

논문 2005-42SP-6-9

# Entropy 기반의 Weighted FCM 알고리즘을 이용한 컬러 영상 Multi-level thresholding

(Multi-level thresholding using Entropy-based Weighted FCM  
Algorithm in Color Image)

오 준 택\*, 곽 현 욱\*, 김 욱 현\*\*

(Juntaek Oh, Hyunwook Kwak, and Wookhyun Kim)

## 요 약

본 논문은 weighted FCM(Fuzzy C-Means) 알고리즘을 적용한 컬러 영상 multi-level thresholding을 제안한다. FCM 알고리즘은 기존의 thresholding 방법들과 달리 최적의 임계치를 결정할 수 있으며 multi-level thresholding으로의 확장이 가능하다. 그러나 공간정보를 포함하고 있지 않기 때문에 잡음 등에 민감하다는 단점을 가진다. 본 논문은 이러한 단점을 해결하기 위해서 이웃 화소들로부터 얻은 entropy 기반의 가중치(weight)를 FCM 알고리즘에 적용함으로써 잡음의 제거가 가능하다. 그리고 각 색상별 성분의 군집 화소들을 기반으로 생성한 코드 영상에 대해서 군집 내부의 거리값을 이용하여 최적의 군집수를 결정한다. 실험에서 제안한 방법이 기존의 방법들보다 잡음에 대해서 강건하며 우수한 분할 성능을 보였다.

## Abstract

This paper proposes a multi-level thresholding method using weighted FCM(Fuzzy C-Means) algorithm in color image. FCM algorithm determines a more optimal thresholding value than the existing methods and can extend to multi-level thresholding. But FCM algorithm is sensitive to noise because it doesn't include spatial information. To solve the problem, we can remove noise by applying a weight based on entropy that is obtained from neighboring pixels to FCM algorithm. And we determine the optimal cluster number by using within-class distance in code image based on the clustered pixels of each color component. In the experiments, we show that the proposed method is more tolerant to noise and is more superior than the existing methods.

**Keywords :** Color image multi-level thresholding, Weighted FCM(Fuzzy C-Means), Entropy, Within-class distance

## I. 서 론

영상 분할은 획득한 영상을 분석하고 이해하기 위해서 중요한 역할을 수행한다. 특히 영상 내의 영역 및 객체 분할은 실제적인 응용을 위해서 반드시 요구되어지는 과정이다. 이러한 영상 분할 방법<sup>[1]</sup>으로는 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<sup>[1, 2, 7-12]</sup>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 이용되어지고 있다.

일반적으로 임계치를 결정하는 방법은 크게 지역적 방법과 전역적 방법으로 나눌 수 있다<sup>[1, 6]</sup>. 전역적 방법은 영상의 색상 히스토그램에서 결정된 임계치로 영상

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

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

접수일자: 2005년3월4일, 수정완료일: 2005년9월22일

을 분할하는 반면에 지역적 방법은 여러 개의 나누어진 부영상의 색상 히스토그램에서 얻은 임계치를 기반으로 분할한다. 일반적으로 전역적 방법이 구현하기가 쉽고 처리 비용이 적기 때문에 실시간 처리에서 많이 이용된다. 히스토그램 기반으로 임계치를 결정하는 방법으로는 Otsu의 방법<sup>[10]</sup>, minimum error thresholding<sup>[14]</sup>, entropy 기반의 방법<sup>[2, 11, 12]</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 퍼지 클러스터링 알고리즘은 분별하기 힘든 히스토그램의 분포를 가지는 영상에 대해서도 성공적으로 전경영역과 배경영역을 구분할 수 있다. 퍼지 클러스터링 알고리즘<sup>[3~6]</sup>은 FCM (fuzzy c-means) 알고리즘, 퍼지 ISODATA 알고리즘, PCM(possibilistic c-means) 알고리즘 등이 있다. 이 중에서 FCM 알고리즘은 각 데이터와 특정 군집 중심과의 거리에 소속정도(degree of membership)를 부여하고 이러한 소속정도에 따라 데이터를 분류하는 알고리즘으로 데이터의 경계가 명확하지 않더라도 데이터의 소속정도에 따라 분류할 수 있다. 그러나 군집의 개수를 사전에 정해야 하며 군집의 크기가 서로 다른 경우 데이터를 제대로 분리할 수 없다. 그리고 군집 과정 중에 공간 정보를 포함하지 않는 문제점이 있다. 특히 영상 분할에 FCM 알고리즘을 적용할 경우 대부분의 실영상은 이웃 화소들과 연관성을 가지기 때문에 공간 정보는 필수적인 요소이다.

컬러 영상에 대한 일반적인 임계치 기반의 영상 분할은 컬러 영상을 회색 영상으로 변환한 후에 회색 영상의 정보를 기반으로 임계치를 결정하고 영상을 분할한다. 그러므로 간단하면서 처리 비용이 적다는 장점을 가진다. 그러나 컬러 정보를 손실로 인하여 완전히 다른 컬러 정보임에도 불구하고 같은 회색 정보를 가지는 경우 동일한 객체로 잘못 분류하는 오류를 유발한다. 그러므로 컬러 영상의 분할은 영상의 컬러 모델을 기반으로 임계치를 결정해야 한다. Y. Du<sup>[7, 8]</sup>는 컬러 영상의 RGB 성분 각각에 대해서 히스토그램 분포를 기반으로 임계치를 결정하고 각 성분의 화소들을 2개의 군집으로 분류한 후 코드 영상을 생성한다. 그리고 코드 영상에서의 군집들에 대해서 군집 내부의 거리값과 군집 간의 거리값을 기반으로 최적의 군집수에 따른 최종적인 분할 영상을 획득하였다. 이러한 방법은 컬러 성분

에 대한 multi-level thresholding으로의 확장이 어려우며 군집 내부의 거리값과 군집간의 거리값을 기반으로 한 군집 단위의 재분류는 부정확한 영상 분할의 결과를 초래할 수 있다.

