

# 퍼지 클러스터링을 이용한 칼라 영상 분할

\*이 재덕,\*\*엄 경 배  
\*장항 공업고등학교, \*\*군산대학교 컴퓨터학과

## A study on the color image segmentation using the Fuzzy Clustering

\*J. D. Lee, \*\*K. B. Eum  
\*Janghang Technical High School, \*\*Dept. of Computer Science, Kunsan Univ.

### Abstract

Image segmentation is the critical first step in image information extraction for computer vision systems. Clustering methods have been used extensively in color image segmentation. Most analytic fuzzy clustering approaches are divided from the fuzzy c-means(FCM) algorithm. The FCM algorithm uses the probabilistic constraint that the memberships of a data point across classes sum to 1. However, the memberships resulting from the FCM do not always correspond to the intuitive concept of degree of belonging or compatibility. Moreover, the FCM algorithm has considerable trouble under noisy environments in the feature space. Recently, a possibilistic approach to clustering(PCM) for solving above problems was proposed. In this paper, we used the PCM for color image segmentation. This approach differs from existing fuzzy clustering methods for color image segmentation in that the resulting partition of the data can be interpreted as a possibilistic partition. So, the problems in the FCM can be solved by the PCM. But, the clustering results by the PCM are not smoothly bounded, and they often have holes. The region growing was used as a postprocessing after smoothing the noise points in the pixel seeds. In our experiments, we illustrate that the PCM is reasonable than the FCM in noisy environments.

### 1. 서론

영상 분할(image segmentation)은 영상을 그 구성 성분 또는 물체별로 나누는 작업을 일컫는다. 즉, 분할은 명암 값, 칼라, 운동 특성, 표면특성 등 공통 특성을 나타내는 화소들의 집단을 만드는 것이다. 여기서 영상 분할은 의사 결정(decision making) 과정으로 볼 수도 있다. 즉, 화소들이 어떠한 장면 요소의 구성원인가를 결정하는 과정으로 생각할 수 있다. 이와같이 영상 분할은 컴퓨터 비전에서 매우 중요한 단계이고 컴퓨터에 의한 영상 분석에서 반드시 다루어야 할 부분이다. 영상 분할을 통한 물체의 모습이나 구성 성분은 다음 단계에서 이어질 영상 해석이나 인지 또는 묘사에서 필요하기 때문이다. 인간의 감각 기관중 가장 중요한 부분은 눈이고 이 기관의 감각 현상인 칼라와 그것의 과학적인 표현은 우리 실생활 면에서도 아주 중요한 면을 점유하고 있다. 또한,

칼라 영상을 채취하는데 가격이 떨어지고 있고, 칼라 영상이 단색조 영상에 비해 인간의 시각을 크게 향상시키므로 칼라 영상 처리 및 분석은 매우 필요한 영역이다.

Ohta는 칼라 영상 분할에 있어서 구조적인 실험을 통하여 효율적인 칼라 속성들을 개발 하였다.[1] 여러 가지 영상 분할 방법중에서 칼라 영상 분할을 위해서 역치에 의한 차단법(thresholding)과 클러스터링(clustering)에 의한 방법이 칼라 영상 분할을 위해 널리 이용되어져왔다. Ohlander는 칼라 영상 분할을 위해 다차원 역치에 의한 차단법을 이용하였고, 역치값들은 서로 다른 칼라좌표계에서 구해졌다.[2] 다차원 역치에 의한 차단법은 칼라 영상과 같은 다차원 영상 데이터를 분할하기 위해 사용되어졌으나, 이 방법은 그레이 영상을 위한 1차원적인 방법이기 때문에 다차원 데이터를 분류하는데는 제약사항이 있다.[3] 스펙트럼 해석(spectrum analysis)방법은 칼라 영상 분할을 위한 다른 방법이 될 수 있으나 칼라 영상의 화소들을 분할하기 위해서는 물체의 칼라에 대한 선지식(prior knowledge)이 필요하다. 그러나, 많은 실제 응용분야에 있어서 물체의 칼라에 대한 선지식을 얻는 일은 매우 어려운 일이다. 따라서, 이러한 상황에서는 클러스터링 방법이 이용되어질 수 있을 것이다.[4]

