

스케일 공간 필터와 FCM을 이용한 컬러

영상영역화에 관한 연구

(A Study on the Color Image Segmentation Algorithm Based on the Scale-Space Filter and the Fuzzy c-Means Techniques)

林 永 原,* 李 商 郁*

(Young Won Lim and Sang Uk Lee)

要 約

본 논문에서는 스케일 공간 필터와 Fuzzy c-Means (FCM)을 이용한 컬러 영상 영역화 알고리즘을 제안하였다. 그리고 FCM을 적용할 때 걸리는 계산량을 줄이기 위하여 "coarse-fine" 기법이 사용되었다. 즉 먼저 문턱값에 의하여 거친 영상 영역화를 수행한 후, 이 과정에서 클래스(class)가 지정되지 않은 화소들에 대하여 퍼지 회원등급(fuzzy membership)이 가장 큰 클래스를 지정함으로써 세밀한 영상 영역화를 수행하였다. 또한 Ohlander, Rosenfeld, Bezdek등이 제안한 알고리즘들과 제안한 알고리즘을 성능 평가하였다. 성능 평가 결과에 의하여 제안된 알고리즘은 많은 계산량을 필요하지 않고도 O-K-S 좌표계에서 가장 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다.

Abstract

In this paper, a segmentation algorithm for color images based on the scale-space filter and the Fuzzy c-means (FCM) techniques is proposed. The methodology uses a coarse-fine concept to reduce the computational burden required for the FCM. The coarse segmentation attempts to segment coarsely using a thresholding technique, while a fine segmentation assigns the unclassified pixels by a coarse segmentation to the closest class using the FCM. Attempts also have been made to compare the performance of the proposed algorithm with other algorithms such as Ohlander's, Rosenfeld's, and Bezdek's. Intensive computer simulations has been done and the results are discussed in the paper. The simulation results indicate that the proposed algorithm produces the most accurate segmentation on the O-K-S color coordinate while requiring a reasonable amount of computational effort.

*正會員, 서울대학교 制御計測工學科
(Dept. of Control and Instrumentation Eng.,
Seoul Nat'l Univ.)
接受日字: 1988年 10月 12日

I. 서 론

영상 영역화는 영상에서 의미있는 물체들을 배경으로부터 분리해 내는 과정 또는 영상을 서로 비슷한 성질을 가진 부분으로 분류하는 과정을 말한다.¹⁾⁻⁵⁾

지금까지는 영상을 단순히 물체와 배경으로 구분하는 정지 흑백 영상의 영상 영역화가 주로 연구되어 왔는데, 여러개의 물체들이 있는 영상이나, 점진적인 음영변화(guadual shading effect)가 존재하는 영상에서는 좋은 결과를 얻지 못한다. 그 이유는 흑백 영상에서 얻을 수 있는 정보는 밝기 값이 유일한 것이기 때문이다. 인간이 흑백 영상에서 구별할 수 있는 밝기값은 밝기 적응(brightness adaptation)에 의하여 열 두가지 내지 스물 네가지 단계밖에 되지 않지만, 컬러 영상에서 인식할 수 있는 색상은 수천가지에 이르는 것으로 알려져 있다.^{12,6)} 인간이 컬러를 인지하는 심리학적인 성분으로 hue, saturation, 밝기값이 있는데, 컬러 영상에서 밝기값 이외의 hue와 saturation에 관련된 정보를 이용하면 음영 효과에 의하여 밝기값이 일정하지 않고, 흑백 영상에서 구분하지 못한 부분도 쉽게 분리해 낼 수 있다. 따라서 최근 컬러 영상에 대한 관심이 높아지고 있다.⁶⁻¹¹⁾

