~9]</sup>은 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 이용되어지고 있다.

\* 학생회원, \*\* 정회원, 영남대학교 전자정보공학부  
(School of Electrical Engineering and Computer  
Science, Yeungnam University)  
접수일자: 2006년2월9일, 수정완료일: 2006년10월17일

일반적으로 임계치를 결정하는 방법은 크게 지역적 방법과 전역적 방법으로 나눌 수 있다<sup>[1, 5]</sup>. 전역적 방법은 영상의 색상 히스토그램에서 결정된 임계치로 영상을 분할하는 반면에 지역적 방법은 여러 개의 나누어진 부영상의 색상 히스토그램에서 얻은 임계치를 기반으로 분할한다. 히스토그램 기반으로 임계치를 결정하는 방법으로는 Otsu의 방법<sup>[8]</sup>, minimum error thresholding<sup>[10]</sup>, 엔트로피 기반의 방법<sup>[2, 9]</sup> 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 대표적인 퍼지 클러스터링 알고리즘<sup>[3-5]</sup>인 FCM(Fuzzy C-Means) 알고리즘은 분별하기 힘든 히스토그램의 분포를 가지는 영상에 대해서도 성공적으로 전경영역과 배경영역을 구분할 수 있다. 그러나 분류 과정 중에 영상 내 화소들의 공간 정보를 포함하지 않는 문제점을 가진다. 대부분의 실영상은 이웃 화소들과 연관성을 가지기 때문에 영상 분할을 수행할 경우 영상에서 화소들의 공간 정보는 필수적인 요소이다. 이에 본 논문에서는 색상별 성분들에 대한 분류를 수행하기 위해서 이웃 화소들간의 분류 정보를 이용한 EWFCM(Entropy-based Weighted FCM) 알고리즘을 이용한다.

Multi-level thresholding 기반의 영상 분할은 영상 데이터의 분포에 따라 여러 개의 임계치를 설정하고 영상을 분할하는 것으로 현재 많은 방법들이 제안되었으며 대부분이 영상에 대한 최적의 색상 임계치의 결정에 관한 연구에 집중되어 있다. 그러나 thresholding 방법만을 이용하여 영상 분할을 수행할 경우 상당히 많은 영역이 발생되며 이는 실질적인 응용 분야에서 이용하기에는 적합하지 않다. 대부분의 기존 논문들은 영상 분할로의 확장을 향후 과제로 남겨두거나 사전의 분할 결과를 얻기 위한 수단으로 이용하고 있다. 그러므로 multi-level thresholding을 기반으로 최종적인 영상 분할 결과를 얻는 연구가 필요하다.

Du<sup>[6, 7]</sup>는 컬러 영상의 색상별 성분에 대해서 히스토그램 기반의 thresholding 방법에 의해 2개의 군집으로 분류하고 조합한 후 생성된 군집들을 대상으로 군집 단위의 재분류 과정에 의해 영상 분할 결과를 획득하였다. 그러나 Du 방법은 색상별 성분에 대한 multi-level thresholding으로의 확장이 어려우며 군집 내부의 거리값과 군집간의 거리값을 기반으로 한 군집 단위의 재분

류는 부정확한 영상 분할의 결과를 초래한다.

본 논문에서는 컬러 영상의 색상별 성분에 대해서 EWFCM 알고리즘을 이용하여 2개의 군집으로 분류한 후 군집 정보를 기반으로 하나의 코드 영상을 생성한다. EWFCM 알고리즘은 개선된 FCM 알고리즘으로써 잡음 제거가 가능하다. 그리고 영상 내 군집의 수를 감소함으로써 좀 더 나은 영상 분할 결과를 획득할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 군집들의 감소를 위해 영역, 화소, 군집 단위로 재분류를 수행한다. 그러나 영상 분할의 경우 영역은 화소나 군집보다 더 명확한 공간 정보를 지닌다. 그래서 재분류 과정에서는 가장 큰 분산 값을 가지는 군집을 선택한 후 그 군집 내에 존재하는 영역들과 나머지 군집들간의 거리값에 의해서 영역들을 재분류함으로써 영상을 분할한다. 마지막으로 유사한 영역들의 합병이나 작은 영역들의 제거하기 위한 하나의 후처리 과정으로써 영역들간의 Kullback-Leiber 거리값을 기반으로 한 Bayesian 알고리즘 기반의 영역 합병을 수행한다.