클러스터링 방법중에서도, 퍼지 이론을 이용한 클러스터링 방법이 칼라 영상 분할을 위해 많이 이용되어져 왔고, 이들 가운데 퍼지 c-mean 알고리즘이 칼라 영상 분할을 위하여 널리 이용되어져 왔다. Bezdek은 영상의 계층적인 해석을 위해 피라미드 데이터 구조와 영역 확장 기법을 이용하여 칼라 영상 분할을 시도하였다.[5] Lim과 Lee는 역치에 의한 차단법과 퍼지 c-mean 알고리즘을 이용하여 2단계 칼라 영상 분할을 시도하였으며[6], 이 방법은 클러스터의 수를 발견하기 위해 scale space 필터를 이용하는 방법을 제외하고는 Huntsberger에 의해 제안되어진 반복 알고리즘(iterative algorithm)과 유사하다.[7]

이와같이, 대부분의 퍼지 클러스터링 방법은 퍼지 c-mean 방법을 이용하고 있다. 퍼지 c-mean 알고리즘은 데이터의 각 클래스에 관한 소속함수 값이 1이 되는 확률 제약 조건(probabilistic constraint)을 이용하고 있다. 그러나, 퍼지 c-mean 으로부터 얻어진 소속함수의 값이 belonging이나 compatibility의 정도의 직관적인 개념과 항상 일치하지는 않는다. 또한, 퍼지 c-mean 알고리즘의 경우에는 "equal evidence"와 "ignorance"를 구분할 수가 없기 때문에, 특히 잡음이 있는 상황에서 심각한 문제점

을 야기시킨다. 이는 퍼지 c-mean의 경우 소속함수 값이 다른 클러스터와 관계가 있는 상대적인 값이기 때문이다. 따라서, 최근에 믿음이론(belief theory)과 가능성 이론(possibility theory)등이 이와같은 문제점을 개선하기 위해 시도되었다. 최근에 Raghunath는 클러스터링에 가능성 이론을 적용한 방법을 제안하였고, 그는 이 방법을 경계선 검출(boundary detection)과 표면 근사화(surface approximation)에 이용하였다.[8][9] 가능성 접근 방법의 경우 소속 함수값이 다른 클러스터와 관계가 없고, 속성과 그 클러스터 중심간의 거리에만 의존하기 때문에 이러한 문제점을 해결할 수 있다.

본 연구에서는 칼라영상 분할을 위해 가능성 이론 방법을 이용하였다. 클러스터링 방법만을 이용하여 칼라 영상 분할을 할 경우 경계선이 매끄럽지 못하거나, 영역의 내부에 많은 holes를 포함하게 된다. 따라서, 본 논문에서는 먼저 PCM을 이용하여 seed point들을 얻은 후 후처리 과정(post processing)으로써 영역 확장법을 이용하는 칼라 영상 분할 방법을 제안하였다. 실험 결과 잡음이 있는 상황에서 PCM 이 FCM보다 우수함을 알 수 있었다.

## 2. 본 론

### 2.1 칼라 영상 분할 방법

퍼지 c - mean은 Bezdek에 의하여 제안되어진 클러스터링 알고리즘이다.[11] 퍼지 c -mean 알고리즘의 목적 함수는 다음 식과 같이 주어진다.

$$J(L, U) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m d_{ij}^2 \quad (1)$$

$$\text{where } \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 \text{ for all } j$$