기존의 컬러 영상영역화 알고리즘들은 relaxation을 이용한 방법,¹⁰⁾ 클러스터링(clustering)을 이용한 방법,¹²⁾ Ohlander 등이 제안한 방법,⁸⁾ 규칙에 근거한 전문가 시스템을 이용한 방법등⁹⁾이 있다. 클러스터링을 이용한 방법은 좋은 결과를 기대할 수 있으나 relaxation을 이용한 방법과 마찬가지로 계산량과 메모리가 많이 필요하고 클래스의 갯수를 미리 지정해 주어야 하는 단점이 있다. 그런데 최근 FCM (fuzzy c-means) 알고리즘과 PDS (pyramidal data structure)를 이용한 알고리즘을 Bezdek 등이 제안하였다.¹¹⁾ 그러나 이 알고리즘 역시 클래스의 갯수를 각 계층 영상에서 일일히 사전에 정해 주어야 하고, 상위 계층 영상은 하위계층 영상의 평균값으로 구하였기 때문에 블럭현상(block effect)이 발생하며 또한 계산량과 메모리 요구량이 큰 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 스케일 공간 필터링(scale-space filtering)^{15,16)}과 FCM 알고리즘^{13,14)}을 이용한 컬러 영상 영역화 알고리즘을 제안하였다. 그리고 제안된 알고리즘의 유용성을 입증하기 위해서 기존의 알고리즘들과 성능평가를 하였는데 성능평가기준으로 에러확률(probability of error)을 사용하였다. 그런데 컬러 영상에는 R-G-B, X-Y-Z, Y-I-Q, U-V-W 등의 여러가지 컬러 좌표계가 있어 선택된 좌표계에 따라 영상영역화 결과가 크게 좌우된다.¹⁷⁾ 따라서 본 논문에서는 기존의 3 가지 알고리즘과 제안한 알고리즘을 상기의 네가지 좌표계와 Ohta등¹⁾이 제안한 좌표계에 모두 적용하여 컬러 영상 영역화에 가장 효과적인 좌표계를 실험적으로 평가하였다.

II. 컬러 영상 영역화 알고리즘

영상 영역화의 가장 기본적인 방법으로 문턱값을 사용하는 방법이 있다. 그러나 대부분의 실질적인 히스토그램은 unimodal의 형태도 아닐 뿐더러 또한 두 peak들이 서로 가깝게 존재해서 서로 겹치는 부분이 발생한다. 한편 주어진 영상이 여러개의 물체들을 가진 multi-class인 경우에는 클래스의 갯수를 먼저 결정하여 이에 해당하는 문턱값을 설정해 주어야 한다. 따라서 본 논문에서는 먼저 스케일 공간 필터를 이용하여 클래스의 갯수 및 문턱값을 결정, 거친 영상영역화를 수행한 후 클래스가 결정되지 않은 화소들은 퍼지 유사성을 이용하여 세밀한 영상 영역화를 수행하였다.

1. 거친 영상 영역화

물리적 신호를 정성적으로 표현하기 위하여 신호의 미분값, 극값(extremum), 그리고 극값들로 이루어진 구간이 유용한 표현 인자임이 알려져 있다. 이를 위하여 Witkin은 신호 $f(x)$ 의 스케일 공간을 식(1)과 같이 정의하였다.¹⁵⁾

$$F(x, \tau) = f(x) * g(x, \tau) \\ = \int_{-\infty}^{\infty} f(u) \frac{1}{(2\pi)^{1/2} \tau} \exp \left[-\frac{(x-u)^2}{2\tau^2} \right] du \quad (1)$$

여기서 '*'은 일차원 컨볼루션을 의미한다. (x, τ) 평면을 스케일 공간이라고 하며 F 를 f 의 스케일 공간 영상이라고 한다. 히스토그램의 peak와 valley를 찾기 위해서는 식(2)의 2 차미분의 zero-crossing 정보가 효과적인 것은 잘 알려진 사실이다.

$$F_{xx}(x, \tau) = \left[\frac{\partial^2}{\partial x^2} F(x, \tau) \right] \quad (2)$$