## II. 영역 기반의 multi-level thresholding

본 논문에서 제안하는 컬러 영상 분할을 위한 알고리즘은 그림 1과 같다. 첫 번째 단계에서는 컬러 영상의 색상별 성분에 대해서 EWFCM 알고리즘을 이용하여 화소들을 분류한다. 그리고 두 번째 단계에서 색상별 성분에 따른 분류 화소들을 조합한 후 영역 단위의 재분류를 수행하면서 찾은 최적 군집수에 의해 영상을 분

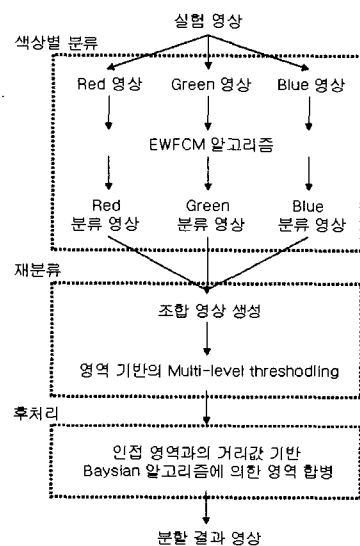


그림 1. 제안한 방법의 순서도  
Fig. 1. Flowchart of the proposed method.

할한다. 마지막으로 세 번째 단계는 작은 영역이나 유사한 영역들을 결합하기 위해 영역간의 거리값을 이용한 Bayesian 알고리즘 기반의 영역 합병이 수행된다.

## 2.1 EWFCM 알고리즘

FCM 알고리즘은 비교사 분할 방법으로 영상을 분할 및 분류하기 위한 많이 이용되는 퍼지 클러스터링 알고리즘 중 하나이다<sup>[3~5]</sup>. FCM 알고리즘의 목적 함수( $J_m$ )는 식 (1)과 같다.

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

$c$ 는 군집의 개수이며  $n$ 과  $m$ 은 영상 내 화소의 수와 퍼지 정도를 나타내는 가중치이다.

그리고  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 은 영상 내 모든 화소들의 밝기값을 나타내는 벡터이며  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 는 모든 군집의 중심 밝기값에 대한 벡터이다.  $X$ 와  $V$  간의 소속 정도를 나타내는  $c \times n$  행렬  $U(u_{ij})$ 와 이 때의 군집 중심을  $V(v_i)$ 로 나타내면 식 (2)와 식 (3)과 같다.

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

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

$u_{ij}$ 는  $j$ 번째 화소가  $i$ 번째 군집에 속하는 소속정도를 나타내며  $v_i$ 는  $i$ 번째 군집의 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 군집으로 분류함으로 전체적인 처리과정은 종료한다.

FCM 알고리즘은 데이터의 경계가 명확하지 않더라도 분류가 가능하다는 장점을 가지지만 영상 내 화소들에 대한 공간 정보를 지니지 않기 때문에 영상 내에 잡음이 존재할 경우 잡음 또한 추출하는 오류를 범하게 된다. 영상의 경우 화소들은 이웃 화소들과 높은 연관성을 가지며 분류 시에 같은 군집으로 소속될 확률이 높다는 사실을 근거로 하여 본 논문에서는 현재 화소에 대해서 이웃 화소들이 분류된 군집 정보에 따른 비율을 기반으로 Shannon의 엔트로피를 가중치로 이용한 EWFCM 알고리즘을 제안한다.

