

차감 및 중력 fuzzy C-means 클러스터링을 이용한 칼라 영상 분할에 관한 연구

Segmentation of Color Image by Subtractive and Gravity Fuzzy C-means Clustering

陳英根*, 金太均**

(Young-Goun Jin and Tae-Gyun Kim)

요 약

칼라 영상 분할의 한 방법으로 fuzzy C-means를 이용한 방법이 많이 연구되었으나, 이 방법은 클러스터의 개수가 정해져야 사용할 수 있는 방법이다. 분할해야 할 데이터가 많은 경우 예비 분할을 수행하여 예비 분할 되지 않는 데이터들에 대해서 상세 분할을 fuzzy C-means를 사용하여 분할 하나 예비 분할된 데이터의 클러스터 중심과 상세 분할로 만들어진 클러스터의 중심과는 연계성이 없어진다. 본 연구에서는 이것을 보완하기 위하여 차감 클러스터링을 사용하여 칼라 영상의 클러스터의 개수와 중심을 구한 후, 이것을 이용하여 영상을 예비 분할하고 중력을 가진 fuzzy C-means를 사용하여 분할되지 않은 나머지 부분과 클러스터의 중심을 최적화 시켜 분할하는 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법의 정성적인 평가를 수행하여 본 논문에서 제시된 방법이 우수함을 보인다.

Abstract

In general, fuzzy C-means clustering method was used on the segmentation of true color image. However, this method requires number of clusters as an input. In this study, we suggest new method that uses subtractive and gravity fuzzy C-means clustering. We get number of clusters and initial cluster centers by applying subtractive clustering on color image. After coarse segmentation of the image, we apply gravity fuzzy C-means for optimizing segmentation of the image. We show efficiency of the proposed algorithm by qualitative evaluation. Keyword : Color image, Clustering, Fuzzy C-means, Subtractive Clustering, Segmentation

I. 서 론

칼라 영상은 흑백이진 또는 계조(256 gray-level)영상보다 많은 정보량을 가지고 있어 정보의 특징적 표현이 쉬우나

컴퓨터 비전, 영상 분할 또는 인식을 위한 영상 처리를 해야 하는 경우에는 처리 정보량이 증가하므로 가능한 영상 처리에 필요한 영역만을 추출하여야 할 필요성이 있다. 칼라 영상의 경우에는 표현하고자 하는 정보들이 서로 다른 칼라이기 때문에 칼라의 차이로 특징 영역들을 구분할 수 있다. 그러나 분할해야 할 영역 수에 비해 칼라수가 증가한다면 필요한 부분만을 추출하기 위해 칼라 클러스터링 기술이 필요하다. 기존에 주로 연구된 영상 분할 방법은

* 韓國航空宇宙研究所

(Korea Aerospace Research Institute)

** 忠南大學校 컴퓨터工學科

(Dept. of Computer Eng., Chungnam National Univ.)