윗 식에서,  $L = (\beta_1, \dots, \beta_c)$ 는 prototype의 c-tuple 이고  $d_{ij}^2$ 은 미지의 패턴  $x_j$ 와 각 클러스터의 중심  $\beta_i$ 와 사이의 거리이다. N은 속성 벡터의 총 갯수이고, c는 클러스터의 개수이다.  $U = [u_{ij}]$ 는 퍼지 c-partition 행렬이라고 불리우는  $C \times N$ 행렬이다. 여기에서,  $u_{ij}$ 는 클러스터  $\beta_i$ 에서 속성 벡터  $x_j$ 의 소속 함수 값이고,  $m \in [1, \infty]$ 는 퍼지화라고 불리워지는 가중치 지수이다. 윗 식(1)에서 제약조건을 완화시킬 때, 평가 함수(criterion function)가 모든 소속 함수값을 0으로 최소화하여, 쓸모없는 해를 얻을 수 있다.

여기서, 모든 클러스터에서 그 클러스터에 속하는 것이 명확한 속성 벡터에는 가능한 한 높은 소속 함수값을 부여하고, 그렇지 못한 속성 벡터에는 낮은 소속 함수값을 부여하고자 한다. 이와 같은 조건을 만족하는 목적 함수가 최근에 Raghunath에 의해 제안되어졌고, 그 함수는 다음과 같다.[8][9]

$$J_m(L, U) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m d_{ij}^2 + \sum_{i=1}^c n_i \sum_{j=1}^N (1 - u_{ij})^m \quad (2)$$

윗 식에서  $n_i$ 는 적절한 양수 값이다. 윗식의 첫 번째 항은 속성 벡터로부터 군집 중심사이의 거리를 가능한 한 작게 유지하고, 반면에 두 번째 항은 쓸모없는 해를 얻

는 것을 피하기 위해  $u_{ij}$ 를 크게 유지하도록 한다.

**정리(Theorem) 1 :**  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 을 속성 벡터의 집합이라고 하고,  $L = (\beta_1, \dots, \beta_c)$ 를 클러스터의 중심들의 집합이라고 하자. 또한,  $d_{ij}^2$ 은 속성 벡터  $x_j$ 로부터 클러스터중심  $\beta_i$ 와의 거리라고 하고,  $U = [u_{ij}]$ 는 가능성 소속함수 값들로 이루어진  $C \times N$ 행렬이라고 하자. 위와 같은 가정하에  $U$ 는

$$u_{ij} = [1 + (d_{ij}^2/n_i)^{\frac{1}{m-1}}]^{-1}$$

이려면,  $J_m(L, U)$ 를 위한 전역 최소치가 될 것이다. prototype을 위한 필요조건은 퍼지 c-mean과 동일하다.

**증명)** 필요조건과 소속 함수값 갱신식을 유도하기 위해, 먼저  $U$ 의 행과 열이 서로 독립이라는 것을 주목해보자. 그러므로,  $U$ 에 관해  $J_m(L, U)$ 를 최소화 하는 것은  $u_{ij}$  각각의 값에 관해 다음 목적 함수를 최소화 시키는 것과 동일하다.

$$J_m^j(\beta_i, u_{ij}) = u_{ij}^m d_{ij}^2 + n_i(1 - u_{ij})^m \quad (3)$$

윗(3)식을  $u_{ij}$ 에 관해 미분하고, 미분값을 0으로 놓을 때 다음식을 얻을 수 있다.

$$u_{ij} = \frac{1}{1 + \left(\frac{d_{ij}^2}{n_i}\right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (4)$$

(4)식으로부터,  $u_{ij}$ 의 값이 [0,1]사이에 놓여있다는 것을 알 수 있다.

각 반복에서,  $u_{ij}$ 의 갱신된 값은 클러스터 중심  $\beta_i$ 와  $x_j$  사이의 거리에만 의존한다. prototype의 compatibility 관점에서 볼 때, 다른 클러스터에 관해 속성 벡터의 위치가 관계가 없어야 되고, 단지 클러스터에서 속성 벡터의 소속 함수값은 그것이 클러스터 중심으로부터 얼마나 떨어져있는가에 의해 결정되어야 한다. 여기서, 클러스터 중심의 갱신은 선택되어진 거리척도에 의존하고, 과정은 퍼지 c-mean의 방법과 동일하다. 또한 (4)식에서 소속 함수값은 Zimmermann과 Zysno에 의해 제안된 소속 함수의 형태와 매우 유사하다는 것을 알 수 있다.