본 논문은 컬러 영상의 색상별 정보(빨강, 초록, 파랑)에 대해서 weighted FCM 알고리즘에 의한 분류를 수행한 후 군집 내부의 거리값을 기반으로 한 재분류 과정에 의해 영상을 분할한다. FCM 알고리즘에 이웃 화소들의 분류 정보에 의한 entropy를 가중치로 이용함으로써 잡음에 대해서 강건한 특성을 가지며 multi-level thresholding으로의 확장이 가능하다. 그리고 재분류 과정에서 군집 내부의 거리값을 기반으로 화소 단위의 재분류를 수행함으로써 정확한 영상 분할이 가능하며 군집의 수는 사전에 정의하거나 군집들의 최소 평균 내부 거리값에 의해 최적으로 결정된다.

## II. Spatially Weighted FCM 알고리즘

### 1. FCM 알고리즘

FCM(Fuzzy C-means Clustering)<sup>[3, 4]</sup>은 비교사 분할 방법으로 영상을 분할 및 분류하기 위한 많이 이용되는 퍼지 클러스터링 알고리즘 중 하나이다.

FCM 알고리즘의 목적 함수( $J_m$ )는 식 (1)과 같다.

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

$c$ 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.

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

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

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

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

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

$u_{ij}$ 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 분류함으로써 전체적인 처리과정은 종료한다. 이러한 FCM 알고리즘은 각 영상 데이터와 특정 군집 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.

$w_{ij}$ 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.  $w_{ij}$ 은 식 (6)과 식 (7)에 의해서 계산된다.

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

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

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

## 2. 이웃 화소들의 엔트로피를 기반으로 하는 weighted FCM 알고리즘(EWFCM)

영상의 경우 현재 화소와 이웃하는 화소들간에는 높은 연관성이 가지고 있기 때문에 분류를 수행하였을 때 같은 군집으로 소속될 확률이 높다. 이러한 사실을 기반으로 Y. Yang<sup>[6]</sup>은 k-NN 알고리즘을 기반으로 한 weighted FCM 알고리즘을 제안하였다. 그러나 이 방법은 매개 변수  $\alpha$ 의 사전 결정과 현재 화소의 밝기값과 군집의 평균 밝기값간의 거리값을 기반으로 가중치를 결정한다. 이러한 방법은 군집들의 밝기 분포가 동일하지 않을 경우에는 정확한 가중치의 결정이 어려우며 다소 많은 처리시간을 요구한다. 그러므로 본 논문에서는 현재 화소와 이웃 화소들의 분류 군집 정보에 따른 비율을 기반으로 Shannon의 entropy를 가중치로 이용하는 새로운 weighted FCM 알고리즘(EWFCM)을 제안한다.

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

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

$x_{en}$ 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 분류되어있지 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)처럼  $\text{entropy}(e)$ 을 이용하여  $w_{ij}$ 를 얻을 수 있다. 화소  $j$ 에 이웃하는 화소들이 만약 화소  $j$ 와 함께 모두 같은 군집  $i$ 로 분류된다면 군집  $i$ 에 대한 화소  $j$ 의 가중치  $w_{ij}$ 는 1을 가지므로 전형적인 FCM 알고리즘을 수행하게 되며 화소  $j$ 에 대한 다른 군집들의 가중치는 모두 0이 된다. 만약 군집의 수가 2개일 때  $p_i$ 와  $p_k$ 가 동일할 경우 동일한 가중치를 부여하게 된다. 이러한  $w_{ij}$ 의 설정은 초기의  $u_{ij}$ 와  $v_i$  등에 의해 영향을 받기 때문에 전형적인 FCM 알고리즘을 수행한 후에 개선된 EWFCM 알고리즘을 적용한다. EWFCM 알고리즘은 현재 화소에 대한 이웃 화소들의 분류 정보만을 이용함으로써 군집들의 밝기 분포에 민감하지 않으며 비교적 빠른 시간 내에 효과적인 성능을 얻을 수 있다.

### III. EWFCM 알고리즘을 이용한 컬러 영상 multi-level thresholding

본 논문에서는 컬러 영상의 각 색상별 정보에 대해서 EWFCM 알고리즘을 이용한 분류를 수행한 후 각 색상별 군집 정보를 기반으로 코드 영상을 획득한다. 그리고 코드 영상에 존재하는 군집들의 내부 거리값을 기반으로 한 화소 단위의 재분류 과정에 의해 최종적인 영상 분할이 이루어진다. 그림 1은 본 논문이 제안하는 방법의 처리과정을 보여준다.

코드 영상의 군집수는 입력 영상의 색상별 영상에 적용되는 EWFCM 알고리즘의 군집수에 의해 결정되며 군집들에 대한 번호는 식 (8)에 의해 결정된다.