스케일 공간에서 $F_{xx}(x, \tau)$ 의 zero-crossing 위치를 도식한 것을 fingerprint라고 한다. 그림 1에 5개의 가우시안 함수가 합친 히스토그램의 fingerprint를 도시하였는데 τ 가 감소할수록 그에 해당하는 fingerprint가 나타남을 알 수 있다.¹⁶⁾ 여기서 τ 를 스케일 상수라고 하며 τ 의 선택은 히스토그램의 해석에 대단히 중요함을 알 수 있다. 즉 τ 가 적으면 너무 세밀한 fingerprint가 발생하여 국부 극값(local extremum)을 찾을 위험이 있고 τ 가 너무 크면 원하는 모든 극값들을 찾지 못하게 된다. 그러나 Witkin은 1 차원 신호의 segmentation, 즉 의미있는 구간을 결정하기 위하여 interval tree를 정의하고 이를 이용하여 active node를 구하였다.¹⁸⁾ Interval tree에서의 active node를 구하는 것은 히스토그램에서 peak와 valley를 찾는 문제와 동일하다. 따라서 본 논문에서

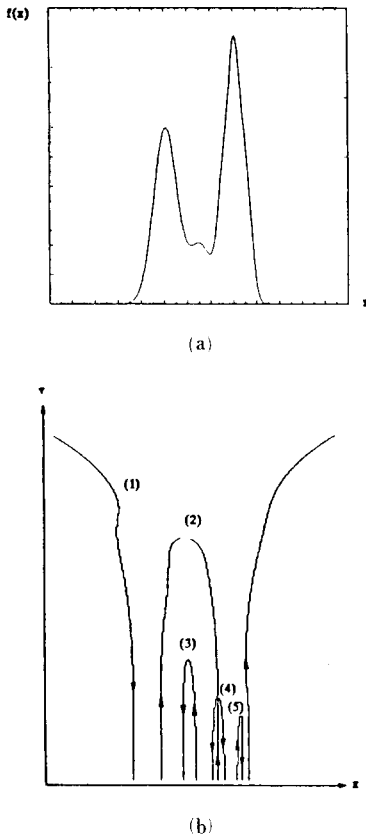


그림 1. (a) 5 개 정규 분포의 합성
 (b) (a)의 fingerprints
Fig. 1. (a) Five-component normal distribution.
 (b) Its fingerprints.

는 히스토그램의 fingerprint에서 interval tree를 구하여 active node를 찾음으로써 클래스의 갯수 및 이에 해당하는 문턱값을 결정하였다. 한편 active node를 결정할 때 적절한 스케일 상수 τ_{opt} 도 아울러 결정한다. 그러면 컬러 영상의 3 가지 컬러 좌표계에 대한 히스토그램을 식(1)에 의해 주어진 스케일 τ 에 대해서 스케일 공간 필터링을 한 후 식(3)과 같이 일차 미분함수와 이차 미분함수를 구하여 valley 만을 찾을 수 있다.

$$\frac{\partial F}{\partial x} = f * \frac{\partial g}{\partial x} = 0, \quad \frac{\partial^2 F}{\partial x^2} > 0 \quad (3)$$

그러나 굴곡이 심한 히스토그램의 경우 주어진 스케일에 따라 간격이 작은 불필요한 영교차점이 발생한다. 따라서 본 논문에서 불필요한 영교차점 쌍들로 이루어진 구간을 영으로 하여 무시하고 식(4)와 식(5)를 이용하여 밸리 구간을 찾았다.