식(4)는 클러스터  $\beta_i$ 를 위한 가능성 분포함수를 나타낸다. 이것을  $\Pi_i$ 라 표기한다. m의 값은 최종 가능성 c-partition의 fuzziness와 가능성 분포의 형태를 결정한다. m이 1일 때, 소속 함수는 hard값이고,  $m \rightarrow \infty$ 일 때 소속 함수는 극대의 퍼지화된 값을 갖게 된다.  $n_i$ 의 값은 클러스터에서 속성 벡터의 소속 함수 값이 0.5가 되는(3dB point)거리를 결정한다. 그러므로, 그것은 각 클러스터를 위하여 가능성 분포의 적절한 대역폭에 의존하여 선택되어 지는 것이 필요하다. 만일, 모든 클러스터가 유사하다면 모든 클러스터를 위한  $n_i$ 의 값이 동일하게 될 것이다. 일반적으로,  $n_i$ 는 클러스터  $\beta_i$ 의 형태와 크기

에 일정한 관계가 있다고 말할 수 있다. 또한 다른 측면에서 볼 때,  $n_i$ 는 목적 함수에서 두 번째항이 첫 번째항과 비교하여 얼마나 중요하가를 나타내는 상대적인 정도를 결정한다.

본 논문에서는 우리는  $n_i$ 를 추정(estimate)하기 위해 다음식을 이용하였다.

$$n_i = \frac{\sum_{x_j \in (\pi_i)\alpha} d_{ij}^2}{|(\Pi_i)\alpha|} \quad (5)$$

$(\Pi_i)\alpha$ 는  $\Pi_i$ 의 적절한  $\alpha$ -cut이다. 여기서,  $n_i$ 는  $i$ 군집의 좋은 속성 벡터를 위한 평균 클러스터 내부 거리(average intracluster distance)이다. 본 연구에서는 (5)식을 이용하여 초기의 퍼지 partition에 근거한  $n_i$ 를 위한 근사치를 구했다.

본 논문에서 사용되어진 클러스터링 알고리즘은 다음과 같다.

#### The Possibilistic clustering algorithm

**Fix the number of clusters;**  
**Fix m;**  
**Initialize the possibilistic C-partition;**  
**Estimate  $n_i$  using (5);**  
**Repeat**  
     **Update the prototype using  $U^t$**   
     **Compute  $U^{t+1}$  using (4);**  
**Until (  $\|\Delta U\| \leq \epsilon$  );**

알고리즘에서 prototype의 갱신은 선택되어진 거리 척도에 의존한다. 다른 거리척도는 다른 알고리즘을 야기시킨다. 거리척도가 퍼지 c-mean 알고리즘의 경우와 마찬가지로 norm metric으로부터 유도되어진 내적이라면

$$d_{ij}^2 = (x_j - C_i)^T A_i (x_j - C_i),$$

로 표현되며, 여기서  $C_i$ 는 클러스터  $\beta_i$ 의 중심이고, 클러스터 중심의 갱신은 다음식(6)에 의해 얻어진다.

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m} \quad (6)$$

가능성 알고리즘의 결과들은 어느 클러스터링 알고리즘과 마찬가지로 초기화에 의존적이다. 가능성 알고리즘에서, 각각의 데이터는 동시에 모든 클러스터들과 관계가 있는 것이 아니라, 한 번에 한 클러스터들과만 관계가 있으므로 많은 양의 이동성을 갖지는 않는다. 그러므로 알고리즘이 전역 최소치로 수렴하기 위해 좋은 초기치값이 요구되어진다. 초기치값을 얻기 위해 어느 적절한 클러스터링 알고리즘이 사용되어질 수도 있다.