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

$c_j$ 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. 그리고  $level$ 은 각 색상별 영상에 적용된 군집수를 나타낸다. 만약  $level$ 이 2라고 한다면  $r_j, g_j, b_j$ 는 0과 1만이 존재하며  $c_j$ 는 0에서 7까지의 군집 번호를 가지며 8개의 군집이 생성된다. 이러한  $level$ 의 수가 커지면 코드 영상

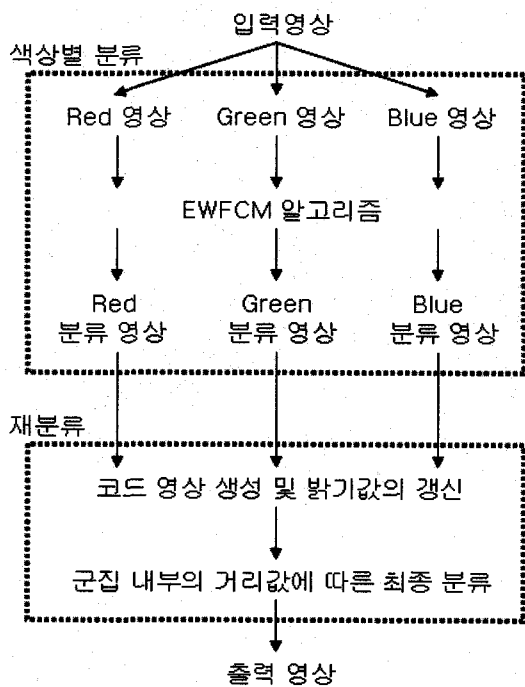


그림 1. 제안하는 방법의 처리도

Fig. 1. The flowchart of the proposed method.

에서의 군집의 개수는 급격히 증가하므로 재분류 과정에 의해 군집의 수를 줄여야 할 필요성이 있다. 본 논문에서는 코드 영상의 군집들 중에서 군집 내부의 거리값이 가장 큰 군집을 찾고 그 군집의 모든 화소들에 대해서 화소의 밝기값과 나머지 군집들의 평균 밝기값간의 거리값이 가장 작은 군집에게 그 화소를 재분류함으로써 에지와 같은 섬세한 부분에서 정확한 분류가 가능하다. 최대 군집 내부의 거리값을 갖는 군집의 결정은 아래 식과 같다.

$$\sigma_k = \frac{\sqrt{\sum_{x_j \in C_k} \{(r_j - r_k)^2 + (g_j - g_k)^2 + (b_j - b_k)^2\}}}{N_k} \quad (9)$$

$$\sigma_{k_{index}} = \max(\sigma_1, \dots, \sigma_k, \dots, \sigma_n) \quad (10)$$

식 (9)는 군집 내부의 거리값에 대한 식이며 식 (10)은 식 (9)를 기반으로 최대의 군집 내부 거리값을 가지는 군집을 결정하는 식을 나타낸다.  $C_k$ 는  $k$ 번째 군집을 나타내며  $x_j$ 는  $C_k$ 에 속하는  $j$ 번째 화소를 나타낸다.  $r_j, g_j, b_j$ 와  $r_k, g_k, b_k$ 는  $x_j$ 에 대한 색상별 밝기값과  $k$ 번째 군집에 대한 색상별 평균 밝기값을 나타낸다. 그리고  $N_k$ 는  $k$ 번째 군집으로 분류된 화소의 개수를 의미한다.  $k_{index}$ 는 최대 군집 내부의 거리값을 가지는 군집의 번호를 의미하며  $n$ 은 전체 군집의 개수이다. 식 (11)은 최대의 군집 내부의 거리값을 갖는 군집의 화소와 나머지 군집들의 평균 밝기값의 거리값을 나타내며 식 (12)에 의해 최소 거리값을 갖는 군집 번호를 선택한다.

$$d_k = \sqrt{(r_j - r_k)^2 + (g_j - g_k)^2 + (b_j - b_k)^2} \quad (11)$$

$$x_j \in C_{k_{index}} \quad 1 \leq k \leq n \quad k \neq k_{index}$$

$$d_{m_{index}} = \min(d_1, \dots, d_k, \dots, d_n) \quad (12)$$

$C_{k_{index}}$ 는 최대의 군집 내부의 거리값을 갖는 군집을 나타내며  $d_k$ 는  $k$ 번째 군집의 평균 밝기값과  $C_{k_{index}}$ 에 포함되어있는  $j$ 번째 화소 밝기값간의 거리값을 나타낸다. 그리고  $d_{m_{index}}$ 는 군집 번호  $m_{index}$ 와의 최소 거리값을 나타낸다.

이러한 화소 단위의 재분류 과정을 수행하기 전에 밝

기값의 갱신과정이 요구된다. 만약 잡음이 포함된 영상 일 경우 EWFCM 알고리즘에 의한 코드 영상에서는 잡음이 존재하지 않지만 원본 영상의 밝기값에 의한 재분

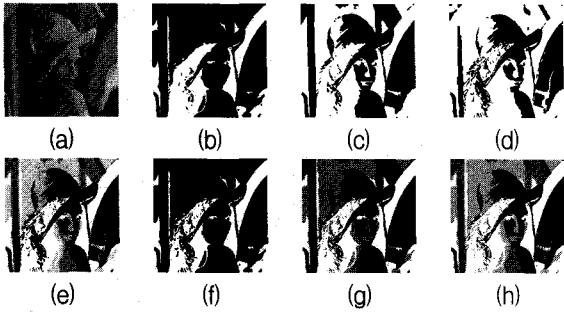


그림 2. weighted FCM 알고리즘과 군집 내부의 거리 값을 이용한 분할 영상  
 Fig. 2. The segmented images using both weighted FCM algorithm and within-class distance.