接受日:1997年7月18日, 修正完了日:1997年11月20日

대부분 계조 영상을 대상으로 하며, RGB 3차원 특성을 고려한 칼라 영상 분할에 적용되는 알고리즘으로는 K-means 알고리즘(Hard C-means)^[1,2], fuzzy C-means 알고리즘^[3-5], scale space filtering 및 Markov Random Fields^[6,7]를 사용하는 알고리즘, 신경망을 이용하는 방법 등이 연구되었다. K-means과 fuzzy C-means^[3] 알고리즘의 경우에는 분할할 클러스터의 개수를 미리 정해야 하며, 신경망의 경우에는 학습자료 입력이 선행되어야 한다. Celenk^[8]는 칼라 좌표축을 다양한 좌표축(RGB, YIQ, HSI, 1976CIE)으로 변환시켜 각축에 대한 히스토그램의 분포와 Fisher-linear discriminant 함수를 적용시켜 영상을 분할하는 연구를 수행하였다. 그러나 이 방법은 히스토그램 분포가 multi-modal인 경우에도 확일적으로 적용하기 힘들다. Huang^[9]은 MRF 알고리즘^[6] 적용시 예비 분할을 하기 위해 scale space filtering을 적용하였으나 이 방식의 특징은 적용되는 scale을 미리 지정해야 하며 자동적으로 scale 최적치를 구하기가 어렵고, 초기 상태의 수에 따라 수렴 속도와 안정도가 좌우된다. 칼라 영상 분할에 fuzzy C-means를 사용하는 경우^[10-12]가 많으며 그 중 Lim^[3]의 방법의 특징은 초기 클러스터의 개수를 구하기 위하여 scale space filtering과 일차, 이차 미분에 의한 적절한 문턱치(threshold)값들을 구한 후 이들을 기초로 영상을 예비 분할하고 상세 분할을 fuzzy C-means를 사용하여 수행한다. 이 방법은 히스토그램 특성이 unimodal에 가까울 경우에는 적절한 클러스터의 개수 및 중심을 구하기 힘들다. 미 분할된 부분에 대하여 fuzzy C-means를 적용하여 상세 분할시 초기 클러스터의 중심값으로 예비 분할을 통하여 구해진 중심들을 사용하게 된다. 이 경우 미 분할된 데이터들을 적용하여 클러스터의 중심들 및 멤버십 값들을 반복하여 계산하게 되면 클러스터의 중심들이 미 분할된 데이터들을 중심으로 최적화 되게 되어 그 결과 클러스터의 중심들이 기존의 예비 분할에 적용된 중심값과 연관성이 없게 된다. 즉 미 분할된 데이터들이 클러스터 중심을 반복하여 결정하는 과정에 참여 할수 없기 때문에 전혀 새로운 클러스터 중심들이 만들어져 결과적으로는 2m개로(예비 분할에 사용된 m개 + 미 분할 데이터를 상세 분할시 생긴m개) 클래스분류를 하는 것과 같다.

그러므로 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위하여 차감 클러스터링(subtractive clustering)^[13]을 사용하

여 분할할 클러스터의 개수 및 그 중심들 미리 구하고 이것을 기초로 예비 분할을 수행하고 이 예비 분할에 포함되지 않는 영상 데이터들을 상세 분할시에 미 분할된 데이터도 결정 과정에 참여할수 있도록 중력항을 사용하여 클러스터의 중심들이 미 분할된 데이터가 아닌 전체 데이터를 m개의 클래스로 최적 분할되도록 하는 방법을 제시한다. 이 방법은 미 분할된 데이터들에 의한 중력이 남아 있어 미 분할된 새로운 데이터들의 수가 적으면 클러스터의 중심이 쉽게 이동하지 않는다. 이 중력의 힘은 미 분할된 클러스터들이 가진 데이터 개수에 비례하며 이 데이터 개수가 적은 클러스터의 경우 미 분할된 데이터를 상세 분할시에 분할오차를 줄이기 위한 급격한 중심의 변동이 있게 된다. 즉 초기에 설정된 클러스터의 중심이 미 분할된 영상의 화소에 좌우되어 크게 변동하게 되는 경우이다. 대해서는 중력을 가진 fuzzy C-means를 사용하여 분할하는 칼라 영상의 클러스터링 기법을 소개한다. 제시되는 알고리즘은 자동적으로 영상의 클러스터의 개수 및 그 중심들을 얻을 수 있으므로 기 연구된 fuzzy C-means의 초기 클러스터 개수 문제 및 수렴 반복 회수를 줄일 수 있다. 또 fuzzy C-means 적용시 예비 분할된 클러스터의 중심들이 중력으로 작용하기 때문에 클러스터 중심의 급격한 변화를 줄일 수 있다. 그림 1은 제시된 알고리즘의 블록도를 나타낸다. 제 II장에서는 차감 클러스터링에 대하여 설명하며 제 III장에서는 중력을 가진 fuzzy C-means에 대하여 설명하며 제 IV장에서는 실험 방법 및 결과에 대해 설명하고 제 V장에서는 결론을 제시한다.