## 2.2 영역 확장법

기하학적인 근접성(geometrical proximity)은 영상 분할에서 매우 중요하다. 이웃(neighborhood)에 놓여 있는 화소들은 같은 영역에 속하거나 유사한 성질을 갖는 경향이

있다. 그러므로, 영상 분할 알고리즘은 연결된 영역을 얻기 위해 근접성(proximity)과 동질성(homogeneity) 관점에서 고려되는 것이 좋다. 영역 확장법은 각영역의 seed point들로부터 확장을 시작하여 전체 영상을 채울 때까지 확장을 수행한다. seed point들을 얻기위한 알고리즘은 다음과 같다.

#### The algorithm for getting the seed points

**Implement the PCM:**  
**IF Max membership  $\geq$  average membership THEN**  
     **IF Number of Max membership = 1 THEN**  
         **Labeling;**  
     **ELSE**  
         **IF ( 1st biggest membership-2nd biggest membership )  $\geq$  T THEN**  
             **Labeling;**  
         **ELSE Unlabeling;**  
     **Else Unlabeling;**

위의 알고리즘은 먼저 PCM을 수행한후 각 영역에 해당하는 seed point들을 얻고, 영역 확장법을 이용하여 영상 분할 결과들을 얻었다. 위 알고리즘에서 평균 소속함수값과 문턱치 T는 1/클러스터수 이다. 영역 확장의 전처리 과정으로서 안정화된 seed point들을 얻기위해 필터링 과정이 수행되어 졌다.

## 3. 실험 및 결과

본 논문에서는 실험을 위하여 SUN-5 workstation을 이용하였다. 실험을 위한 영상으로 512 × 480 크기의 칼라 영상을 부 표본화(subsampling)한 256 × 240 크기의 칼라 영상 Peppers를 이용하였다. 본 논문에 출력된 모든 칼라 영상은 출력의 편의상 그레이 영상으로 변환되어진후 출력되었다.

영상 분할의 결과들은 다음과 같은 조건에 의해 평가되어진다. 첫째, 분할되어진 영상의 영역들은 칼라나 texture같은 속성에 관해 균일(uniform)하고, homogeneous해야된다. 둘째, 영역들은 simple해야 되고, 영역 내부에 많은 hole들이 포함되지 말아야 된다. 셋째, 인접한 영역들은 현저히 다른 특성을 가져야 한다. 넷째, 각 영역의 경계들은 simple해야되고 매끄러워야 한다. 그러나, 위의 여러 가지 조건들을 만족하는 평가 척도를 얻는 것은 어렵다. 따라서, 영상 분할에 있어서 중대한 문제점은 분할 결과를 평가할수 있는 uniform criteria가 없다는 점이다. 물론, 수작업에 의해 분할된 결과에 근거해 잘못된 라벨(mislabelling rate)을 계산하기 위한 여러 시도가 있었다. 그러나, 이 방법은 손에 의해 분할된 결과가 정확하다는 것을 확신할수 없는 어려움이 있다. 또한, 잘못된 라벨된 룰을 이용한 방법은 영상의 진 라벨(true label)이 알려진, 합성된 영상(synthesized image)에서만 가능하다. 그리고, 실 영상(real image)에서는 이 방법을 이용하기가 어려운 문제점이 있다.[12] 따라서, 대부분의 영상 분할 결과들은 사람의 시각에의해 평가되어진다.