류 과정을 수행하면 또 다시 잡음이 생성되는 문제점이 있다. 그러므로 모든 화소들에 대해서 화소의 밝기값과 군집의 평균 밝기값간의 거리값을 측정하여 가장 작은 거리값을 가지는 군집의 번호와 그 화소가 분류된 군집 번호와 동일할 경우에는 원래의 밝기값을 유지하고 그렇지 않을 경우에는 분류된 군집의 평균 밝기값으로 대체하였다.

사용자에 의해 군집의 수가 사전에 결정이 되었을 경우에는 군집 내부의 거리값을 이용하여 사용자가 정한 군집의 수가 될 때까지 반복 수행한다. 그리고 코드 영상의 초기 군집들을 2개의 군집으로 재분류하는 과정에서 모든 군집들에 대한 내부 거리값의 평균이 최소가 되었을 때 최적의 군집수로 결정하였다. 그림 2는 실험 영상 (a)의 색상별 성분에 대해서 EWFCM 알고리즘을 적용하여 2개의 군집으로 분할한 영상들((b)~(d))과 코

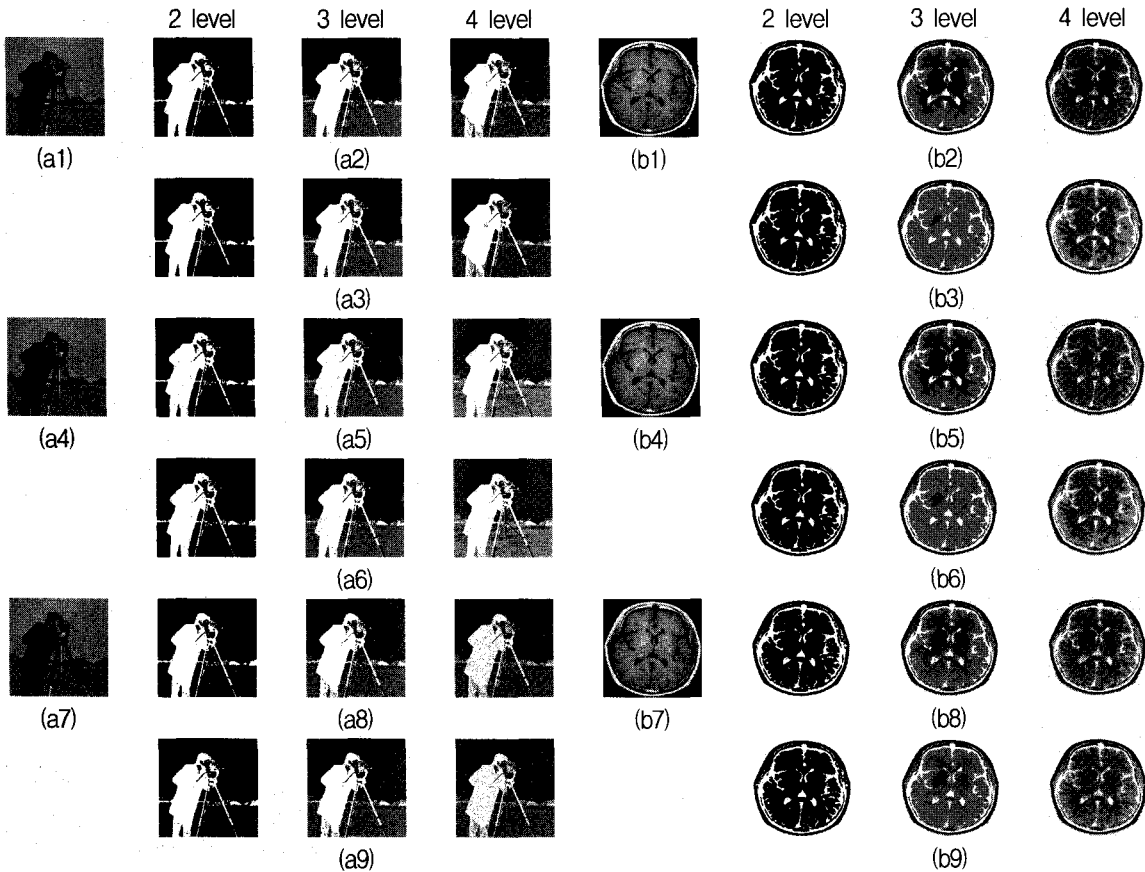


그림 3. 제안한 방법과 Y. Yang 방법<sup>[6]</sup>의 결과 영상 (a1), (b1) : 실험 영상 (a4), (b4) : 10%의 salt & pepper 잡음이 가미된 영상 (a7), (b7) : 10%의 gaussian 잡음이 가미된 영상 (a2), (a5), (a8), (b2), (b5), (b8) : Y. Yang 방법에 의한 결과 영상 (a3), (a6), (a9), (b3), (b6), (b9) : 제안한 방법(EWFCM)에 의한 결과 영상  
 Fig. 3. The result images of the proposed method and Y. Yang's method<sup>[6]</sup>(1) (a1), (b1) : the experimental images (a4), (b4) : the noisy images with 10% salt & pepper noise (a7), (b7) : the noisy images with 10% gaussian noise (a2), (a5), (a8), (b2), (b5), (b8) : the result images by Y. Yang's method (a3), (a6), (a9), (b3), (b6), (b9) : the result images by the proposed method(EWFCM).

드 영상 (e), 그리고 코드 영상의 군집들을 기반으로 2개, 3개, 4개의 군집으로 분할한 영상들((f)-(h))을 보여준다.