개선된 소속행렬  $U^*$ 와 군집 중심  $V^*$ 는 식 (4) 및 식 (5)와 같다.

$$u_{ij}^* = w_{ij} \times u_{ij} = w_{ij} \times \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left( \frac{\|v_i - x_j\|}{\|v_k - x_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (4)$$

$$v_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{ij}^*)^m x_j}{\sum_{j=1}^n (u_{ij}^*)^m} \quad (5)$$

$w_{ij}$ 는 군집  $i$ 에 대한 화소  $j$ 의 가중치를 나타내며 화소  $j$ 에 이웃하는 화소들이 군집  $i$ 에 많이 포함되어 있을 경우 화소  $j$ 도 군집  $i$ 로 분류되어질 확률이 높기 때문에  $w_{ij}$ 에 높은 값을 부여함으로써 군집  $i$ 로 분류되어진다.  $w_{ij}$ 는 식 (6)과 식 (7)에 의해서 계산된다.

$$w_{ij} = 1 - \frac{e_i}{e_i + e_k} = 1 - \frac{p_i \log(p_i)}{p_i \log(p_i) + p_k \log(p_k)} \quad (6)$$

$$p_i = \frac{1 + \text{집합 } N_j^i \text{ 내 } x_{en} \text{의 개수}}{1 + \text{집합 } N_j \text{ 내 } x_{en} \text{의 개수}} \quad (7)$$

$$p_k = \frac{1 + \text{집합 } N_j^k \text{ 내 } x_{en} \text{의 개수}}{1 + \text{집합 } N_j \text{ 내 } x_{en} \text{의 개수}}$$

$x_{en}$ 는 현재 화소  $x_j$ 에 이웃하는 화소를 나타내며  $N_j$ 는 모든  $x_{en}$ 을 가지는 집합을 의미한다. 그리고  $N_j^i$ 는 현재 화소  $x_j$ 와 같은 군집  $i$ 로 분류되어 있는  $x_{en}$ 의 집합을 의미하며  $N_j^k$ 는 같은 군집으로 분류되어 있지 않은  $x_{en}$ 의 집합을 의미한다.  $p_i$ 는 집합  $N_j$ 의 화소들 중에 군집  $i$ 로 분류된 화소들의 비율을 의미하며  $p_k$ 는 집합  $N_j$ 의 화소들 중에 군집  $i$ 로 분류되지 않는 화소들의 비율을 의미한다. 이러한 비율을 기반으로 식 (6)에 의해  $w_{ij}$ 를 얻을 수 있다. EWFCM 알고리즘은 현재 화소에 대한 이웃 화소들의 분류 정보만을 이용함으로써 군집들의 밝기 분포에 민감하지 않으며 비교적 빠른 시간 내에 효과적인 성능을 얻을 수 있다.

컬러 영상의 색상별 화소들에 대한 분류 정보를 기반으로 코드 영상은 식 (8)에 의해 생성된다.

$$c_j = r_j \text{level}^0 + g_j \text{level}^1 + b_j \text{level}^2 \quad (8)$$

$c_j$ 는  $j$ 번째 화소에 대한 코드 영상에서의 군집 번호를 나타내며  $(r_j, g_j, b_j)$ 는 EWFCM 알고리즘에 의해 분류되어진 각 색상별 군집에 대한 번호를 의미한다. 그

리고 *level*은 각 색상별 영상에 적용된 군집수를 나타낸다. 만약 *level*이 2로 설정되면 색상별 군집 번호는 0과 1만이 존재하며  $c_j$ 는 0에서 7까지의 군집 번호를 가지며 8개의 군집이 생성된다. 이러한 *level*의 수가 커지면 코드 영상에서의 군집의 개수는 급격히 증가하므로 재분류 과정에 의해 군집의 수를 줄여야 할 필요성이 있다.

### 2.2 영역 기반의 multi-level thresholding

EWFCM 알고리즘은 색상별 성분에 따른 화소들의 밝기값을 기반으로 분류를 수행한다. 그리고 EWFCM 알고리즘에 의해 획득한 분할 결과를 기반으로 코드 영상 내 존재하는 화소, 영역, 그리고 군집을 대상으로 재분류를 수행함으로써 군집의 수를 감소하며 이에 영상 분할의 성능 향상을 기대할 수 있다. 본 논문에서는 영역 단위의 재분류 과정에 대해서 설명하며 화소 또는 군집 단위의 재분류 과정은 영역 단위의 재분류 과정과 동일하다.