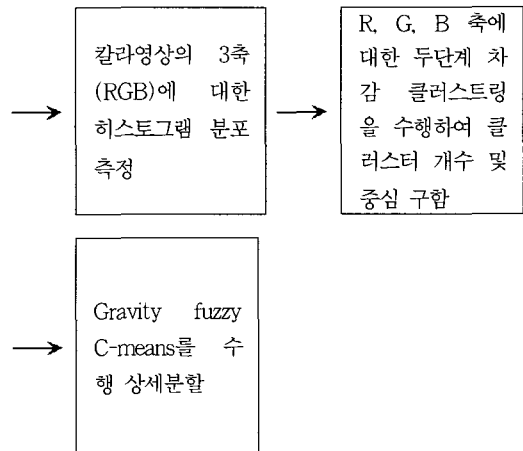


그림 1. 영상분할 흐름도

Fig. 1. Block diagram of the algorithm.

II. 차감 클러스터링 알고리즘 및 영상에의 적용

차감 클러스터링 방법은 mounting clustering^[13,14] 방법과 유사하나 직접 클러스터링할 데이터들을 클러스터의 중심으로 선택하게 된다는 차이점이 있다. 또 mounting clustering의 계산량이 데이터의 차원과 노드에 따라 급격히 늘어나는 반면에 계산량이 데이터 개수에 비례하게 된다. n개의 자료{x₁, ..., x_n}를 차감 클러스터링 방법으로 분할하기 위해서는 i번째 데이터 x_i에 대한 다른 데이터들의 기여도 DM_i 즉 밀도값을 계산해야 한다.

$$DM_i = \sum_{j=1}^n \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{(r_a/2)^2}\right) \quad (1)$$

여기서 i는 1 부터 n 까지이며 r_a는 x_i의 밀도 계산에 기여할 데이터들의 참여 반경을 결정짓는 상수를 나타낸다. 첫 번째 클러스터의 중심은 최대 밀도값을 갖는 데이터 x_c가 되며, 그 최대값은 DM_{max}이다. 선택된 데이터와 그 주변 데이터들을 제외시킨 새로운 i번째 밀도값 New DM_i를 얻기 위한 계산을 (2)식을 사용하여 수행한다.

$$New DM_i = DM_i - DM_{max} \exp\left(-\frac{\|x_i - x_c\|^2}{(r_b/2)^2}\right) \quad (2)$$

여기서 r_b는 주변 데이터의 제거 반경을 결정하는 상수이다. 새로 계산된 밀도값 중에 최대치를 가지는 데이터와 그 값을 찾아 계속 (2)식을 반복한다. 반복회수는 적절한 클러스터의 개수가 나올 때까지 계속하여도 무방하지만 여기서는 밀도값의 총합이 0 보다 작은 경우에 자동적으로 중단하도록 한다. 이 차감 클러스터링을 칼라 영상에 적용하기 위해서는 직접 영상의 각 픽셀들을 데이터로 하여 구할 수 있지만 계산량이 많으므로 각각의 R, G, B축에 대해 적용한다. 우선 영상의 3축에 대한 각각의 칼라 영상 히스토그램을 구한다.

H_R(x_R) : Red 축 히스토그램, 0 ≤ x_R ≤ 255

H_G(x_G) : Green 축 히스토그램, 0 ≤ x_G ≤ 255

H_B(x_B) : Blue 축 히스토그램, 0 ≤ x_B ≤ 255

각축에 대한 초기 밀도값을 구한다. 예를 들어 R축에 대한 차감 클러스터링을 수행하기 위해서는 (1),(2)식 대신에 다음 식을 사용한다.

$$DM_{x_{Ri}} = \sum_{x_{Rj}=0}^{255} H_R(x_{Rj}) \exp\left(-\frac{(x_{Ri} - x_{Rj})^2}{(r_{Ri}/2)^2}\right) \quad (3)$$

$$New DM_{x_{Ri}} = DM_{x_{Ri}} - DM_{Rmax} \exp\left(-\frac{\|x_{Ri} - x_{Rc}\|^2}{(r_{Rb}/2)^2}\right) \quad (4)$$

여기서 인덱스 R은 Red 축에 대한 식임을 나타낸다. 최대값을 가지는 데이터를 첫 번째 클러스터의 중심으로 선택한 후 (4)식을 사용하여 새로운 밀도 값을 구한다. 그 밀도값의 합이 0 이상이면 다시 최대 밀도값을 찾아 클러스터의 중심으로 선택한 후 새로운 밀도값 계산과 최대값 찾기를 밀도값의 합이 0 이하가 될 때까지 반복한다.