#### IV. 실험

본 논문의 실험을 위해 구현한 시스템은 윈도우 XP 환경 하에 자바 SDK 1.4.1로 구현하였으며 실험 영상은 컬러 영상을 이용하였다. 성능 평가 함수(Q)로는 M. Borsotti<sup>[13]</sup>의 함수를 이용하였으며 식 (13)과 같다.

$$Q(I) = \frac{1}{10000(N \times M)} \sqrt{R} \times \sum_{i=1}^R \left[ \frac{e_i^2}{1 + \log(A_i)} + \left( \frac{R(A_i)}{A_i} \right)^2 \right] \quad (13)$$

I는 분할된 영상을 의미하며 N과 M은 영상의 너비와 높이를 나타낸다. R은 영역의 개수를 의미하며  $A_i$ 는 i번째 영역의 크기를 나타낸다.  $e_i$ 는 평균 색상 오류로써 입력 영상에서 영역 i에 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 3은 256×256 크기의 회색조 영상인 cameraman 영상과 MRI 의료영상을 대상으로 제안한 EWFCM 알고리즘과 Y. Yang의 방법<sup>[6]</sup>을 이용하여 군집수가 2개, 3개, 4개일 때의 결과 영상들을 보여준다. 그림 3의 (a1)과 (b1)은 원본 영상이며 (a4)와 (b4)는 10%의 salt & pepper 잡음을 첨가된 영상이다. 그리고 (a7)과 (b7)은 10%의 gaussian 잡음을 첨가한 영상이다. 그림 3의 (a2), (a5), (a8)와 (b2), (b5), (b8)는 각각 (a1), (a4), (a7)와 (b1), (b4), (b7)을 대상으로 Y. Yang의 방법에 분류된 결과 영상들이며 (a3), (a6), (a9)와 (b3), (b6), (b9)는 제안한 방법에 따른 결과 영상을 보여준다. Y. Yang의 방법과 제안한 방법은 군집의 수가 2개일 경우에는 잡음에 비교적 강건한 효과를 보였으나 cameraman 영상의 경우 군집의 개수가 증가할 경우 잡음의 효과를 완전히 제거할 수는 없었다. 그러나 군집의 수가 증가할수록 제안한 방법이 Y. Yang의 방법보다 좀 더 나은 결과를 보임을 알 수 있다. Y. Yang의 방법은 k-NN 알고리즘의 거리값 유도 과정에서 군집

의 평균 밝기값을 이용하였으며 이는 군집의 내부 분포에 따라 군집 분포간의 경계선에 존재하는 불확실한 화소의 경우 잘못된 분류를 초래할 수 있다. 그러나 제안한 방법은 거리값이 아닌 화소의 군집 분류 정보만을 이용함으로써 좀 더 효과적으로 잡음을 제거하였다. 군집의 개수가 2개일 때 제안한 방법에 따른 cameraman 영상과 MRI 영상에 대한 평균 성능 평가값은 각각 9172.19와 6800.55를 보였으며 Y. Yang의 방법은 각각 9259.58과 6830.53을 보였다. 또한 군집의 개수가 3개, 4개일 때에도 근소한 차이지만 제안한 방법이 Y. Yang의 방법보다 다소 나은 성능 평가를 보였다. 가중치 설정을 위한 화소 단위의 FCM 알고리즘에서의 반복 횟수에 따른 평균 시간은 그림 3의 (a1), (a4), (a7) 영상을 대상으로 2개의 군집으로 분류하였을 때 Y. Yang의 방법은 각각 583.76msec, 581.5msec, 586.7msec의 평균 처리 시간을 보였으며 제안한 방법은 각각 320.73msec, 323.25msec, 323.77msec를 보였다. 그리고 그림 3의 (b1), (b4), (b7) 영상을 대상으로 하였을 때 Y. Yang의 방법은 각각 644.2msec, 645.02msec, 623.06msec를 보였으며 제안한 방법은 각각 429.86msec, 369.47msec, 368.96msec를 보였다. 그리고 군집의 개수가 증가할수록 더 많은 시간차를 보였으며 이에 제안한 방법이 더 빠른 시간 내에 수행됨을 알 수 있었다.

그림 4는 영상 분할을 위한 실험 영상들로 인터넷에 산재되어있는 컬러 영상을 대상으로 하였다. 그림 4(a)~(d)는 잡음을 가미하지 않은 영상이며 그림 4(e)~(h)는 salt & pepper를 5% 가미한 잡음 영상이다.

그림 5는 실험 영상의 색상별 성분분에 대해서 2개의 군집으로 분류한 후 생성한 코드 영상들을 보여준다. 그림 5의 (a)~(d)와 (e)~(h)는 각각 그림 4의 (a)~(d)와 (e)~(h)를 대상으로 하였다. 그림 5의 (a)와 (e)는 Y. Du가 색상별 화소들의 분류를 위해 이용한 Otsu의 방법에 따른 코드 영상이며 (b)와 (f)는 entropy를 기반

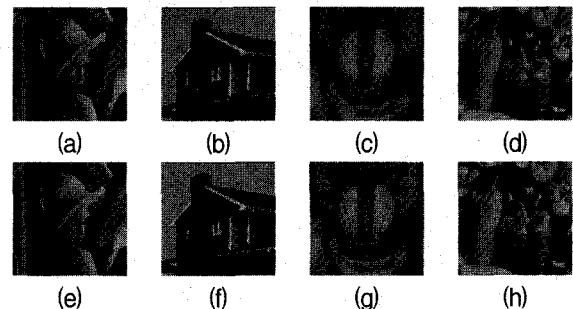


그림 4. 실험 영상

Fig. 4. The experimental images.

