

슈퍼픽셀과 FCM을 이용한 클러스터 초기값 설정 및 칼라영상분할

이 정 환[†]

요 약

본 논문에서는 슈퍼픽셀과 FCM을 이용한 클러스터 초기값 설정방법과 이를 사용한 칼라영상분할을 연구한다. 클러스터링을 이용한 대표적인 칼라영상분할 방법으로 Fuzzy C-means (FCM) 알고리즘을 많이 사용한다. FCM은 하나의 데이터가 각 클러스터에 서로 다른 소속도를 갖도록 한다. 그러나 FCM은 초기값 설정에 따라 국부적인 수렴문제가 발생한다. 따라서 초기값 설정문제는 매우 중요한데 본 연구에서는 슈퍼픽셀을 이용하여 클러스터의 초기값을 구하는 방법을 제안한다. 슈퍼픽셀은 원 영상에서 특성이 비슷한 화소들의 묶음으로 표현되는데 먼저 원 영상으로부터 슈퍼픽셀을 구하고 이를 $L^*a^*b^*$ 칼라특징공간에 투영하여 클러스터 초기값을 구한다. 제안방법에서 슈퍼픽셀의 수는 원영상의 화소 수보다 일반적으로 매우 적어서 클러스터 초기값 설정을 위한 고속처리가 가능하다. 제안된 알고리즘의 성능평가를 위해 다양한 칼라영상을 사용하여 컴퓨터 모의실험을 수행하였으며 실험결과 제안방법이 기존방법에 비해 영상분할 성능이 우수함을 알 수 있었다.

A Setting of Initial Cluster Centers and Color Image Segmentation Using Superpixels and Fuzzy C-means(FCM) Algorithm

Jeong-Hwan Lee[†]

ABSTRACT

In this paper, a setting method of initial cluster centers and color image segmentation using superpixels and Fuzzy C-means(FCM) algorithm is proposed. Generally, the FCM can be widely used to segment color images, and an element is assigned to any cluster with each membership values in the FCM. However the algorithm has a problem of local convergence by determining the initial cluster centers. So the selection of initial cluster centers is very important, we proposed an effective method to determine the initial cluster centers using superpixels. The superpixels can be obtained by grouping of some pixels having similar characteristics from original image, and it is projected $L^*a^*b^*$ feature space to obtain the initial cluster centers. The proposed method can be speeded up because number of superpixels are extremely smaller than pixels of original image. To evaluate the proposed method, several color images are used for computer simulation, and we know that the proposed method is superior to the conventional algorithm by the experimental results.

Key words: color image segmentation(칼라영상분할), superpixel(슈퍼픽셀), initial cluster center(클러스터 초기값), Fuzzy C-means

※ 교신저자(Corresponding Author) : 이정환, 주소 : 경북 안동시 송천동 388번지 안동대학교 전자공학과(760-749), 전화 : 054)820-5479, FAX : 054)820-5915, E-mail : jhlee@andong.ac.kr

접수일 : 2012년 1월 24일, 수정일 : 2012년 4월 10일

완료일 : 2012년 4월 27일

[†] 정회원, 안동대학교 전자공학과

※ 이 논문은 2011학년도 안동대학교 학술연구조성비에 의하여 연구되었음.

1. 서 론

영상처리 및 해석을 위해서는 영상분할은 매우 중요한 과정이다. 영상분할은 입력된 영상으로부터 물체에 해당하는 영역을 추출하는 과정으로 영상해석을 위해서 필수적인 단계이다. 현재까지 많은 영상분할 방법이 제안되었으며 특히 밝기정보 뿐만 아니라 칼라정보를 이용한 다양한 방법이 연구되었다[1,3-5,8].

칼라영상분할 방법은 접근방법에 따라 화소기반(pixel-based), 영역기반(area-based), 에지기반(edge-based) 분할방법으로 크게 나눌 수 있다[1,5]. 그리고 화소기반 분할방법은 적용기법에 따라 히스토그램의 문턱값 결정에 의한 방법, 칼라공간의 클러스터링 방법으로 나눌 수 있으며 영역기반 분할방법은 영역병합(region merging), 분할 및 병합방법(split and merge)으로 나눌 수 있다. 마지막으로 에지기반 분할 방법은 지역적인 경계정보를 이용하는 방법과 전역적인 경계정보를 이용하는 방법으로 나눌 수 있다.

화소기반 분할방법은 영역별로 화소단위의 칼라 특징이 서로 다르다는 것을 기초로 한다. 즉 임의의 균일영역은 칼라특징 공간에서 하나의 클러스터를 형성하는데 클러스터모델 함수에 의해 각각의 균일영역을 정의하는 방법이다. 영역기반 분할방법은 영상에서 영역을 균일조건을 만족하는 서로 연결된 작은 화소집합으로 생각하는 것이다. 이 방법은 큰 균일영역은 작은 화소집합을 서로 병합하여 얻을 수 있게 되며 반대로 균일하지 않는 영역은 균일한 작은 영역으로 나눌 수도 있다[20].

본 연구에서는 화소기반 영상분할중 대표적인 방법인 칼라특징공간에서 퍼지클러스터링 방법을 이용한 영상분할 방법을 연구한다. 퍼지클러스터링을 이용한 영상분할을 위해 많이 사용되는 대표적인 방법이 Fuzzy C-means(FCM)방법이다[9,10]. FCM은 C 개의 클러스터 원형을 설정하고 데이터가 각 클러스터에 속하는 소속도(membership)를 고려하여 가장 가까운 원형에 데이터를 할당하는 과정을 반복적으로 수행하여 클러스터를 찾는 방법이다. 그러나 FCM은 클러스터 중심의 초기값 설정에 따른 국부적인 수렴, 클러스터의 수를 결정하는 문제, 유클리드 거리 사용 및 소속도 제약에 따른 잡음 민감성 등의 몇 가지 문제가 있다[9-12]. 최근 Erisoglu[16]등은 다차원특징을 갖는 데이터를 K-means알고리즘으

로 분류하기 위해 분산이 큰 두 특징을 선택하여 데이터를 이 선택된 특징 축에 투영하여 초기값을 구하는 방법을 제안하였다. 그러나 데이터 수가 많을 경우 복잡한 계산과정이 필요하며 클러스터 초기값 사이의 거리만을 척도로 사용하여 단독으로 떨어져 있는 잡음데이터가 초기값으로 선택되는 문제점이 있다.