$$\frac{\partial F(m, \tau)}{\partial x} < 0, \quad \frac{\partial F(m+1, \tau)}{\partial x} \geq 0, \quad (4)$$

$$\frac{\partial^2 F(m, \tau)}{\partial^2 x} > 0$$

$$\frac{\partial F(n-1, \tau)}{\partial x} \leq 0, \quad \frac{\partial F(n, \tau)}{\partial x} > 0, \quad (5)$$

$$\frac{\partial^2 F(n, \tau)}{\partial x^2} > 0$$

상위 문턱값은 m 을 0에서 255까지 증가시키면서 식(4)를 만족시키는 점들을 찾음으로써 구할 수 있고 하위 문턱값은 n 을 255에서 0까지 감소시키면서 식(5)를 만족시키는 점들을 찾음으로써 구할 수 있다. 그렇지만 히스토그램이 가우시안 함수에 의하여 평활화 되기 때문에 정확한 밸리점이 아닐뿐 아니라 히스토그램에서 겹치는 부분을 분리하기 위해서 식(6)과 같이 safe_margin을 사용하였다. 이 safe_margin이 커질수록 세밀한 영상 영역화 단계에서 처리하는 화소만 증가할 뿐 영상 영역화 결과에 크게 영향을 미치지 않는다.

$$\text{LoTh}_i(j) = m_i + \text{safe_margin}, \quad \text{LoTh}_i(1) = 0$$

$$\text{UpTh}_i(j) = n_i - \text{safe_margin}, \quad \text{UpTh}_i(k_i) = 255$$

$$i = 1, 2, 3 \quad (6)$$

$$j = 1, 2, \dots, k_i$$

$m_i(j)$ 와 $n_i(j)$ 는 식(4)와 식(5)를 만족하는 점들이며 $\text{UpTh}_i(j)$ 와 $\text{LoTh}_i(j)$ 는 상위 문턱값과 하위 문턱값을 의미한다. 그림 2에 3개의 클래스로 구분할 수 있는 히스토그램에서 식(4)~식(6)에 의해 문턱값을 구하는 과정을 도시하였다. 이들 문턱값에 의해서 컬러 좌표계를 식(7)과 같이 분할할 수 있다.

$$\text{Class}(u) = \bigwedge_{m_1 = \text{LoTh}_1(j)}^{\text{UpTh}_1(i)} \text{Im}_1(x, y) \wedge \bigwedge_{m_2 = \text{LoTh}_2(m)}^{\text{UpTh}_2(i)} \text{Im}_2(x, y) \wedge \bigwedge_{m_3 = \text{LoTh}_3(n)}^{\text{UpTh}_3(i)} \text{Im}_3(x, y) \quad (7)$$

식(7)에서 x, y 는 각각 영상의 행 좌표와 열 좌표를 나타내고 u 는 구분된 클래스의 첨자이다 $\text{Im}_1, \text{Im}_2, \text{Im}_3$ 는 3개의 컬러 성분 영상을 의미하고 '∧'은 논리곱을 의미한다. 그림 3은 식(7)에 의해 컬러 좌표계를 구분한 것을 나타낸다. 다음 과정은 3가지 컬러 성분영상 $\text{Im}_1, \text{Im}_2, \text{Im}_3$ 에 대해 $\text{Class}(u)$ 에 포함되는 화소들의 갯수를 검사하여 정해진 임계값 보다 큰 값을 갖는 것을 유효 클래스로 선택하고 유효 클래스의 중심 벡터와 갯수를 찾는다. 이때 유효 클래스