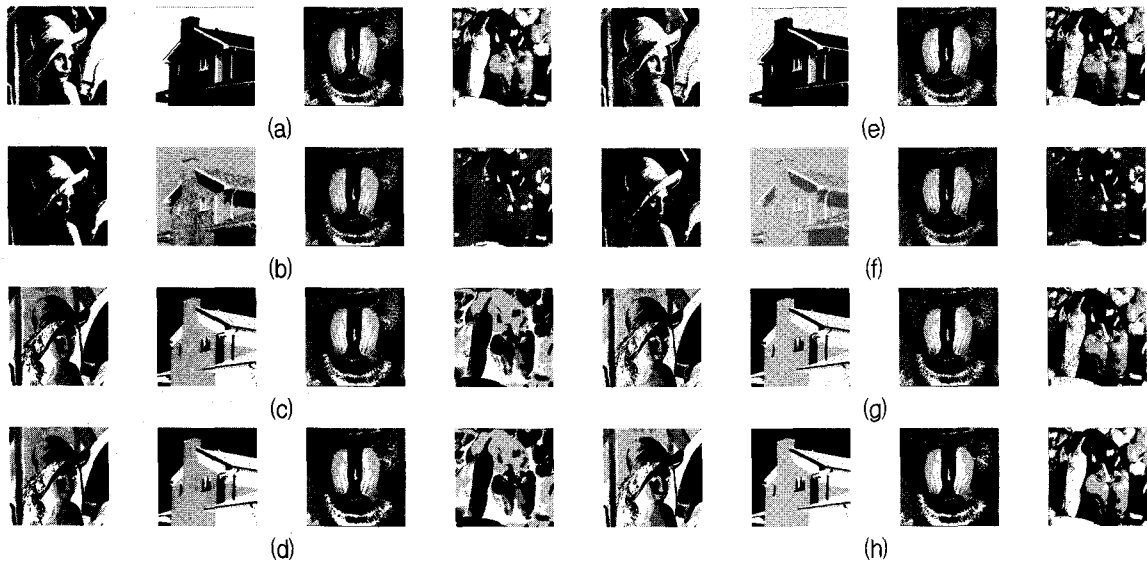


그림 5. 실험 영상에 대한 코드 영상 (a), (e) : Otsu의 방법에 의한 코드 영상 (b), (f) : Yen의 방법에 의한 코드 영상 (c), (g) : FCM 알고리즘에 의한 코드 영상 (d), (h) : 제안 방법(EWFCM)에 의한 코드 영상

Fig. 5. The code images obtained from the experimental images (a), (e) : the code images by Otsu's method, (b), (f) : the code images by Yen's method, (c), (g) : the code images by FCM algorithm, (d), (h) : the code images by the proposed method(EWFCM).

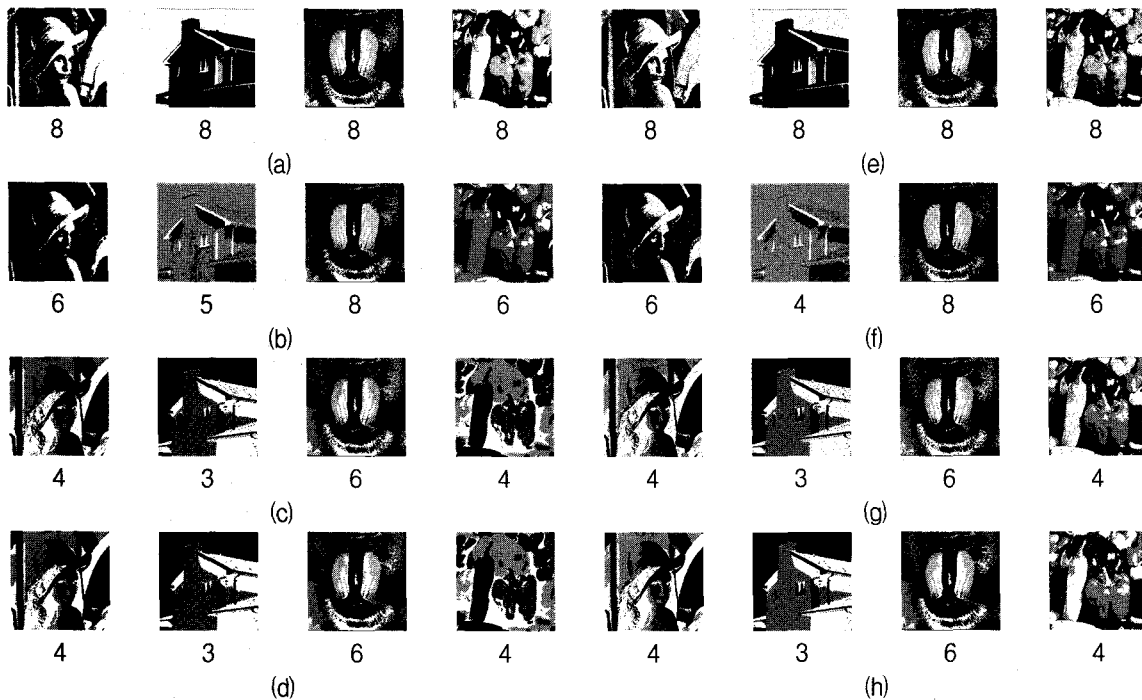


그림 6. 최적 분할 영상 (a), (e) : Y. Du의 방법에 의한 분할 영상(1) (b), (f) : Y. Du의 방법에 의한 분할 영상(2) (c), (g) : 제안한 방법에 의한 분할 영상(1) (d), (h) : 제안한 방법에 의한 분할 영상(2)

Fig. 6. The optimally segmented images (a), (e) : the segmented images by Y. Du's method(1) (b), (f) : the segmented images by Y. Du's method(2) (c), (g) : the segmented images by the proposed method(1) (d), (h) : the segmented images by the proposed method(2).