본 논문에서는 칼라영상분할을 위해 FCM을 적용할 때 클러스터 중심 초기값을 효과적으로 설정하는 방법을 연구한다. 먼저 원영상을 La^*b^* 특징공간에서 성질이 비슷한 균일영역인 슈퍼픽셀(superpixel)[13]로 나누고 이를 이용하여 클러스터 초기값을 설정하는 방법을 제안하고, 이 초기값을 FCM에 적용하여 칼라영상을 분할하는 방법을 연구한다.

2. Fuzzy C-means(FCM) 알고리즘

FCM은 화소를 특정한 한 개의 클러스터에 할당하는 것이 아니라 각 클러스터에 얼마나 속하는지를 나타내는 소속도를 구하여 클러스터링에 대한 다양한 정보를 제공하는 방법이다. FCM에서 클러스터링하려는 데이터 집합을 $X = \{x_1, \dots, x_N\} \subseteq R^p$ 로 표현할 수 있는데, 여기서 p 는 특징차원이고 R^p 는 실수 벡터공간이며 N 은 전체 데이터(화소) 수이다. 칼라 영상의 각 화소는 $x_k = (x_{k1}, \dots, x_{kp})$ 와 같이 특징벡터로 표현되며, x_{kj} 는 x_k 의 j 번째 특징이다. 그리고 클러스터의 중심은 $V = (v_1, \dots, v_C)$ 로 표현되며 C 는 클러스터 수로 영상에서 균일영역의 수와 같다. FCM은 데이터 집합 X 와 클러스터 중심 V 가 주어지면, 반복적(recursive)인 최적화 알고리즘을 적용하여 식(1)의 목적함수 $J_{FCM}(U, V|X)$ 가 최소가 될 때의 소속도 행렬 U 를 구하는 방법으로 요약된다[9-12].

$$J_{FCM}(U, V|X) = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^N (u_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (1)$$

여기서 k 번째 데이터에 대해 $\sum_{i=1}^C u_{ik} = 1$ 를 만족해야하며 u_{ik} 는 데이터 k 가 클러스터 i 에 속하는 소속도를 나타내는 값이다. 클러스터 중심 v_i 는 식(2)와 같이 계산된다.

$$v_i = \frac{1}{\sum_{k=1}^N u_{ik}} \sum_{k=1}^N (u_{ik})^m x_k, \quad m > 1 \quad (2)$$

즉 클러스터 중심은 소속도 u_{ik} 에 퍼지화 상수 m 을 고려한 데이터 x_k 의 평균값이다. 이렇게 하면 소속도가 높은 데이터 x_k 는 클러스터 중심 v_i 에 더 많은 영향을 미치고 그 반대의 경우는 영향이 감소된다. 이는 클러스터 중심과 데이터 사이의 척도를 유클리드 거리 $d_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^p (x_{kj} - v_{ij})^2}$ 로 할 경우 클러스터의 중심으로부터 먼 데이터는 잡음으로 생각하여 소속도를 감소시키고 반대로 중심으로부터 가까운 데이터는 소속도가 증가한다.

3. 제안방법

3.1 슈퍼픽셀

슈퍼픽셀은 원영상을 특징이 비슷한 작은 균일영역으로 잘게 나누고 이 작은 영역을 기본단위로 하여 영상처리를 하는데 여기서 작게 나누어진 균일영역을 슈퍼픽셀이라고 한다. 슈퍼픽셀은 다음과 같이 몇 가지 특성을 갖는데, 즉 밀집성(compactness), 경계일치도(boundary precision/recall), 과소분할(under segmentation)의 최소화, 균일성(uniformity) 등이 요구된다[13,18,19].

밀집성은 슈퍼픽셀의 모양이 서로 얼마나 닮은꼴인지를 나타내는 값이다. 그리고 원영상과의 경계일치도는 슈퍼픽셀과 원영상에 있는 물체 경계와의 일치도를 표시하는 매우 중요한 척도이다. 슈퍼픽셀의 경계와 원영상에 있는 경계가 일치하지 않으면 슈퍼픽셀로부터 영상분할 후 물체를 인식할 때 정확한 경계를 검출할 수 없어 분할 후의 영상처리과정에 큰 영향을 미치게 된다. 마지막으로 과소분할의 최소화는 슈퍼픽셀을 반복적인 알고리즘으로 구현할 때 마지막단계에서 어느 슈퍼픽셀에도 속하지 않는 화소들이 존재하게 되는데 이런 화소들이 적어야 되며 후처리로 인접한 슈퍼픽셀에 할당해야 한다. 균일성은 슈퍼픽셀내의 화소간 유사도를 나타낸다.