표 1. 각 축에 대하여 선택된 클러스터 중심 값을
Table 1. Selected cluster centers about R, G, B axes.

No.	Red	Green	Blue
1	92	105	214
2	132	49	169
3	59	146	100
4	175	15	245
5	211	194	134
6	-	76	70
count	5	6	6

표 1에서는 lena칼라 영상을 사용하여 각각의 R, G, B축에 대하여 얻어진 클러스터의 중심값을 나타내었다. R, G, B 각 축에 대해 결정되어진 클러스터의 개수 및 중심들로 영상의 픽셀을 표현하기 위해서는 3축의 조합이 필요하다. 즉 R축이 m개의 클러스터, G축이 n개의 클러스터, B축이 l개의 클러스터를 가진다면 조합된 클러스터의 개수는 m*n*l개가 된다. 클러스터의 개수를 더 줄이기 위하여 두 번째 단계의 차감 클러스터링을 수행하며 이 경우는 각축에 대하여 수행하는 것이 아니고 이미 얻어진 클러스터의 중심들에 대하여 전체 영상 데이터가 미치는 밀도값을 다시 계산하게 된다. (1)식을 사용하며 x_i는 클러스터의 중심들이 되고 x_j는 j번째 영상 데이터가 되며 n은 전체 영상 데이터의 개수가 된다. (2)식을 이용하여 클러스터의 중심들을 찾아가며 전체 데이터의 밀도값의 합이 0 이하면 반복을 중지하게 된다. 얻어진 클러스터의 개수 및 중심들을 이용하여 영상 데이터를 예비 분할을 한다. 예비 분할은 영상 데이터와 클러스터의 중심과의 RGB거리가 r_a보다 적으면 그 영상 데이터는 그 클러스터에 속한 것이 되며 영상 데이터가 어느 클러스터에도 속하지 않으면 중력을 가진 fuzzy C-means를 사용하여 분할하기 위해 남겨둔다.

III. 중력을 가진 fuzzy C-means clustering 알고리즘과 영상에의 적용

fuzzy C-means는 Bezdek에 의해 제안된 클러스터링 알고리즘^[4-5]으로 이론적으로 안정성과 수렴성이 우수하여 매우 뛰어난 성능을 보인다. 그러나 클러스터의 개수가 미리 정해져야 하며 데이터량이 많은 경우 계산량의 증가로 인하여 영상 데이터를 직접 fuzzy C-means로 분할하기는 어렵다. 그러므로 영상 처리에서의 적용은 예비 분할을 선행하여 분할되지 않는 영상 데이터에 대하여 이 알고리즘을 적용하여야 왔다. 그러나 이러한 적용 방식은 예비 분할에 사용된 클러스터의 중심과 fuzzy C-means를 사용한 상세 분할의 최종 결과 클러스터의 중심과는 현격한 차이가 생긴다. 이러한 차이는 상세 분할시에 fuzzy C-means를 사용하면 예비 분할된 데이터들을 전혀 고려하지 않고 미 분할된 데이터 내에서 새로운 클러스터의 중심을 찾기 때문에 일어나는 것으로 예비 분할을 하지 않고 바로 fuzzy C-means를 사용한다면 일어나지 않는다. 그러므로 상세 분할에서도 일관성 있는 클러스터의 중심들을 유지하기 위하여 중력을 가진 fuzzy C-means를 사용한다. fuzzy C-means에 대한 상세한 설명은 국내의 논문^[3-5,11,12]을 참고하기 바람직하며 직접 영상에의 적용 방법에 대하여 설명한다.

두 단계의 차감 클러스터링을 수행하여 구한 클러스터 개수와 중심을 사용하여 다음 식을 통해 먼저 퍼지 멤버십 행렬 요소 u_{ij} 를 구한다. 즉 u_{ij} 는 j번째 데이터가 i번째 클러스터에 소속되는 정도를 나타내는 0과 1 사이의 값으로 1 이면 완전한 소속을 나타낸다.