으로 한 Yen의 방법에 따른 코드 영상을 보여준다. 그리고 그림 5의 (c)와 (g)는 전형적인 FCM 알고리즘에 의한 코드 영상이며 (d)와 (h)는 본 논문이 제안한

EWFCM 알고리즘에 따른 코드 영상들을 보여준다. 다른 기존의 방법들보다 제안한 방법에 따른 코드 영상이 잡음에 강건하고 잘 분류됨을 볼 수 있다.

그림 6은 그림 5의 코트 영상들을 기반으로 최적의 군집으로 분할한 영상들을 보여준다. 그림 6의 (a), (e)와 (b), (f)는 각각 그림 5의 (a), (e)와 (b), (f)에 대해서 Y. Du가 제안한 군집 내부의 거리값과 군집간의 거리값에 의해 재분류를 수행한 후 획득한 분할 영상이다. 그리고 그림 6의 (c), (g)와 (d), (h)는 각각 그림 5의 (c), (g)와 (d), (h)를 대상으로 본 논문에서 이용하는 군집 내부의 최소 평균 거리값에 의해 분할한 영상을 보여준다. 그리고 각 그림 아래의 숫자들은 각 영상에 대한 최적의 군집수를 나타낸다. 그림 6의 (a)와 (b)보다 (c)와 (d)의 군집수가 적음에도 불구하고 잘 분할됨을 알 수 있으며 잡음 영상의 경우 재분류 과정에서 잡음의 밝기값이 아닌 군집 평균값을 이용함으로써 효과적으로 잡음을 제거하였다.

그림 7과 8은 그림 4의 (a)~(d)와 (e)~(h)에 대해서 Y. Du의 방법과 본 논문이 제안한 방법간의 성능 평가를 보여준다. Y. Du의 경우 색상별 성분에 대해서 Otsu

와 Yen의 방법에 의해 2개의 군집으로 분류한 후 군집 내부의 거리값과 군집간의 거리값을 기반으로 한 군집 단위의 재분류 과정에 의해 영상을 분할하였으며 본 논문에서는 전형적인 FCM 알고리즘과 제안한 EWFCM 알고리즘에 의해 2개의 군집으로 분류한 후 군집 내부의 최소 평균 거리값을 기반으로 한 화소 단위의 재분류 과정에 의해 영상을 분할하였다. 제안한 방법에 의한 영상 분할 성능이 가장 우수하였으며 Y. Du의 방법에서는 house 영상을 제외한 다른 영상들에 대해서 Otsu의 방법보다 Yen의 방법에 의해 색상별 분류를 수행하는 것이 더 우수함을 알 수 있었다.

그림 9와 10은 각각 그림 4의 (a)~(d)와 (e)~(h)의

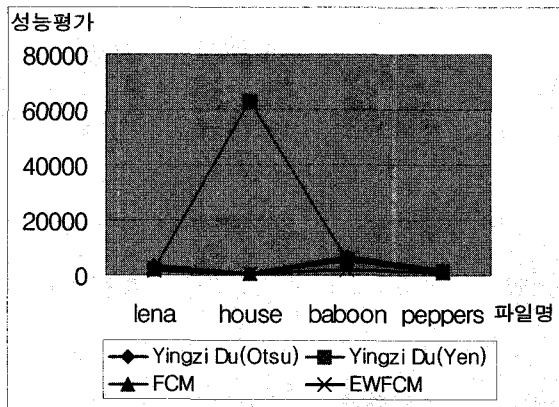


그림 7. 기존 방법과 제안한 방법간의 성능 평가(1)  
Fig. 7. The performance evaluation of the existing method and the proposed method(1).

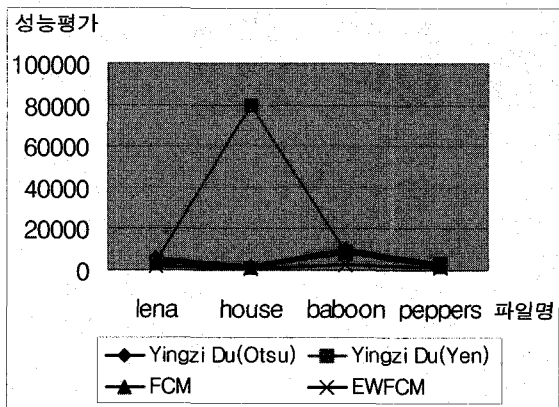


그림 8. 기존 방법과 제안한 방법간의 성능 평가(2)  
Fig. 8. The performance evaluation of the existing method and the proposed method(2).