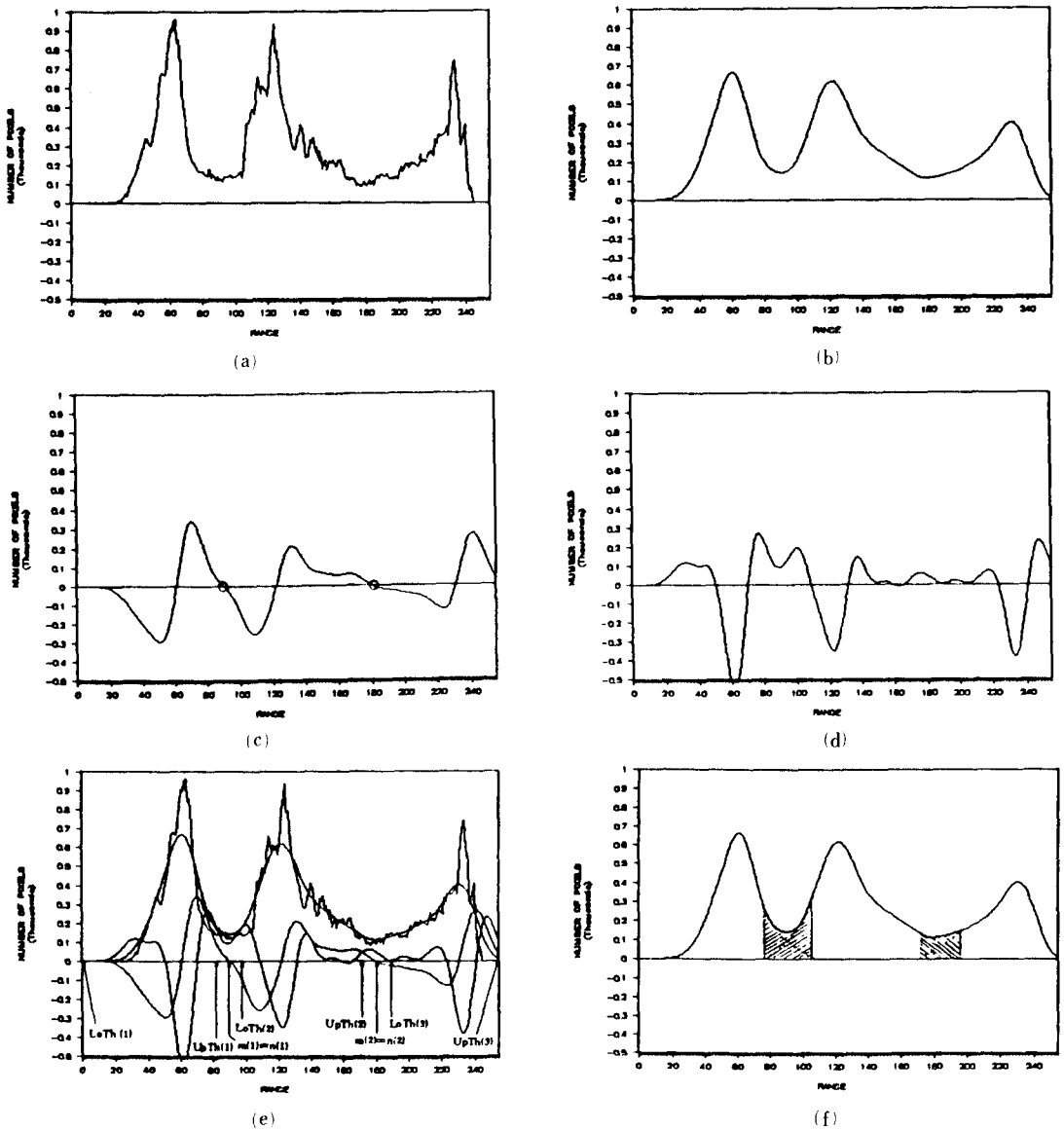


그림 2. 스케일 공간 필터에 의하여 valley를 찾는 방법
 (a) 원 히스토그램 (b) 평활화된 히스토그램 (c) 1 차 미분
 (d) 2 차 미분 (e) 혼합 그래프 (f) 겹치는 부분

Fig. 2. Finding the valleys by scale-space filtering.
 (a) original histogram. (b) smoothed histogram. (c) first derivative.
 (d) second derivative. (e) mixed graph. (f) overlapped region.

스에 속하는 화소들은 중심 벡터를 원형(prototype)으로 하여 클러스터링 되었다고 볼 수 있으며 유효 클래스에 속하지 않는 화소들은 특정 클래스에 지정하기 어려운 화소들이다.