슈퍼픽셀은 구하는 방법에 따라 그래프기반 방법과 기울기기반 방법으로 나눌 수 있다[13]. 그래프기반 방법은 Shi와 Malik[2]이 제안한 방법으로 각 화소를 그래프의 노드 V 로 두고 화소와 화소사이의 특징을 그래프의 에지값(가중치) E 로 하여 그래프 $G=(V,E)$ 를 구성한다. 그리고 그래프의 모든 노드에 대한 $N \times N$ 가중치 행렬 D 로부터 고유벡터 및 고유치

를 구하여 그래프를 반복적으로 두 개의 부그래프(subgraph)로 나누어 슈퍼픽셀을 구한다. 여기서 N 은 영상의 화소수이다. 이 방법은 이론적으로 최적인 영상분할을 구할 수 있으나, 크기가 큰 영상의 경우 가중치 행렬로부터 고유벡터 및 고유치를 구하는데 많은 계산시간과 메모리가 필요하다. 이런 문제점을 해결하기 위해 보다 효율적인 방법으로 그래프를 구성하고 영상을 분할하는 방법을 Felzenszwalb등[6]이 제안하였으며 Shi방법에 비해 복잡도가 $O(N \log N)$ 으로 감소하였으나 슈퍼픽셀의 수와 밀집성을 보장할 수 없는 단점이 있다.

기울기기반으로 슈퍼픽셀을 구하는 방법은 평균이동(MS : mean shift)[7], 터보화소(turbopixel)[14], 퀵이동(quick shift)[15], SLIC(simple linear iterative clustering)[13,18]방법 등이 제안되었다. 기울기기반 방법은 영상의 기울기 값을 구하고 이를 기초로 하여 초기화소(seed)를 정하고 각 화소에 대해 초기화소와의 유클리드 거리를 계산하여 성질이 비슷한 작은 영역으로 나누어 슈퍼픽셀을 구하는 방법이다. 평균이동[7]은 척도값이 수렴할 때까지 반복적으로 지역적 모드를 찾는 방법으로 복잡도는 $O(N^2)$ 이며 단점은 슈퍼픽셀의 밀집성을 제어할 수 없는 것이다. Levishtein등[14]은 초기화소를 중심으로 팽창(dilation) 및 기울기의 반작용-확산(reaction-diffusion)방법으로 슈퍼픽셀을 구하였다. 퀵이동[15]은 평균이동과 유사하나 Pazen 밀도함수를 이용하여 속도를 개선한 방법이다. SLIC방법[13,18]은 가장 최근에 제안된 방법으로 (L, a^*, b^*, x, y) 의 5차원 특징공간에서 슈퍼픽셀을 구하는 방법으로 복잡도가 $O(N)$ 로 상대적으로 고속알고리즘이다.

3.2 초기값 설정

FCM, K-means 등과 같은 클러스터링 기반 알고리즘은 반복 최적화 기법을 통해 최적해를 찾는 방법인데, 기울기 하강(gradient descent)방법을 사용하는 경우 지역적인 최적해를 얻게되는 단점이 있다[9-12]. 이런 문제는 클러스터의 초기값 설정에 따라 영향을 받으므로 초기값 설정을 위한 효과적인 알고리즘에 대한 연구가 필요하다.

본 논문에서는 슈퍼픽셀에 근거한 클러스터 초기값 설정 방법을 제안한다. 먼저 원영상을 $L a^* b^*$ 변환 후 SLIC[13]방법으로 슈퍼픽셀을 구하는데 방법은

다음과 같다. 원영상을 한변의 길이가 $G = \sqrt{NM}$ 인 여러 개의 초기 균일격자(클러스터)로 나누고 격자 내의 에지값이 가장 작은 화소를 클러스터 중심값으로 정한다. 여기서 N 은 화소수이고 M 은 슈퍼픽셀 수이다. 그리고 각 화소는 그 화소 주위로 $2G \times 2G$ 내에 있는 클러스터중 아래 식(3)으로 구한 거리척도 D_s 가 가장 작은 클러스터에 할당한다. 그 다음 각 클러스터 중심값을 다시 계산하고 위의 과정을 반복한다. 그리고 반복과정에서 전후단계의 클러스터 중심값의 변화가 입력된 임계값보다 작으면 반복을 중지하고 그때 까지 어떤 슈퍼픽셀에도 속하지 않은 화소들은 가장 인접한 슈퍼픽셀에 할당하여 최종적인 슈퍼픽셀 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$ 을 구한다. 여기서 각 슈퍼픽셀은 $s_n = (L, a^*, b^*, x, y)$ 으로 표현되는데 (L, a^*, b^*) 는 칼라특징을 나타내고 (x, y) 는 슈퍼픽셀의 중심좌표로 공간특징을 나타내는 값이다. 두 슈퍼픽셀 s_k 와 s_n 사이의 거리척도 D_s 는 아래와 같이 칼라 및 공간 거리척도 d_{Lab} 와 d_{xy} 의 가중치 합으로 계산한다.

$$d_{Lab} = \sqrt{(L_k - L_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2}$$

$$d_{xy} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \quad (3)$$

$$D_s = d_{Lab} + \frac{w}{G} d_{xy}$$

슈퍼픽셀이 구해지면 클러스터 초기값 설정은 다음과 같은 방법으로 구한다. 먼저 칼라특징공간에서 모든 슈퍼픽셀의 칼라평균벡터 $m_s = (m_L, m_{a^*}, m_{b^*})$ 을 구한다. 각각의 슈퍼픽셀 s_n 과 칼라평균벡터 m_s 와의 거리 d_{nm} 를 식(4)로 구하고 이 값이 가장 큰 슈퍼픽셀을 첫 번째 클러스터 초기값으로 설정한다. 이렇게 하면 전체 슈퍼픽셀의 중심으로부터 가장 먼 거리에 있는 슈퍼픽셀이 첫 번째 초기값이 된다.

$$d_{nm} = \sqrt{\sum_{n=1}^M (s_n - m_s)^2} \quad (4)$$

두 번째 클러스터 초기값은 첫 번째 초기값으로부터 가장 먼 거리에 있는 슈퍼픽셀로 정한다. 세 번째 클러스터 초기값은 첫 번째 초기값과의 거리와 두 번째 초기값과의 거리의 합이 가장 큰 슈퍼픽셀로 설정한다. 나머지 초기값도 위와 같은 방법으로 클러스터 개수 C 만큼 계속하여 설정한다. 이렇게 하면 두 번째 초기값부터는 이미 구해진 초기값으로부터