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C (d_{ij}/d_{kj})^{2/(m-1)}} \quad (5)$$

여기서 $d_{ij} = (c_i - x_j)^2$ 이며 C는 클러스터의 개수, c_i 는 i번째 클러스터 중심을 x_j 는 분할할 데이터를 나타낸다. 멤버십 요소를 구하였으면 새로운 클러스터의 중심들을 구해야 한다. 통상 사용하는 수식은 (6)식의 형태이나 여기에 예비 분할된 자료들에 의한 중력항들을 포함한 (7)식을 사용하여 클러스터의 중심들을 구한다.

$$c_i = \frac{\sum_{j=0}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=0}^n u_{ij}^m} \quad (6)$$

$$c_i = \frac{\sum_{j=0}^n u_{ij}^m x_j + H(i)c_{oi}}{\sum_{j=0}^n u_{ij}^m + H(i)} \quad (7)$$

여기서 H(i)는 i번째 클러스터의 히스토그램 또는 데이터의 개수, c_{oi} 는 새로운 클러스터 c_i 의 이전 클러스터 중심을, n은 분할해야 할 데이터 개수를 나타낸다. m은 퍼지정도를 나타내며 값이 크면 퍼지정도가 크진다. 여기서는 2를 넣어 계산한다. (5)식과 (7)식을 계속 반복 수행하여, fuzzy C-means의 비용함수 또는 멤버십 행렬의 변화율이 0.001% 이하가 되면 반복을 중단하고 미 분할된 데이터들을 각각 멤버십 값이 최대인 클러스터에 귀속시킨다.

IV. 실험 방법 및 결과

제안된 클러스터링 알고리즘을 24bit 칼라 영상 lena에 적용시켜 보았다. 그림 2는 R, G, B각축에 대한 히스토그램을 보여주며 그림 3은 R축에 대하여 일단계 차감 클러스터링을 사용하였을 때 밀도값의 변화를 보여주고 있다. 여기에 사용된 상수 값으로는 $r_{Ra} = 0.15$, $r_{Rb} = 1.1 * r_{Ra}$ 를 사용하였다. 표 1은 일단계 차감 클러스터링을 수행하여 각 축에서 선택된 클러스터의 중심값들을 보여주는데 나열된 순서는 최대 밀도값을 가지는 순서이다. R축 클러스터의 개수가 5개, G축의 개수가 6개, B축의 개수가 6개이므로 이들을 조합하면 총 180개의 클러스터 개수와 중심들이 생겨난다.

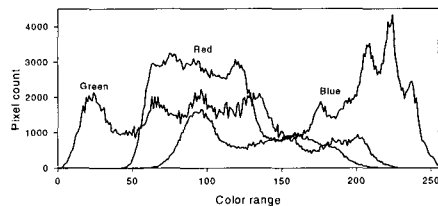


그림 2. R, G, B 각 축에 대한 데이터 분포도
Fig. 2. Histogram of R axis, G axis and B axis.