2. 세밀한 영상 영역화 단계

FCM은 퍼지 집합 이론을 이용하여 데이터들을 분류하는 알고리즘으로서 이 알고리즘은 Zadeh에 의해서 제안된 이래 Ruspini, Dunn, Bezdek 등 여러 사

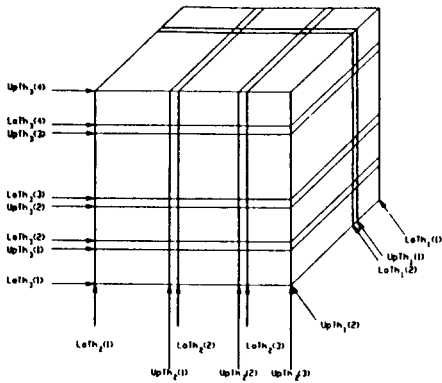


그림 3. 상위 문턱값과 하위 문턱값에 의하여 구분된 컬러 공간
 Fig. 3. The color space which is partitioned by the lower and upper thresholds.

람에 의해서 수정 보완되어 왔다. FCM 알고리즘은 식(8)의 일반화된 WGSS(within group sum of squared) 여러 목적함수의 국부 최소값들을 찾음으로써 관측 벡터를 클러스터링하는 것이다.

$$J_m(U, v) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (U_{ik})^m \|x_k - v_i\|_A^2, 1 \leq m < \infty \quad (8)$$

여기서 $x_k (1 \leq k \leq n)$ 은 d 차원의 관측 벡터이고 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 은 관측 벡터로 구성된 유한 집합이다. $\| \cdot \|_A$ 는 벡터의 내적을 표시하고, $\|Q\|_A^2$ 는 $Q^t A Q$ 인데, 여기서 행렬 $A_{d,d}$ 는 positive definite한 $d \times d$ 크기의 행렬로서 관측 벡터 성분에 가중치를 준다. 그리고 $v_i (1 \leq i \leq c)$ 는 관측 벡터들로 이루어진 c 개 클래스중 i 번째 클래스의 중심을 나타내고 $V = (v_1, v_2, \dots, v_c)$ 는 c 개 클래스들의 중심 벡터들의 집합이다. 또 m 은 $(1, \infty)$ 의 값으로 회원 등급 가중지수(membership weighting exponent)이다. 클러스터 중심 v_i 는 i 번째 클래스의 원형으로 간주되며 식(8)에서의 관측 벡터와 클래스 중심 벡터와의 차의 내적과 회원등급 U_{ik} 는 퍼지 유사성(fuzzy similarity)를 나타낸다. m 이 1보다 크고 $x_k \neq v_i$ 일 때 식(9)와 식(10)에 의하여 J_m 의 국부 최소값들을 구하여 관측벡터를 클러스터링 할 수 있다.

$$U_{ik} = \left(\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_j\|}{\|x_k - v_i\|} \right)^{2/m} \right)^{-1} V_i, V_k \quad (9)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (U_{ik})^m \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n (U_{ik})^m} \quad (10)$$

거친 영상영역화 단계에서 찾은 유효 클래스에 속하는 화소들은 이미 클러스터링 되었다고 볼 수 있으며 중심 벡터값 v_i 도 구할 수 있다. 따라서 거친 영상영역화 단계에서 클래스가 지정되지 않은 화소들의 (유효 클래스에 속하지 않는 화소들)회원 등급 함수 U_{ik} 를 식(9)에 의하여 계산한다. 다음에 이들 화소들의 클래스는 회원 등급 함수가 최소인 것으로 결정함으로써 세밀한 영상 영역화가 이루어진다.