구한 거리의 합이 가장 큰 슈퍼픽셀을 초기값으로 선택한 것과 같게 된다. 그러나 위와 같은 방법으로 초기값을 결정하면 특징공간내에서 클러스터로부터 떨어져 있는 잡음 혹은 영역경계부분에 해당하는 슈퍼픽셀이 초기값으로 설정될 수도 있다. 따라서 본 논문에서는 선택된 초기값 주위의 슈퍼픽셀 밀도를 계산하여 입력된 문턱값보다 작은 경우는 잡음으로 간주하여 초기값에서 제외하고 다시 초기값을 구하는 과정을 클러스터 수만큼 반복한다. 위에서 설명한 초기값 설정 방법의 흐름도를 그림 1에 나타내었다.

그림 1에서 클러스터변수 i 는 각 클러스터인덱스를 의미하며 입력된 전체클러스터 수 C 까지 증가한다. 슈퍼픽셀 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$ 는 원영상으로부터 구한 것으로 M 개다. 데이터 변수 n 과 q 는 각각 슈퍼픽셀인덱스와 이미 구해진 클러스터 초기값인덱스를 의미한다. $d_{nq} = \|s_n - v_q\|^2$ 는 슈퍼픽셀 s_n 과 클러스터 초기값 v_q 와의 거리이다. 그리고 $D_n = \sum_{j=1}^i d_{nj}$ 는 슈퍼픽셀 s_n 과 첫 번째 초기값 v_1 부터 i 번째 초기값 v_i 까지의 거리합이다.

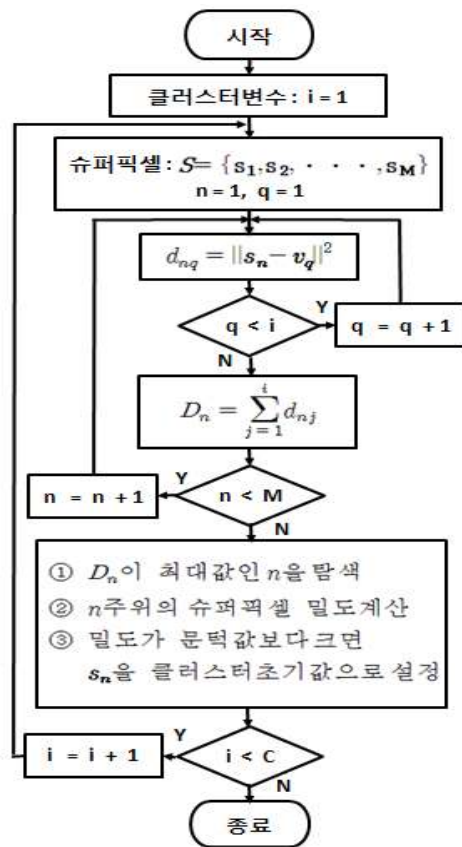


그림 1. 제안방법의 흐름도

4. 실험결과 및 고찰

제안방법의 성능을 평가하기 위해 색종이, 얼굴 칼라영상 및 버클리대학교 영상데이터베이스를 이용하여 실험하였다. 그림 2는 실험에 사용된 색종이 영상의 슈퍼픽셀 결과이다. 본 논문에서는 앞에서 설명한 SLIC방법[13]을 사용하여 슈퍼픽셀을 구하였으며, 실험결과의 비교를 쉽게 하기 위해 슈퍼픽셀 수는 200개, 퍼지화 상수 m 은 2.0으로 하였다. 그림 2(a) 및 (b)는 색종이영상과 슈퍼픽셀영역을 슈도칼라로 표현한 것이다. 그림 2(c)는 슈퍼픽셀과 원영상의 경계부분 일치성을 보이기 위해 함께 표시하였다. 그림 3은 얼굴영상에 대하여 동일한 입력조건을 적용하여 슈퍼픽셀을 구한 결과이다.

그림 4는 색종이영상의 분할 결과인데, 그림 4(a) 및 (d)는 슈퍼픽셀에 FCM을 적용하여 분할한 영역과 경계를 표시한 것이다. 그림 4(b) 및 (e)는 기존의 난수를 이용한 초기값 설정방법의 결과이며, 그림 4(c)와 (f)는 제안방법의 결과이다. 그림 5는 얼굴영

상의 분할결과인데, 그림 5(a) 및 (d)는 슈퍼픽셀에 FCM을 적용하여 분할한 영역과 경계를 나타낸 것이고, (b)와 (e)는 난수를 이용한 기존방법의 결과이며 그림5(c) 및 (f)는 제안방법의 결과이다. 그림 4 색종이영상의 경우 기존방법은 중앙의 색종이 영역과 오른쪽 중앙의 칼라영역을 동일한 영역으로 분할하지만, 제안방법은 이 두 영역을 서로 다른 영역으로 정확하게 구분하여 분할함을 알 수 있다. 또한 오른쪽 윗부분의 영역을 기존방법은 두 영역으로 분할하나, 제안방법은 같은 영역으로 분할하여 인간시각시스템과 동일한 결과를 보여준다. 그림 5와 같이 영역이 복잡한 경우 분할영역은 서로 다르게 인덱스되는데, 이는 FCM적용시 클러스터 초기값이 서로 다르게 설정되어 이루어진 결과이다. 그리고 제안방법과 기존방법 모두 반복과정을 충분히 하면 분할결과는 비슷하게 되나 제안방법이 더 빠르게 수렴된다. 그림 6은 FCM의 수렴특성을 나타낸 것인데 가로축은 반복횟수를 세로축은 클러스터 중심값의 변화율이다. FCM에서 최적해를 구하기 위한 반복 수행과정에서