그림 1.a)는 칼라 영상 "Peppers"의 원영상이고, 그림 1.b)는 RGB좌표계에서 PCM에 의해서만 클러스터링된 결과이고, 이결과에서 볼수 있는바와 같이 PCM에 의해서만 클러스터링된 결과는 경계선이 매끄럽지 못하고, 영역의 내부에 많은 hole들을 갖는다. 따라서, 그림 1.c)와 1.d)에서 같이 후처리 과정으로써 영역 확장법을 이용하였다. 그림 1.c)는 RGB좌표계에서 PCM과 영역확장법을 이용한 결과이고 그림 1.d)는 FCM과 영역 확장법을 이용한 결과이다. 그림 1.d)에서 앞부분의 가운데 있는 녹색 고추의 왼쪽 하단부가 빨간 고추와 같은 영역으로 잘못 분할되어진 것을 알수 있고, 가운데 빨간고추와 우측의 빨간

고추들에서 조명에 의해 하얗게 반사된 잡음 부분이 녹색 고추와 같은 영역으로 잘못 분할 되어진 것을 알 수 있다. 반면에, 그림 1.c)에서는 이러한 부분들이 잘 분할 되어진 것을 알 수 있다. 특히, 가운데 빨간고추와 우측의 빨간 고추들에서 조명에 의해 하얗게 반사된 잡음 부분이 FCM을 사용한(그림 1. d)) 경우에는 0.6이상의 높은 소속 함수값을 갖는 반면에 PCM(그림 1.c)을 사용한 경우에는 0.2이하의 낮은 소속 함수값을 갖는 것을 실험을 통하여 알 수 있었다. 이와같은 상황은 FCM에 의해 얻어진 소속함수 값이 상대적인 값이기 때문에 발생한다. 즉, FCM에서 소속함수 값은 화소가 다른 클러스터에 속하는 소속함수 값과 관련이 있기 때문이다. 따라서, FCM의 경우 "equal evidence"와 "ignorance"를 구분할 수 없다. 위의 실험을 통하여 잡음이 있는 상황에서 PCM의 결과가 FCM의 결과 보다 우수함을 알 수 있었다.

#### 4. 결론

영상 분할은 영상을 명암, 칼라, 운동특성, 표면특성 등 공통 특성을 나타내는 화소들의 집단을 만드는 과정으로 컴퓨터 비전에서 매우 중요한 단계이다. 그리고, 인간의 감각 기관중 가장 중요한 부분은 눈이고 이 기관의 감각 현상인 색과 그것의 과학적인 표현은 우리의 실생활에서도 매우 중요하다. 또한, 칼라 영상을 채취하는데 가격이 떨어지고 있고, 칼라 영상이 단색조 영상에 비해 인간의 시각을 크게 향상 시키므로 칼라 영상 처리 및 분석은 매우 필요한 영역이다.

그동안 칼라 영상 분할을 위해 여러가지 방법들이 이용되어져 왔고 그중에서도 퍼지 c-mean 방법은 칼라 영상 분할을 위해 널리 이용되어져 왔다. 그러나, 퍼지 c-mean의 경우 "equal evidence"와 "ignorance"를 구분할 수 없다. 이는 퍼지 c-mean의 경우 소속함수 값이 다른 클러스터와 관계가 있는 상대적인 값이기 때문이다. 따라서, 퍼지 c-mean의 경우 잡음이 있는 상황에서는 분할 시 심각한 문제점을 야기하게 된다. 그러나, 가능성 접근 방법의 경우 소속 함수값이 다른 클러스터와 관계가 없고, 속성과 그 클러스터 중심간의 거리에만 의존하기 때문에 이러한 문제점을 해결할 수 있었고, 잡음이 있는 칼라 영상에서 실험을 통하여 PCM이 FCM보다 우수함을 입증하였다.

본 연구에서는 먼저 PCM만을 이용하여 클러스터링을 하였다. 그러나, PCM에 의해서만 클러스터링된 결과는 경계선이 매끄럽지 못하고 영역의 내부에 많은 hole들이 있었다. 따라서, 본 연구에서는 PCM의 후처리 과정으로써 영역 확장법을 이용하였고, 영역 확장법 이전에 안정화된 seed point들을 얻기위해 필터링이 행해지고, 이후에 영역 확장을 시도하였다. 또한, 분할된 결과는 사람의 시각에 의해 평가 되어졌다.