차감 및 중력 fuzzy C-means 클러스터링을 이용한 칼라 영상 분할에 관한 연구

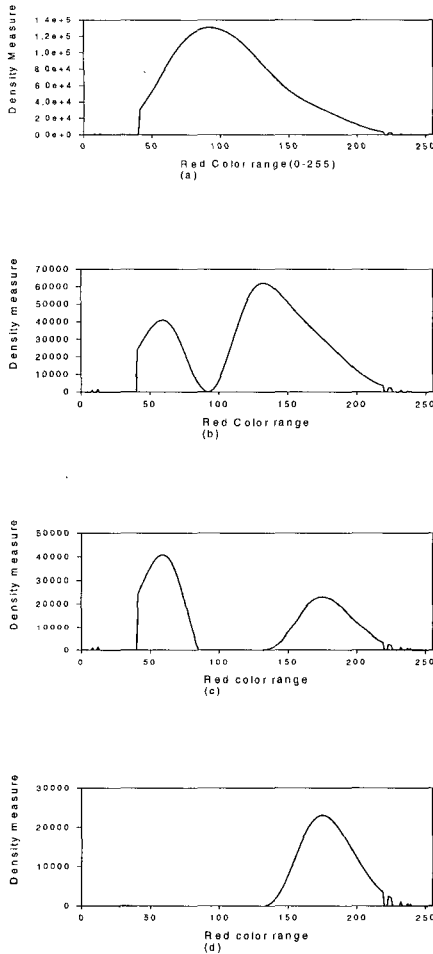


그림 3. R축에 subtractive clustering을 순차적으로 적용

- (a) 초기 밀도값
- (b) 첫 번째 중심 추출 후
- (c) 두 번째 중심 추출 후
- (d) 세 번째 중심 추출 후
- (e) 네 번째 중심 추출 후

Fig. 3. Iterative applications of subtractive clustering on R axis.

- (a) Initial density measure
- (b) For second center extraction
- (c) For third center
- (d) For fourth center
- (e) For fifth center extraction

그러나 이 개수가 많기 때문에 이들 클러스터의 중심에 대한 전체 영상 데이터들의 기여도를 계산하는 두 번째 단계의 차감 클러스터링을 수행하였다. 이 계산에 의해 9개의 클러스터가 선택되었으며, 표 2의 "start"열은 선택된 클러스터의 중심들을 보여준다.

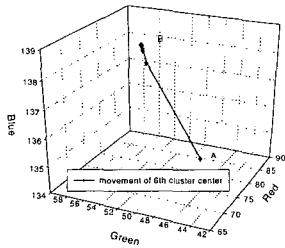
표 2. fuzzy C-means의 반복에 따른 클러스터의 중심값들

Table 2. Variation of cluster centers by iteration.

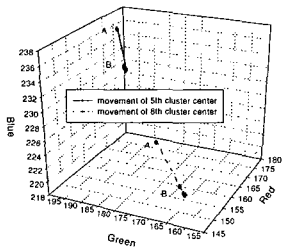
start (R, G, B)	first iteration	fifth iteration	final iteration	pixel count
97,101,212	98,102,212	99,103,212	99,103,212	38,317
129,140,214	129,140,214	130,141,214	130,141,214	27,349
62,22,94	64,22,93	64,22,93	64,22,93	36,791
85,72,173	91,78,173	91,78,173	90,78,173	44,193
173,197,236	150,179,236	149,179,239	149,179,239	32,802
68,44,136	88,57,137	88,58,138	88,58,138	23,297
87,41,105	86,41,106	86,42,107	86,42,107	11,946
175,186,219	154,167,220	147,161,221	147,161,222	19,317
120,114,212	119,115,209	113,112,203	112,110,203	28,132

512*512 크기의 lena 영상의 경우 데이터 개수는 262,144이고 미 분할된 영상 데이터의 개수는 103,535이다. 이 계산에 사용된 상수로는 $r_a = 0.15$, $r_B = r_a * 1.2$ 를 사용하였다. 선택된 9개의 클러스터를 중심으로 하는 중력을 가진 fuzzy C-means를 사용하여 미 분할된 데이터들을 분할하였다. 표 2의 2번째 열부터는 반복 회수에 따른 클러스터의 중심들의 변화와 최종 클러스터의 중심으로 분할된 데이터 개수를 보여준다. 중력 특성에 의하여 초기에 설정된 클러스터의 중심에서 중력이 큰 클러스터 중심들은 분할시에 거의 중심이 변하지 않으며 중력이 약한 중심들은 변화하는 것을 볼 수 있다.

그림 4에서는 표 2의 클러스터 중심중 5, 6, 8번째 중심들이 fuzzy C-means의 반복에 따른 예비 분류 오류 교정 과정을 보여 준다. 반복시작 위치는 그림에서 A로 표시하고 반복이 끝나는 위치는 B로 표시하였다. 반복 회수마다 마크를 표시하였으나 시작위치 A에 한 개의 마크가 찍힌 후에 대부분의 마크는 끝위치 B에 집중적으로 몰려있다. 이것은 초기



(a)



(b)

그림 4. 5, 6, 8 번째 클러스터의 중심의 움직임

(시작A, 끝B)

(a) 6번째 클러스터 중심의 움직임

(b) 5, 8번째 클러스터 중심의 움직임

Fig. 4. Movements of 5, 6, 8th cluster centers(start A, end B).