영역 기반의 multi-level thresholding은 재분류할 군집을 선택한 후 나머지 군집들과의 거리값을 측정 한 후 가장 유사한 군집에게 영역을 분류한다. 먼저 재분류할 군집의 선택은 식 (9)에 의해 결정된다.

$$\max_{k \in \text{all\_cluster}} \left( \frac{\text{var}_k}{1.0 + \text{var}_{\text{all}}} \times \frac{\text{size}_{\text{all}} - \text{size}_k}{\text{size}_{\text{all}}} \right) \times \frac{\text{max\_dis}_k - \text{min\_dis}_k}{\text{max\_dis}_k} \quad (9)$$

분류할 군집의 선택은 모든 군집들(all\_cluster)을 대상으로 군집의 크기에 비해서 분산값이 크고 나머지 군집들과의 외부 거리가 작은 군집을 선택한다. 식 (9)에서  $\text{var}_k$ 와  $\text{var}_{\text{all}}$ 은  $k$ 번째 군집과 영상에 대한 분산값이며  $\text{size}_k$ 와  $\text{size}_{\text{all}}$ 는  $k$ 번째 군집과 영상에 대한 크기를 나타낸다. 그리고  $\text{max\_dis}_k$ 와  $\text{min\_dis}_k$ 은  $k$ 번째 군집과 나머지 군집들간의 외부 거리로써 최대 및 최소 거리값이다.

식 (9)에 의해 선택된 군집에 존재하는 영역들은 식 (10)에 의해 가장 유사한 군집으로 재분류된다.

$$\min_{c \in \text{all\_cluster} - k_{\text{index}}} \left( \frac{\text{var}_{r,c}}{\text{var}_r + \text{var}_c} \right) \quad (10)$$

식 (10)의  $\text{var}_r$ 과  $\text{var}_c$ 는 분류할 군집( $k_{\text{index}}$ ) 내  $r$ 번째 영역과 나머지 군집들(all\_cluster -  $k_{\text{index}}$ ) 중  $c$ 번째 군집에 대한 분산값이며  $\text{var}_{r,c}$ 는  $r$ 번째 영역과  $c$ 번째 군집을 결합한 후의 분산값을 나타낸다. 즉, 결합하기 이전

의 분산값에 비해서 결합 후의 분산값이 가장 작은 군집을 가장 유사한 군집으로 선택한다.

영역 단위의 재분류 과정은 사전에 정의된 군집의 수가 될 때까지 반복 수행한다. 그러나 사전에 군집의 수가 정의되어 있을 않을 경우 초기 군집들이 2개의 군집으로 재분류되는 과정에서 군집들에 대한 평가값이 최소가 되었을 때 최적의 군집수로 결정한다. 최적의 군집수는 식 (11)에 의해 결정된다.

$$\text{opt}_{\text{cluster}} = \min_{\text{all\_cluster}} \left( \frac{\sum_{i=0}^{\text{size}_{\text{all\_cluster}}} \text{wd}_i}{\text{size}_{\text{all\_cluster}}} \right) \quad (11)$$

$$\text{wd}_i = \frac{\sqrt{\sum_{j=0}^{\text{size}_i} ((r_j - m_{r_i})^2 + (g_j - m_{g_i})^2 + (b_j - m_{b_i})^2)}}{\text{size}_i}$$

$\text{opt}_{\text{cluster}}$ 는 최소 평균 내부 거리값이며  $\text{size}_{\text{all\_cluster}}$ 는 군집의 수를 나타낸다.  $\text{wd}_i$ 와  $\text{size}_i$ 는  $i$ 번째 군집에 대한 내부 거리값과 크기를 나타낸다.  $(r_j, g_j, b_j)$ 와  $(m_{r_i}, m_{g_i}, m_{b_i})$ 는  $i$ 번째 군집 내  $j$ 번째 화소에 대한 RGB 색상값과  $i$ 번째 군집에 대한 평균 RGB 색상값을 나타낸다.

### 2.3 Bayesian 알고리즘을 이용한 영역 합병

좀 더 정확한 영상 분할의 결과를 얻기 위한 하나의 후처리 과정으로써 크기가 작은 영역은 가장 유사한 인접 영역으로 합병시키고 유사한 영역들의 합병은 인접한 모든 영역들에 대한 거리값을 고려한 Bayesian 알고리즘에 의해 합병 유무를 결정한다. 전체적인 처리 과정은 다음과 같다.