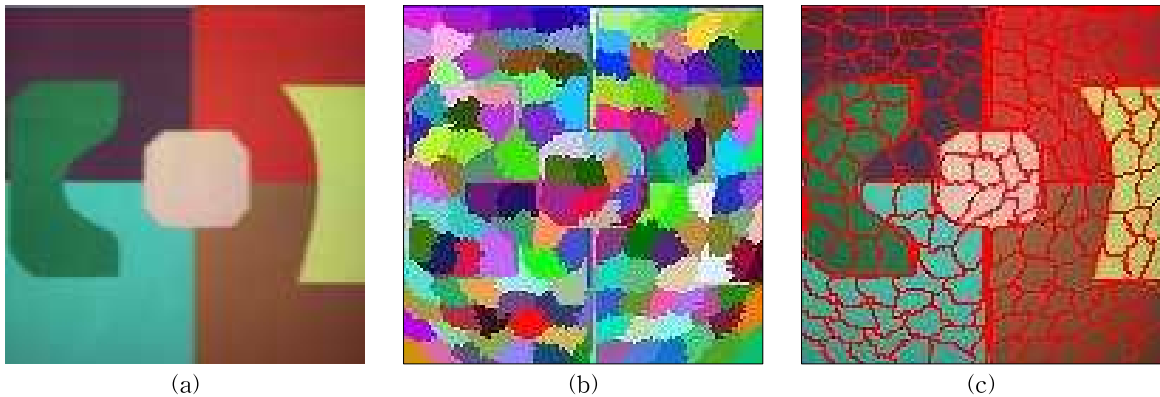


그림 2. 색종이영상의 슈퍼픽셀 (a)색종이영상 (b)슈퍼픽셀영역 (c)원영상과의 겹침

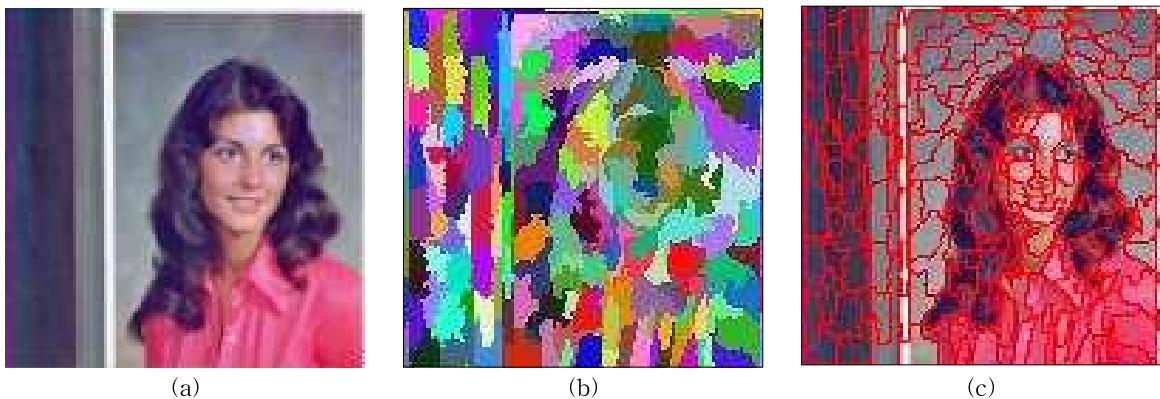


그림 3. 얼굴영상의 슈퍼픽셀 (a)얼굴영상 (b)슈퍼픽셀영역 (c)원영상과의 겹침