(a) 6th cluster center

(b) 5, 8th cluster centers

클러스터링이 잘못되었을 경우 fuzzy C-means의 초기 몇회의 반복에서 교정할수 있음을 보여준다. 그리고 클러스터링 중심을 시작시 에 임의의 값으로 한 경우보다 약간의 오류가 있지만 초기 값을 지정하므로 빨리 수렴함을 보인다. 클러스터링 또는 세그멘테이션의 적절도를 판정할 수 있는 기준은 연구 논문에 따라 주관적인 성질이 강하다. 그러므로 본 연구에서는 fuzzy C-means의 목적 함수에 부합하는 정성적이고 객관적인 평가 척도를 사용하여 제시된 알고리즘을 평가하였다. 즉 원 영상과 클러스터링에 의한 영상의 차이를 평가하는 것이다.

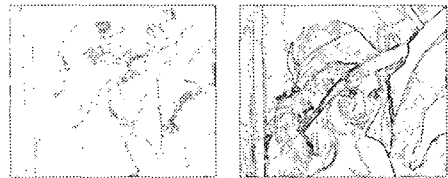
$$Cost = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n ((r_i - r_{ci})^2 + (g_i - g_{ci})^2 + (b_i - b_{ci})^2)}$$

여기서 n은 영상 데이터의 개수이고 r_i, g_i, b_i 는 원 영상의 i번째 데이터를 나타낸다. r_{ci}, g_{ci}, b_{ci} 는 클러스터된 영상의 i번째 데이터를 나타낸다. Cost의 값은 클러스터의 개수에 따라 변화가 있게 된다. 즉 개수가 많을수록, 그리고 클러스터의 중심이 적절하게 결정될수록 그 값은 줄어들게 된다. 그러므로 클러스터의 개수가 고정되어 있을 경우 최적의 클러스터의 중심을 구하는 척도가 된다. 표 3은 그 평가 결과를 보여주는데 본 연구에서 제시된 방법이 scale-space filtering and thresholding 및 통상의 fuzzy C-means를 사용하는 방법보다 우수함을 알 수 있다. 그림 5에서는 제시된 알고리즘을 칼라 영상 lena와 peppers에 적용하여 분할한 결과를 보여준다.



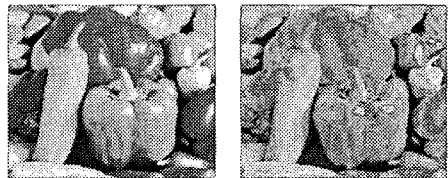
(a) Original LENA

(b) Cluster image



(c) Conture image

(d) Edge image



(e) Peppers

(f) Cluster image



(g) Conture image

(h) Edge image

그림 5. 원 영상과 클러스터링된 영상

Fig. 5. Original image and clustered image.

표 3. 여러 가지 분할 방법에 따른 비용

Table 3. Cost versus segmentation methods.

Coarse classifier	Fine classifier	Average Cost for LENA	Average Cost for Peppers
Subtractive clustering	Gravity fuzzy C-means	25.8	27.5
Scale-space filtering & thresholding	fuzzy C-means	34.5	33.9
	Gravity fuzzy C-means	29.7	28.4
Simple thresholding	fuzzy C-means	42.3	37.7
	Gravity fuzzy C-means	30.2	32.1