① 영상에 존재하는 영역들 중 가장 큰 분산값을 가지는 영역을 합병할 영역으로 선택한다.

$$\max_{r \in \text{all\_region}} \left( \text{var}_r \times \frac{\text{size}_r}{\text{size}_{\text{all}}} \right) \quad (12)$$

$\text{var}_r$ 와  $\text{size}_r$ 는  $r$ 번째 영역에 대한 분산값과 크기이며  $\text{size}_{\text{all}}$ 는 영상에 대한 크기를 나타낸다.

② 합병할 영역과 인접한 영역들간의 Kullback-Leibler 거리값을 측정한다.

$$d(h_c, h_j) = \sum_{g=0}^{255} (h_c(g) - h_j(g)) \log \frac{h_c(g)}{h_j(g)} \quad (13)$$

$d(h_j, h_c)$ 는  $j$ 번째 영역과  $c$ 번째 영역간의 거리값으로  $h()$ 는 각 영역의 밝기 히스토그램 분포에서 확률값을

가지는 함수이다.

③ Bayesian 알고리즘에 의해 측정된 가장 유사한 인접 영역에 대한 유사도가 주어진 임계치(0.7)보다 클 경우 합병한다.

$$P(r_c | r_j) = \frac{dis_{c,j}}{\sum_{k=1}^{nr} dis_{c,k}} \quad (14)$$

$$dis_{c,k} = \frac{1.0}{1.0 + d(h_c, h_k)}$$

$P(r_j)$ 은 동일하다는 전제하에  $P(r_c | r_j)$ 는 ① 단계에서 선택된 영역( $r_c$ )과 인접한 영역들( $nr$ ) 중에  $j$ 번째 영역( $r_j$ )간의 거리값( $dis_{c,j}$ )에 의한 확률값으로써 인접 영역간의 유사도를 측정할 수 있다. 그리고  $nr$ 은 인접 영역들에 대한 집합을 나타낸다.

④ 더 이상 영역의 수가 감소하지 않을 때까지 ①~③번 단계를 반복 수행한다.

### III. 실험

본 논문의 실험을 위해 구현한 시스템은 윈도우 XP 환경 하에 자바 SDK 1.4.1로 구현하였다. 그리고 영상 분할에 대한 성능 평가 함수( $Q$ )로는 Borsotti<sup>[11]</sup>의 함수를 이용하였으며 식 (15)과 같다.

$$Q(I) = \frac{1}{10000(N \times M)} \sqrt{R} \times \sum_{i=1}^R \left[ \frac{e_i^2}{1 + \log(A_i)} + \left( \frac{R(A_i)}{A_i} \right)^2 \right] \quad (15)$$

$I$ 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.  $e_i$ 는 평균 색상 오류로써 입력 영상에서 영역  $i$ 에 대한 평균 밝기값과 화소들의 밝기값간의 총 거리값을 의미한다. 그리고  $R(A_i)$ 는  $A_i$ 와 같은 크기를 가지는 영역의 개수를 의미한다. 성능 평가  $Q$ 는 잘 분할된 영상일수록 작은 값을 가진다.

그림 2는 영상 처리에서 많이 이용되는 256×256 크기의 실험 영상들을 보여준다. 그림 3은 FCM 알고리즘, Yang 방법<sup>[5]</sup>, 그리고 EWFCM 알고리즘에 의해 화소들을 분류한 후 조합한 코드 영상들을 보여준다. 그림 3(a)은 실험 영상에 5%의 salt & pepper 잡음을 추가한 잡음 영상들이다. 그리고 그림 3(b)~(d)는 색상별 성분들에 대해서 각 방법에 의해 2개의 군집으로 분류한 후 조합한 코드 영상들로 8개의 군집으로 표현된 회색 영상이다. FCM 알고리즘은 잡음이 영상에 그대로

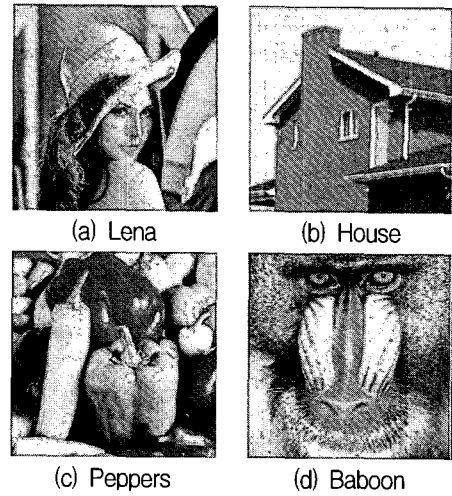


그림 2. 실험 영상  
Fig. 2. Experimental images.