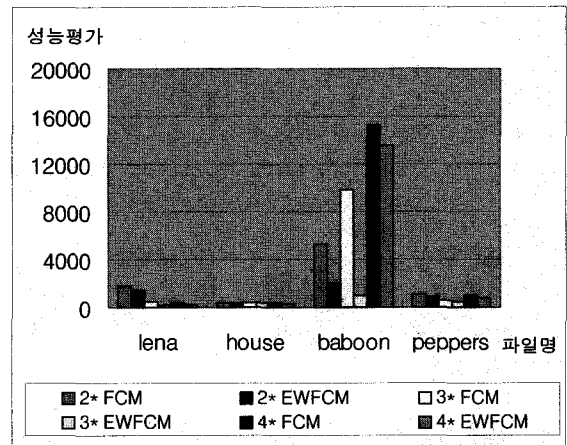


그림 9. FCM 알고리즘과 EWFCM 알고리즘의 multi-level thresholding에 따른 성능 평가(1)  
Fig. 9. The performance evaluation for multi-level thresholding of FCM algorithm and EWFCM algorithm(1).

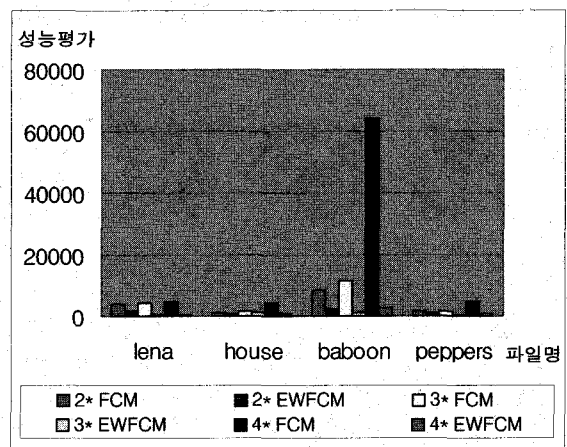


그림 10. FCM 알고리즘과 EWFCM 알고리즘의 multi-level thresholding에 따른 성능 평가(2)  
Fig. 10. The performance evaluation for multi-level thresholding of FCM algorithm and EWFCM algorithm(2).



색상별 성분에 대해서 FCM 알고리즘과 EWFCM 알고리즘을 이용하여 각각 2개, 3개, 4개의 군집으로 multi-level thresholding을 수행한 후 군집 내부의 거리값에 의해 최적으로 분할된 영상의 성능 평가를 보여준다. 예를 들어, 그림 9과 10에서 2\* FCM이란 말은 각 색상별로 FCM 알고리즘을 이용하여 2개의 군집으로 분류한 후 군집 내부의 거리값에 의해 최적의 군집수로 분할함을 의미한다. 각 색상별 성분에 대해서 FCM 알고리즘보다 EWFCM 알고리즘으로 화소들을 분류한 후 재분류 과정을 수행하는 것이 더 우수하다는 것을 알 수 있다. 그리고 Y. Du의 경우 각 색상별에 대해서 2개의 군집으로 분류한 후 재분류 과정에 의해 최적 군집수에 따른 영상 분할을 수행한다. 그러나 영상에 따라 색상별 군집수의 결정은 최종적인 분할에서 주요한 요인으로 작용한다. 그러므로 multi-level thresholding에 의한 다수 군집들을 대상으로 재분류 과정이 수행되어야 한다. 이에 다수의 군집들을 대상으로 최적 군집수에 따른 분할을 수행하였을 때 본 논문에서 제안한 EWFCM 알고리즘의 경우 실험 영상들에 대해서 색상별 3개의 군집을 기반으로 한 분할이 가장 우수하였으며 전형적인 FCM 알고리즘의 경우 실험 영상들마다 각기 다른 군집수에서 최적의 분할이 이루어졌음을 알 수 있다.

## V. 결 론

본 논문은 컬러 영상에 대해서 entropy 기반의 weighted FCM(EWFCM) 알고리즘을 이용한 multi-level thresholding을 제안하였다. EWFCM 알고리즘은 공간 정보인 이웃 화소들의 entropy 정보로부터 얻은 가중치를 전형적인 FCM 알고리즘에 적용한 방법으로 잡음들을 효과적으로 제거할 수 있으며 빠른 처리에 의해 수행된다. 그리고 최종적인 컬러 영상 분할은 군집의 내부 거리값에 따른 화소 단위의 재분류 과정에 의해 수행되며 이는 에지와 같은 영상 내 미세한 부분에서도 정확한 분류가 가능하다. 그리고 군집들의 최소 평균 내부 거리값에 의해 컬러 영상에 대한 최적의 군집수를 결정하였다. 향후과제로는 FCM 알고리즘의 처리 속도를 개선하는 연구와 영역 단위의 재분류 과정이 기대된다.

## 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] 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.
- [5] D. L. Pham, "Fuzzy clustering with spatial constraints," *Proc. of IEEE Conf. on Image Process.*, vol.2, pp.65-68, September 2002.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] N. Li and Y. F. Li, "Feature encoding for unsupervised segmentation of color images," *IEEE Trans. Syst. Man Cyber.* vol.33, no.3, pp.438-447, June 2003.
- [10] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histograms," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* vol.9, no.1, pp.62-66, 1979.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.

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

---

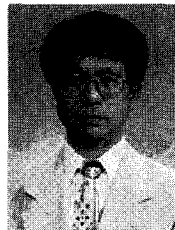
저 자 소 개

---



오 준 택(학생회원)  
1999년 영남대학교 컴퓨터공학과  
졸업(공학사)  
2001년 영남대학교 컴퓨터공학과  
졸업(공학석사)  
2001년~현재 영남대학교 컴퓨터  
공학과 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, 패턴인식, 영상처  
리>



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

<주관심분야 : 영상처리, 패턴인식>