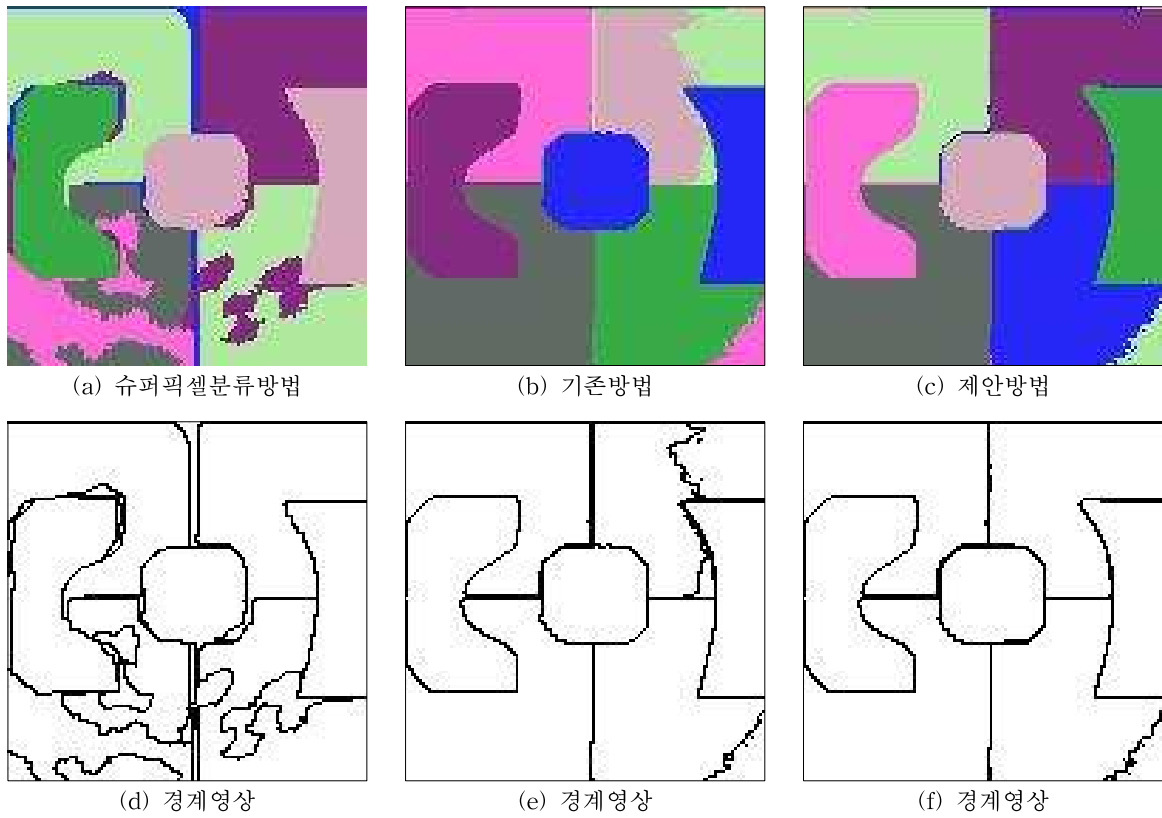


그림 4. 색종이영상의 분할결과(클러스터수 C=7)

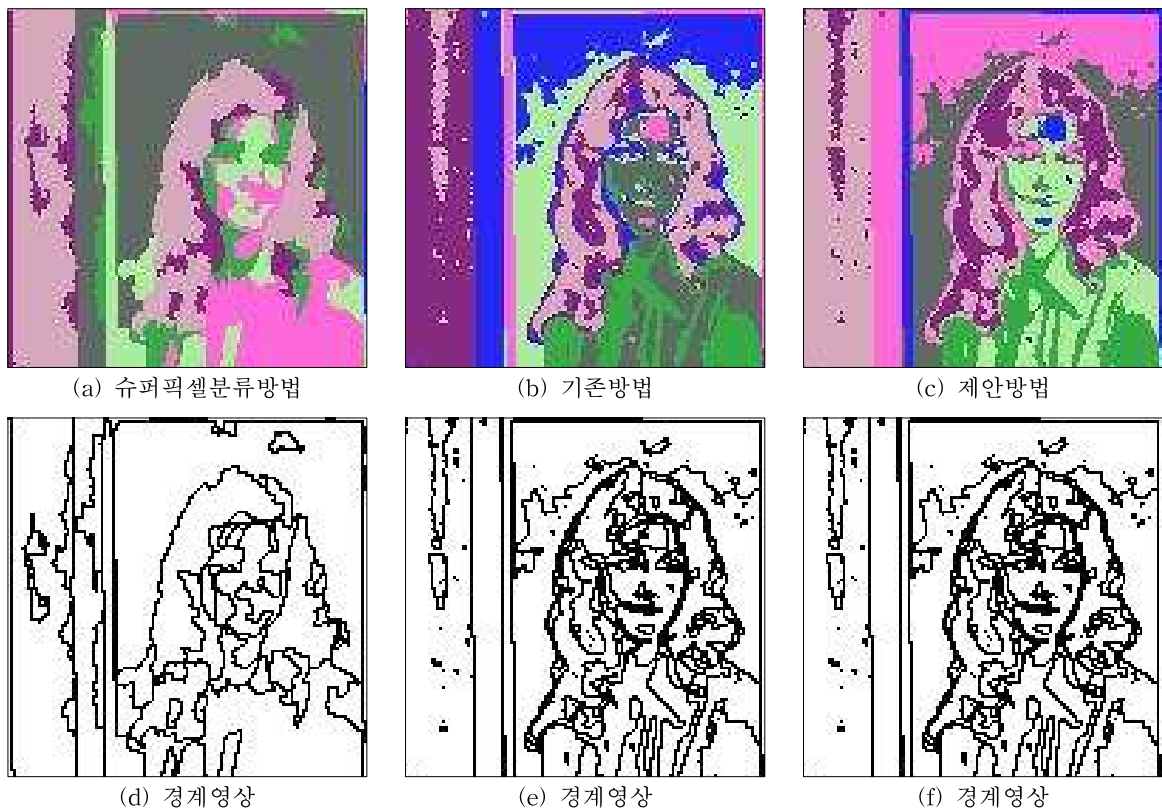
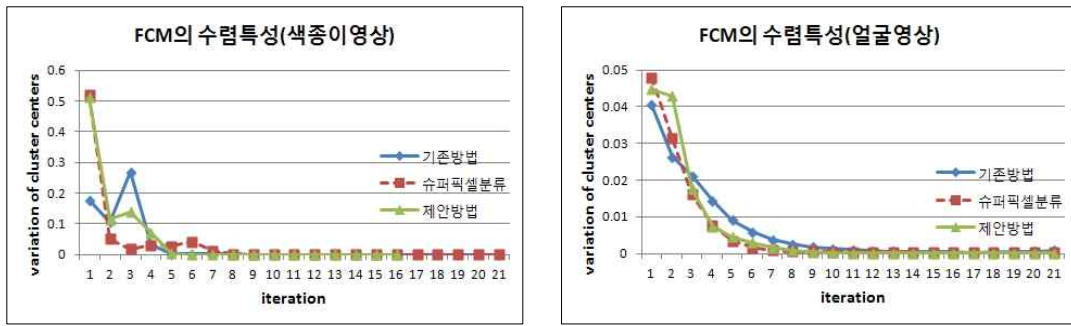


그림 5. 얼굴영상의 분할결과(클러스터수 C=7)