그림 3. 잡음 제거 성능 비교 (a) 5% salt&pepper 잡음이 추가된 영상 (b) FCM 알고리즘에 의한 코드 영상 (c) Yang 방법에 의한 코드영상 (d) EWFCM 알고리즘에 의한 코드영상

Fig. 3. Performance comparison of noise removal (a) Noisy images with added 5% salt & pepper noise (b) Code images by FCM algorithm (c) Code images by Yang method (d) Code images by EWFCM algorithm.

표현되지만 Yang 방법과 EWFCM 알고리즘은 잡음이 잘 제거되어짐을 알 수 있다. 그러나 EWFCM 알고리즘이 Yang 방법보다 조금 더 나은 잡음 제거 결과를 가졌으며 그림 2의 표준 영상과 그림 3(a)의 잡음 영상

표 1. 영역, 군집, 그리고 화소 기반의 multi-level thresholding에 따른 성능 평가의 비교 RM : 영역 단위의 재분류 CM : 군집 기반의 재분류 PM : 화소 기반의 재분류

Table 1. Comparison of performance evaluations by region-, cluster-, and pixel-based multi-level thresholding RM : Region-based reclassification CM : Cluster-based reclassification PM : Pixel-based reclassification.

실험 영상, 재분류방법		군집수						
		8	7	6	5	4	3	2
Lena	RM	2212.94 (668)	2210.04 (666)	2180.28 (648)	2118.67 (610)	1954.05 (499)	2578.95* (254)	5100.74 (61)
	CM	2212.94 (668)	2212.94 (668)	2212.94 (668)	2207.95 (665)	2100.11 (600)	2769.56* (300)	5821.96 (77)
	PM	2212.94 (668)	2212.94 (668)	2240.69 (684)	2099.99 (599)	2383.83 (740)	3523.63* (507)	6092.48 (89)
House	RM	313.51 (427)	311.15 (420)	307.95 (411)	306.71 (407)	241.05 (212)	245.31* (198)	2307.59 (42)
	CM	313.51 (427)	313.13 (426)	307.88 (409)	310.82 (407)	255.88 (230)	263.60 (223)	1586.2* (18)
	PM	313.51 (427)	313.88 (428)	310.52 (419)	310.23 (417)	311.11 (419)	267.65* (246)	1791.46 (24)
Peppers	RM	1218.44 (607)	1204.16 (591)	1153.80 (531)	1124.80 (481)	1005.71* (286)	5918.45 (194)	3669.37 (57)
	CM	1218.44 (607)	1218.44 (607)	1201.89 (590)	1164.88 (519)	1456.82 (313)	7143.45 (253)	3464.15* (52)
	PM	1218.44 (607)	1220.44 (607)	1235.15 (618)	1209.18 (557)	1676.14 (443)	5347.67 (254)	6349.21* (83)
Baboon	RM	3024.97 (1234)	3022.63 (1232)	2997.96 (1207)	3755.4 (1022)	3365.51* (749)	6733.96 (502)	31568.29 (216)
	CM	3024.97 (1234)	3024.97 (1234)	3020.02 (1230)	3855.68 (1095)	3479.11 (817)	6470.09* (440)	16550.87 (55)
	PM	3024.97 (1234)	3037.55 (1244)	3194.79 (1329)	3274.64 (1340)	3377.96* (1356)	5435.70 (507)	34327.23 (660)

에 대한 처리시간은 EWFCM 알고리즘이 Yang 방법에 비해 평균적으로 약 0.5, 0.59배를 보였다.