본 연구에서 시도된 방법은 칼라 영상 분할을 위한 새로운 접근법을 제시해 주었다고 생각하고, 위 방법은 의료 영상 분석 및 위성사진 분석 등 여러 관련 분야에 이용될 수 있으리라 생각된다. 앞으로 더 연구해야 할 사항으로는 칼라 영상 분할시 분할 결과를 정확히 평가할 수 있는 평가 척도를 개발 해야 한다. 또한, 색의 차이를 어떻게 정의하는나 하는 문제는 매우 중요한 문제중의 하나이다. 따라서, 인간이 느끼는 색차이를 정확히 표현할 수 있는 척도에 관해서 계속 연구할 예정이고, unsupervised 형태의 칼라 영상 분할을 연구할 계획이다.

#### References

[1] Y. Otha, T. Kanade and T. Sakai, "Color information for region segmentation," CGIP, Vol, 13, pp. 224-241, 1980.  
 [2] R. Ohlander, K. Price, and D.R. Reddy, "Picture segmentation using a recursive region

splitting method," CGIP, Vol. 8, pp. 313-333, 1978.  
 [3] T. Vchiyama and M.A. Arbib, "Color image segmentation using competitive learning," IEEE Trans. on PAMI Vol. 16, pp. 1197-1206, Dec. 1994.  
 [4] S.A. Shafer and T. Kanade, "Color vision," Encyclopedia of Artificial Intelligence, pp. 124-131, Wiley, New York, 1987.  
 [5] J.C. Bezdek and M.M. Tiedi, "Low level segmentation of aerial image with fuzzy clustering," IEEE Trans. SMC, SMC-16, pp. 589-598, 1986.  
 [6] Y.W. Lim and S.U. Lee, "On the color image segmentation algorithm based on the thresholding and fuzzy c-means techniques," Pattern Recognition, Vol. 23, pp. 935-952, 1990.  
 [7] T.L. Huntsberger, C.L. Jacobs and R.L. Cannon, "Iterative fuzzy image segmentation," Pattern Recognition, Vol. 18, pp. 131-138, 1985.  
 [8] R.Krishnapuram, H. Frigui and O. Nasraoui, "Fuzzy and Possibilistic shell Clustering algorithms and their application to boundary detection and surface approximation," IEEE Trans. on Fuzzy Systems. Vol. 3, No. 1, pp. 29-60, Feb, 1995.  
 [9] R.Krishnapuram, J.M.Keller, "A possibilistic approach to clustering," IEEE Trans. on Fuzzy Systems. Vol. 1, No. 2, 1993, pp.98-110.  
 [10] M.J. Daily, "Color image segmentation using Markove Random Fields," IEEE Proc. Computer Society Conference San Diego, pp. 304-312, June 1989.  
 [11] J.V. Ryzin, "Classification and Clustering," Academic Press, New York, 1977.  
 [12] J. Liu and Y.H. Yang, "Multiresolution Color Image Segmentation," IEEE Trans. on PAMI, Vol. 16, No. 7, July 1994, pp. 689-700

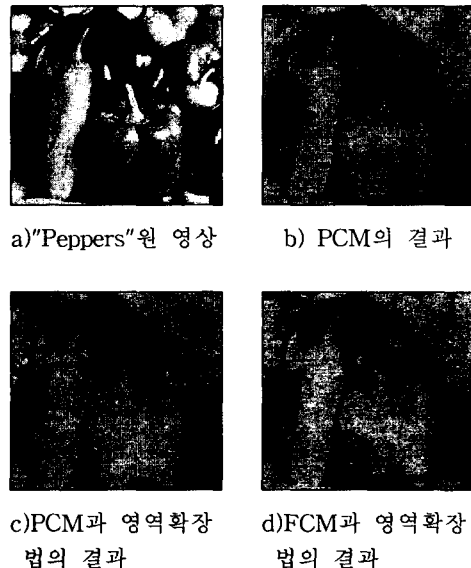


그림 1. 칼라 영상 "Peppers"의 분할 결과