V. 결 론

본 논문에서 제시한 방법은 차감 및 중력을 가진 fuzzy C-means 클러스터링을 사용하여 칼라 영상을 분할하는 것으로 기존의 fuzzy C-means를 사용하여 칼라 영상의 클러스터링을 수행시 요구되는 초기 클러스터의 개수 문제와 상세 분할에 사용할 때 초기 선정된 클러스터의 중심들이 분류해야 할 데이터들을 중심으로 다시 정렬되어 기 분할된 데이터의 중심과 현격히 벌어지는 문제 등을 보완할 수 있다. 또 실제로 영상에 적용하여 실험한 결과 기존의 방법에 비해 우수성을 보여 주었다. 또 다른 장점은 초기에 적절한 클러스터 개수와 그 중심들을 구하기 위하여 차감 클러스터링을 두단계로 적용하므로 차감 클러스터링에 주어지는 입력 및 출력 반경 상수의 예민성을 줄일 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] G.B. Coleman, H.C. Andrews, "Images segmentation by clustering," Proc. IEEE, Vol.67, pp. 773-785, 1979.
 [2] J. Bryant, "On the clustering of multidimensional pictorial data," Pattern Recognition, Vol.11, pp.

115-125, 1979.
 [3] Young Won Lim, Sang Uk Lee, "ON THE COLOR IMAGE SEGMENTATION ALGORITHM BASED ON THE THRESHOLDING AND THE FUZZY C-MEANS TECHNIQUE", Pattern Recognition, Vol.23, No.9, pp.935-952, 1990.
 [4] J.C. Bezdek, "A physical interpretation of fuzzy ISODATA", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 6, No.5, pp387-389, May, 1976.
 [5] J.C. Bezdek, "A convergence theorem for the fuzzy ISODATA clustering algorithms", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 2, No. 1, Jan. 1980.
 [6] Jianqing Liu, Yee-Hong Yang, "Multiresolution Color Image Segmentation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.16 No.7, pp.689-700, July 1994.
 [7] F.R. Hansen, Elliott, "Image Segmentation Using Simple Markov Field Models", Computer Graphics and Image processing, Vol. 20, pp. 101-132, 1982.
 [8] MEHMET CELENK, "A Color Clustering Technique for Image Segmentation", COMPUTER VISION GRAPHICS AND IMAGE PROCESSING, Vol.52, pp.145-170, 1990.
 [9] CHUNG-LIN HUANG, TAI-YUEN CHENG, CHAUR-CHIN CHEN, "COLOR IMAGES' SEGMENTATION USING SCALE SPACE FILTER AND MARKOV RANDOM FIELD", Pattern Recognition, Vol.25 No.10, pp.1217-1229, 1992.
 [10] 최우영, 박래홍, 이상억, "국부적응 Fuzzy C-means 알고리즘을 이용한 영상 분할", 전자공학회 논문지, 제25권 6호, pp.90-97, 1988년 6월.
 [11] T.L. HUNTSBERGER, MF DESCALZI, "Color edge detection", Pattern Recognition, Vol.3, No 3, pp.205-209, May 1985.
 [12] 김수환, 조창호, 강영진, 이 태원, "확장된 퍼지 클러스터링 알고리즘을 이용한 다중첨두 검출", 전자공학회 논문지, 제29권 1호, pp.102-111, 1992년 1월.

[13] Jyh-Shing Roger Jang, Chuen-Tsai Sun, Eiji Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice-Hall International, Inc., USA, pp.423-432, 1997.

[14] R.R. Yager, D.P. Filev, "Approximate Clustering via the mountain method", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.24, pp.1279-1284, 1994.

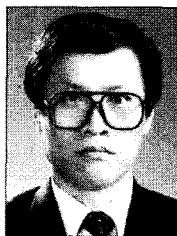
저 자 소 개



陳英根(正會員)

1961년 8월 20일생. 1984년 2월 한양대 전자공학과 학사. 1986년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사. 1992년 3월 - 현재 충남대학교 컴퓨터공학과 박사과정. 1986년 4월 - 1980년 5월 국방과학연구소 연구원. 1991년 11월 - 현재 항공우주연구소 근무. 주관

심분야는 패턴인식, 칼라영상처리, 인공지능.



金太均(正會員)

1944년 1월 25일생. 1976년 2월 서울대 공업교육학과 학사. 1980년 2월 동경공업대학 물리정보공학과 석사. 1984년 2월 동경공업대학 물리정보공학과 박사. 1978년 - 현재 충남대학교 컴퓨터공학과 정교수. 주관심분

야는 패턴인식, 영상처리, 멀티미디어.