표 1은 색상별 성분에 대해서 EWFCM 알고리즘에 의해 2개의 군집으로 분류하고 조합한 뒤 군집의 수를 감소하기 위한 재분류 과정에서 영역, 군집, 그리고 화소 단위를 이용하였을 때의 성능 평가와 영역의 개수를 보여준다. 화소나 군집 기반의 multi-level thresholding은 영역 기반의 multi-level thresholding과 동일한 과정에 의해 처리된다. 그리고 표 안의 \* 부분은 최소 평균 내부 거리에 의해 결정되어진 군집에 따른 성능 평가값을 나타낸다. 이러한 최소 평균 내부 거리는 단지 군집의 평균 밝기와 소속된 화소의 밝기값간의 차이값에 의존한다. 그러므로 표 1에서 볼 수 있듯이 최소 평균 내부 거리에 의해 선택된 군집이 Borsotti가 제안한 함수에 따른 성능 평가에서 최적의 성능 평가를 보이지는 않았지만 좀 더 빠른 재분류과정을 수행하기 위해서 본 논문에서는 간단한 처리를 요구하는 최소 평균 내부 거리를 최적의 군집을 결정하기 위한 함수로 이용하였다. 최적의 군집을 선택하기 위해 군집의 수를 감소하는 재분류 과정에서 영역 기반의 multi-level thresholding이

군집 개수별 영역의 개수가 적음에도 불구하고 가장 좋은 성능 평가를 보임을 알 수 있다. 반면에 군집 및 화소 기반 multi-level thresholding은 군집의 수를 감소되었음에도 불구하고 영역의 개수가 동일하거나 증가함을 보였다. 이는 군집 또는 군집 내 화소가 하나의 독립된 영역으로써 나머지 군집 중 하나에 결합됨을 의미하는 것이며 이것은 영상 분할 결과에는 아무런 효과를 주지 않음을 의미한다. 그리고 재분류 과정에서 적정한 군집의 수보다 더 많이 감소를 수행하면 분할 성능 평가가 커짐을 알 수 있다. 이는 영역의 개수가 적어지는 반면 그 영역 내 오류는 증가하기 때문이다.

표 2와 그림 4는 제안한 region-based multi-level thresholding 방법과 Y. Du의 방법간의 성능 평가 비교 및 분할 결과 영상을 보여준다. Du는 Otsu<sup>[8]</sup>와 Kapur<sup>[9]</sup> 방법에 의해 색상별 성분들을 2개의 군집으로 분류하고 조합한 뒤 군집들의 내부 및 외부 거리값에 의해 최적의 군집수를 결정하고 영상을 분할하였다. 그리고 제안한 방법은 최소 평균 내부 거리에 의해 최적의 군집수를 결정하였다. 제안한 방법이 대부분의 실험 영상에 대해서 가장 작은 군집 개수와 영역 개수에서 가짐에도



그림 4. 제안 방법과 기존 방법에 따른 분할 영상 (a) Du(Otsu) (b) Du(Kapur) (c) 제안 방법

Fig. 4. Segmented images by the proposed method and the existing method (a) Du(Otsu) (b) Du(Kapur) (c) Proposed method.

표 2. 제안 방법과 기존 방법과의 성능 평가 비교 A : Du(Otsu) B : Du(Kapur) C : 제안 방법

Table 2. Comparison of performance evaluations by the proposed method and the existing method A : Du(Otsu) B : Du(Kapur) C : Proposed method.

		군집 개수	영역 개수	성능 평가
Lena	A	8	1171	2968.73
	B	6	911	1484.75
	C	3	254	2578.95
House	A	8	650	374.53
	B	5	1532	54939.83
	C	3	198	245.31
Peppers	A	8	1007	1492.60
	B	6	586	1101.56
	C	4	286	1005.71
Baboon	A	8	4270	5597.63
	B	8	3731	4892.10
	C	4	749	3365.51

불구하고 가장 좋은 성능 평가를 보였으며 'Lena' 영상에서만 Du(Kapur) 방법이 가장 좋은 평가에서 보였다. 그러나 그림 4에서 볼 수 있듯이 시각적으로는 제안한 방법이 가장 좋은 분할 결과를 보임을 알 수 있다. 영상을 이루는 최적 군집의 선택을 위해 본 논문에서 이용한 최소 평균 내부 거리는 Du가 이용한 군집들의 외부 및 내부 거리를 이용하였을 때보다 더 적은 군집의 수