따라서 제안한 알고리즘은 Bezdek등의 알고리즘에 비하여 자동으로 클래스가 지정되고, 거친 영상영역화 단계에서 구한 유효 클래스들은 FCM 알고리즘으로 전부 클러스터링할 필요가 없기 때문에 시간을 상당히 감축시킬 수 있으며 아울러 메모리 사용량도 훨씬 적다. 또한 제안된 알고리즘은 계층적 영상(PDS)을 사용하지 않았기 때문에 Bezdek등이 제안한 컬러 영상영역화 알고리즘에서 생기는 블럭 현상도 제거할 수 있다.

III. 시뮬레이션 결과 및 검토

시뮬레이션에 사용한 컬러 영상은 COLOR로서 256×256 의 크기이며 R, G, B로 이루어져 있다. X-Y-Z, Y-I-Q, U-V-W의 컬러 성분은 좌표변환행렬³⁾을 이용하여 구했다. 그리고 Ohta등이 제안한 컬러 좌표계⁴⁾는 O-K-S로 명명하였다. 실험 영상과 hand-segment 작업에 의해 이상적으로 7개의 클래스로 영상 영역화된 모델 영상을 그림 4에 제시하였다.

1. Ohlander 등의 알고리즘

(8)의 알고리즘은 먼저 상위 문턱값과 하위 문턱값을 찾기 위해서 RED, GREEN, BLUE, INTENSITY, HUE, SATURATION, Y, I, Q의 컬러 성분들에 대한 히스토그램들을 구한다. 다음에 피이크 우선순위 0에서부터 시작하여 유효한 피이크가 존재할 때까지 피이크 우선 순위를 증가 시켜서 구한 유효한 피이크들 중에서도 분명한 좌우 최소값을 갖고 있는 피이크를 선택한 후 상위 문턱값과 하위 문턱값을 구하여 영상 영역화를 수행한다. 그러나 시뮬레이션에서는 R, G, B, X, Y, Z, I, Q, U, V, W, O, K, S의 14개 컬러 성분에 대해서 피이크 우선 순위를 수정하였다. 그리고 (8)에서 컬러 성분 pic에 대한 히스토그램의 최대값과 히스토그램의 최소 범위 및 최대 범위를 찾은 후 얻어지는 eps, weps, reps는 유효한 피이크를 구하는 과정에서 중요한 파라미터이다. 이들 파라미터는 다소 주관적인 것으로서 영상의 히스토그램의 모양에 따라 조정해 주어야 한다. 시뮬레이션에서는 식(11)와 같이 수정된 eps, weps, reps를 사용하였을 때 좋은

결과를 얻을 수 있었다.

$$\begin{aligned}
& \text{eps} = \text{maximum ! histogram ! value[pic]}/10 \\
& \text{weps} = (\text{max ! pic ! val[pic]} - \text{min ! pic ! val[pic]}) \\
& \quad /15 \\
& \text{reps} = 1.4 \quad (11)
\end{aligned}$$

그림 5는 COLOR에 대하여 영상 영역화를 수행한 결과이다. 영상영역화 결과는 모델 영상과 같이 7개의 클래스로 구분되는 것을 알 수 있다.

2. Bezdek 등의 알고리즘

[11]의 알고리즘은 클래스의 갯수 c , 회원 등급 가중 지수 (membership weighting exponent) m , positive definite한 행렬 A , 관측 벡터의 갯수 n , 계층적 영상에서의 초기계층, 회원등급 함수값에 대한 문턱값 T 를 사전에 지정해 주어야 한다. 또한 c 의 갯수에 따라 초기 회원 등급 행렬 U_{ik} 도 미리 계산해 주어야 한다. 시뮬레이션에서는 각 계층마다 클래스의 수효를 새로 지정하는 단점을 제거하기 위해서, 상위 계층에서 회원 등급 함수값에 의하여 비균일한 영역으로 판정된 부분을 4개의 하위 계층 화소들로 분할시키고 이들의 회원 등급 함수를 계산한 후 관측 벡터에 첨가시켜서 다시 FCM 알고리즘을 적용하는 방식을 취했다. 그리고 각 계층의 영상을 영상 영역화한 후 영역의 균일성을 측정하는 기준으로서 회원 등급 함수를 사용하여 각 클래스에 대한 회원등급 함수의 최대값이 문턱값 T 보다 작으면 하위 계층으로 분할하였다. 그러나 설정된 문턱값에 의하여 영상 영역화 결과가 크게 영향을 받는다. 또한 계층적 영상에서 상위 계층의 화소들은 4개의 하위 계층의 화소들의 평균값으로 구해지기 때문에 한번 균일한 영역으로 판정되면 경계 부근을 일부 포함한 경우 하위 계층 영상으로 분할되어야 함에도 불구하고 분할되지 않아서 영상 영역화 결과에 블럭 현상이 발생한다.