(a) 색종이영상의 수렴특성

(b) 얼굴영상의 수렴특성

그림 6. FCM의 수렴특성

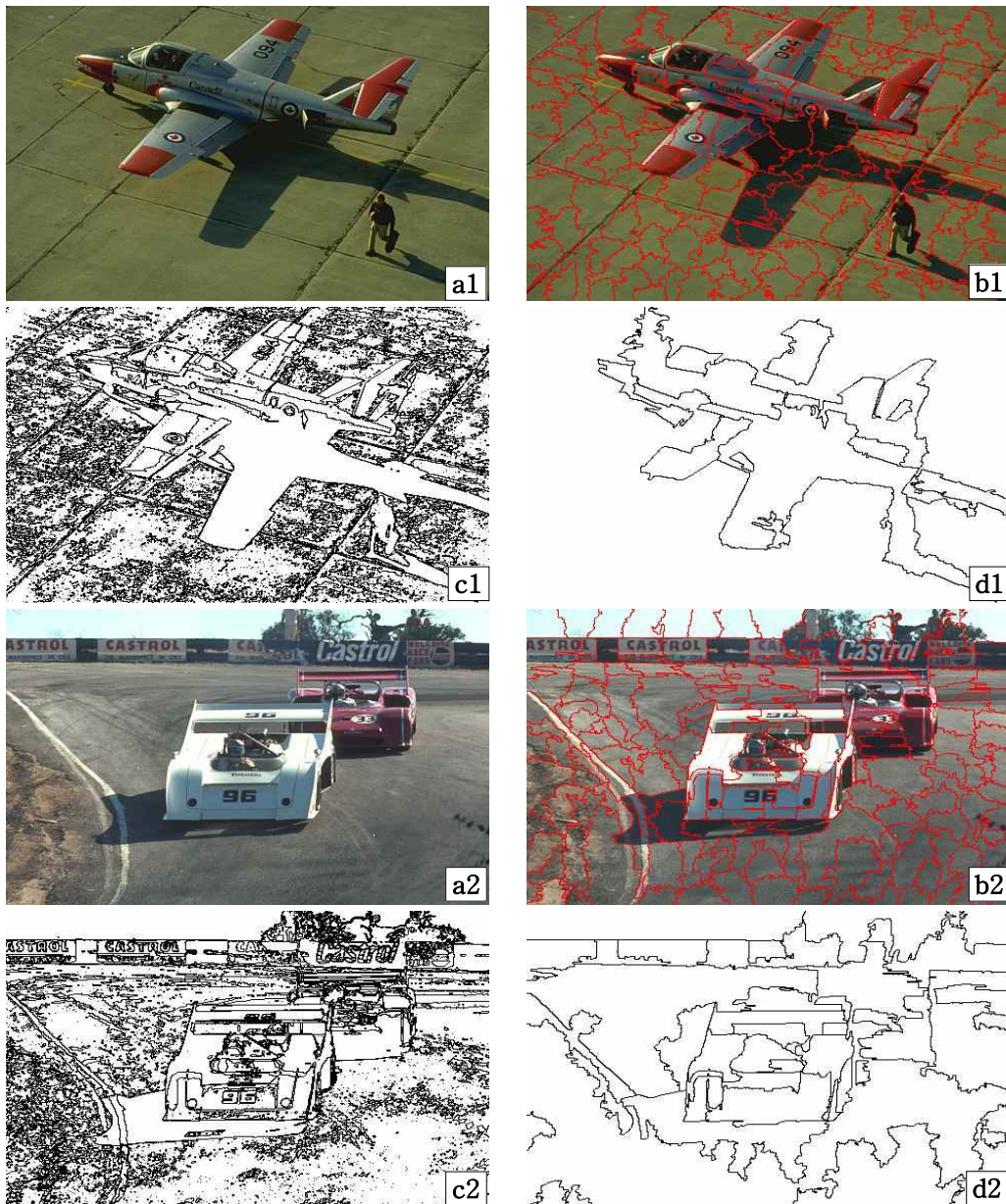


그림 7. 일반영상의 분할결과
 (a1,a2) 원영상, (b1,b2) 슈퍼픽셀, (c1,c2) 제안방법의 경계, (d1,d2) 슈퍼픽셀분류의 경계

중심값의 변화율이 점점 감소함을 알 수 있다.

그림 6(a)와 (b)는 각각 색종이영상과 얼굴영상의 수렴특성인데, 슈퍼픽셀분류방법, 기존방법 및 제안방법의 결과를 각각 표시하였다. 반복횟수는 슈퍼픽셀분류방법, 기존방법 및 제안방법에 대해 색종이영상의 경우는 각각 23회, 68회 및 16회이며, 얼굴영상의 경우는 64회 246회 및 225회의 실험결과를 얻었다. 그러나 슈퍼픽셀의 수가 증가할수록 제안방법의 반복횟수는 증가하는데, 이는 슈퍼픽셀이 증가하면 처리할 데이터수가 증가함에 따른 결과이다.

그림 7은 버클리대학교 영상데이터베이스를 이용한 실험결과이다. 비행기영상과 자동차영상에 대한 제안방법과 200개의 슈퍼픽셀로부터 구한 분할영역의 경계를 나타낸 것이다. 비행기 및 자동차영상의 클러스터 수는 각각 3과 5이다. 두 영상 각각에 대하여 (a1,a2)는 원영상, (b1,b2)는 원영상과 슈퍼픽셀을 함께 표시한 것이다. 그리고 (c1,c2)는 제안방법을 적용한 영역의 경계영상이고 (d1,d2)는 슈퍼픽셀분류법에 의한 분할결과이다. 제안방법은 슈퍼픽셀의 수에 따라 분할영역의 해상도를 조절할 수 있는 장점이 있으며 영상의 크기가 큰 경우 슈퍼픽셀로 분할하면 데이터 수가 감소하여 효과적인 처리가 가능하다.