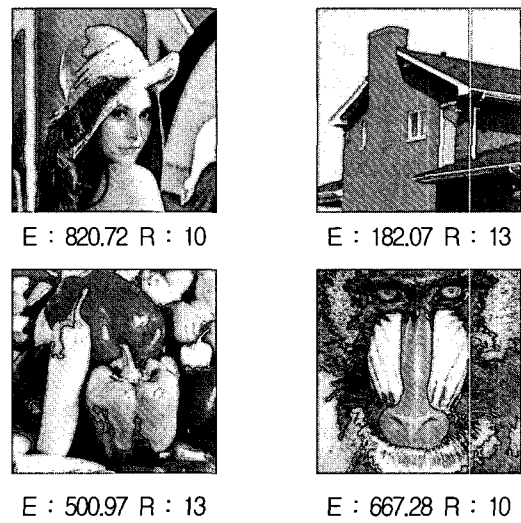


그림 5. 인접 영역간의 거리값 기반 Bayesian 알고리즘에 의해 영역 합병을 수행한 분할 영상과 성능 평가 E : 성능 평가 R : 영역의 개수

Fig. 5.. Performance evaluations and segmented images by region merging that is performed by Bayesian algorithm based on distances between neighboring regions E : Performance evaluation for image segmentation R : The number of regions.

에서 최적으로 선택하였다. 이는 영상이 가지는 주요 색상의 수나 영상을 분할 후 나타낼 때 더 적은 수의 색상으로 표현할 수 있음을 의미한다. 그림 5는 그림 4(c)를 대상으로 인접 영역간의 거리값을 기반으로 Bayesian 알고리즘에 의해 영역 합병을 수행한 결과 분할 영상을 보여준다. 그리고 그림 아래의 E와 R은 분할된 영상에 대한 성능 평가와 영역 개수를 나타낸다. 단지 영역 기반의 multi-level thresholding만을 적용한 결과와 비교하였을 때 영역의 개수나 많이 감소하였을 뿐만 아니라 성능 평가에도 좋은 결과를 보였다. 또한 분할된 결과 영상에서도 시각적으로 더 나은 결과를 보여 후처리 방안으로써 유효함을 알 수 있다.

#### IV. 결 론

본 논문은 영역 기반의 multi-level thresholding을 이용한 컬러 영상 분할 방법을 제안하였다. 먼저 색상별 성분들의 multi-level thresholding을 위한 방안으로 이용된 EWFCM 알고리즘은 이웃 화소들의 분류 정보를 기반으로 얻은 엔트로피 기반의 가중치를 전형적인 FCM 알고리즘에 적용한 방법으로써 잡음들을 효과적으로 제거할 수 있으며 빠른 처리에 의해 수행되었다.

그리고 영상 분할 단계로 확장하기 위한 방안으로 제안한 영역 기반의 multi-level thresholding과 좀 더 나은 분할 결과를 얻기 위한 하나의 후처리 방안으로 인접 영역간의 거리값을 기반으로 Bayesian 알고리즘에 의한 영역 합병을 수행하였다. 영역 기반의 재분류는 영상 분할의 측면에서 화소 및 군집 단위의 재분류보다 더 나은 결과를 보였으며 Bayesian 알고리즘을 이용한 영역 합병에 의해 응용 분야에서도 이용할 수 있는 영상 분할 결과를 얻었다.

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] 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.

[4] D. L. Pham, "Fuzzy clustering with spatial constraints," Proc. of IEEE Conf. on Image Process., vol.2, pp.65-68, September 2002.

[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] 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.

[7] 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.

[8] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histograms," IEEE Trans. Syst. Man Cybern. vol.9, no.1, pp.62-66, 1979.

[9] 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.

[10] D. E. Lloyd, "Automatic target classification using moment invariant of image shapes," Technical Report, RAE IDN AW 126, Farnborough, UK, 1985.

[11] 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



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

<주관심분야 : 영상처리, 패턴인식>



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

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