5. 결 론

본 논문에서는 클러스터링 기반의 영상분할을 위한 초기값 설정방법과 FCM을 이용한 칼라영상분할에 대하여 연구하였다. FCM, K-means등과 같은 클러스터링을 이용한 영상분할 방법에서 가장 문제점은 초기값 설정이 영상분할 성능에 영향을 미치는 것이다. 따라서 효과적인 초기값 설정이 중요한데, 본 논문에서는 슈퍼픽셀을 이용하여 초기값을 설정하는 방법을 제안하였다. 제안 방법은 원영상을 $L_a b^*$ 특징공간으로 변환하여 슈퍼픽셀을 구한다. 특징공간에서 슈퍼픽셀의 전체평균을 구하고 이로부터 슈퍼픽셀과의 거리, 밀도, 이미 구해진 초기값과의 거리 등을 고려하여 클러스터의 초기값을 설정한다. 그리고 이렇게 구해진 초기값을 FCM에 적용하여 칼라 영상분할을 구하는 방법을 연구하였다.

제안 방법의 성능을 평가하기 위해 여러 가지 칼라영상을 이용하여 컴퓨터 모의실험을 하였으며, 실험결과 제안방법을 대용량 칼라영상분할에 적용할

수 있음을 알 수 있었다. 또한 대용량영상의 경우 화소단위로 영상분할 하는 것 보다 슈퍼픽셀로 나누어 데이터수를 감소시키면 보다 효과적으로 처리할 수 있다. 향후 연구과제는 클러스터링 기반 영상분할의 또 다른 문제점인 클러스터 수를 슈퍼픽셀을 이용하여 추정하는 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] Feng Ge, Song Wang, and Tiecheng liu, "New Benchmark Image Segmentation Evaluation," *Journal of Electronic Imaging*, Vol.16, No.3, 033011, 2007.
- [2] J. Shi and J. Malik, "Normalized Cuts and Image Segmentation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol.22, No.8, pp. 888-905, 2000.
- [3] B. McCane, "On the Evaluation of Image Segmentation Algorithms," *Proc. the Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA '97)*, pp. 455-464, Auckland, New Zealand 1997.
- [4] Y. Zhang, "A Survey of Evaluation Methods for Image Segmentation," *Pattern Recogn.*, Vol.29, No.8, pp. 1335-1346, 1996.
- [5] N.R. Pal and S.K. Pal, "A Review on Image Segmentation Techniques," *Pattern Recogn.*, Vol.26, No.9, pp. 1277-1294, 1993.
- [6] Pedro F. Felzenszwalb and Daniel P. Huttenlocher, "Efficient Graph-Based Image Segmentation," *Int. J. Comput. Vis.*, Vol.59, No. 2, pp. 167-181, 2004.
- [7] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol.24, No.5, pp. 603-619, 2002.
- [8] Byoung-Ki Jeon, Yun-Beom Jung, and Ki-Sang Hong, "Image Segmentation by Unsupervised Sparse Clustering," *Pattern Recognition Letters*, Vol.27, No.14, pp. 1650-1664, 2006.
- [9] James C. Bezdek, Robert Ehrlich, and William

- Full, "FCM: The Fuzzy C-means Clustering Algorithm," *Computers and Geosciences*, Vol. 10, No.2-3, pp. 191-203, 1984.
- [10] H.J. Zimmermann, *Fuzzy Set Theory and Its Applications*, Kluwer Academic Publishers, Boston, 2001.
- [11] Carl R. O. Duda, P.E. Hart, and D.G. Stork, *Pattern Classification(2nd edition)*, Wiley-Interscience, New York, 2000.
- [12] Khang Siang Tan and Nor Ashidi Mat Isa, "Color Image Segmentation Using Histogram Thresholding-Fuzzy c-means Hybrid Approach," *Pattern Recognition*, Vol.44, No.1, pp. 1-15, 2011.
- [13] Radhakrishna Achanta, Appu Shaji, Kevin Smith, Aurelien Lucchi, Pascal Fua, and Sabine Susstrunk, *SLIC Superpixels*, EPFL Technical Report 149300, 2010.
- [14] Levinshtein A., Stere A., Kutulakos K., Fleet D., Dickinson S., and Siddiqi K., "Turbopixels: Fast Superpixels Using Geometric Flows," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 31, No.12, pp. 2290-2297, 2009.
- [15] A.Vedaldi and S. Soatto, "Quick Shift and Kernel Methods for Mode Seeking," *Proc. the European Conf. on Computer Vision*, Vol.4, pp. 705-718, 2008.
- [16] Murat Erisoglu, Nazif Calis, and Sadullah Sakallioğlu, "A New Algorithm for Initial Cluster Centers in k-means Algorithm," *Pattern Recognition Letters*, Vol.32, No.14, pp. 1701-1705. 2011.
- [17] Zhiding.Yu, Oscar C.Au, Ruobing Zou, Weiyu Yu, and Jing Tian, "An Adaptive Unsupervised Approach Toward Pixel Clustering and Color Image Segmentation," *Pattern Recognition Letters*, Vol.43, No.5, pp. 1889-1905, 2010.
- [18] gSLIC:a Real-Time Implementation of SLIC Superpixel Segmentation, http://www.robots.ox.ac.uk/~carl/papers/gSLIC_report.pdf, 2011.
- [19] 이정환, 류현중, "영상분할을 위한 슈퍼픽셀의 분류," 한국멀티미디어학회 추계학술발표대회 논문집 제14권, 제2호, pp. 143, 2011.
- [20] 유창연, 곽내정, 김영길, 안재형, "칼라영상분할을 위한 경계선 보존영역 병합방법," 멀티미디어학회논문지, 제7권, 제3호, pp. 319-326, 2004.



이정환

1983년 경북대학교 전자공학과 학사
 1986년 한국과학기술원 전기및전자공학과 석사
 1993년 한국과학기술원 전기및전자공학과 박사

2008년~2009년 미국 워싱턴주립대학교 객원교수
 1990년~현재 안동대학교 전자공학과 교수
 관심분야: 영상신호처리, 컴퓨터비전, 대용량영상처리 등