그림 6은 $n=2500, m=2, d=3, c=7, T=0.9$ 일 때 영상 영역화한 결과이다. 영상 영역화 결과는 앞에서 설명한 것과 같이 블럭 현상이 많이 발생하여 다른 알고리즘의 결과보다 나쁘다. 또한 COLOR 영상의 경우 O-K-S 좌표계에서는 모델 영상에서 상이한 2개의 영역이 동일한 영역으로 영역화되었다. 그리고 X-Y-Z, U-V-W 좌표계에서의 결과는 다른 좌표계에 비하여 더 나쁘다. 결론적으로 Bezdek도 지적한 바와 같이 FCM 알고리즘을 단일 계층에서 클래스의 갯수와 초기 값들을 잘 지정해 주면 영상 영역화 결과는 좋다. 그러나 클래스의 갯수와 초기값을 사전에 정확히 지정하기는 매우 어려운 일이다.

3. Relaxation 알고리즘

Relaxation 기법에서 가장 중요한 것은 클래스의 갯수와 초기 확률치의 지정이다. 따라서 [10]에서는 handsegment 한 결과로부터 클래스의 갯수, 평균 및 covariance 행렬들을 구하여 초기확률을 지정하였다. 그러나 본 논문에서는 앞에서 설명한 스케일 필터를 이용한 거친 영상 영역화를 먼저 수행한 후 유효 클래스로 지정된 화소들로부터 클래스의 갯수, 평균 및 covariance 행렬들을 구하여 자동적으로 초기 확률을 지정하였다.¹⁷⁾ COLOR 영상의 7개 클래스의 평균과 covariance 행렬들이 표 1에 제시되어 있다. 양립성은 그림 8에서와 같이 중심 화소와 8개의 인접 화소들이 취하는 c 개 클래스의 조합으로서 9개의 $c \times c$ 행렬을 구성한다. 이 양립성은 초기 확률을 사용하여 구하며 relaxation과정동안 고정된 값을 가진다. 이 양립성을 사용함으로써 초기 확률을 반복적으로 갱신하여 초기 영상영역화 결과에서 생기는 에러들을 수정하는 효과를 얻을 수 있다. 그런데 COLOR 영상과 같이 화소들의 변화가 심하지 않은 경우에는 에러 수정 효과가 크지 않지만 잡음이 존재하고 있는 영상에서는 relaxation 기법이 다른 기법들에 비하여 우수하리라고 예상된다.

COLOR 영상을 5 가지 컬러 좌표계에서 수행한 결과를 그림 8에 제시하였는데 R-G-B, Y-I-Q, O-K-S 컬러 좌표계에 대한 결과는 모델 영상과의 오차가 거의 없음을 알 수 있다. 따라서 relaxation 기법은 사용한 컬러 좌표계에 무관하게 동작을 비교적 잘함을 알 수 있다. 그러나 단점으로서 많은 계산 시간과 메모리가 필요하고, relaxation 과정을 반복시킬때 종료 조건이 없으며, 또한 초기확률 추정값에 따라 영상 영역화 결과가 많은 영향을 받는 점이다.

4. 제한한 영상 영역화 알고리즘

먼저 거친 영상 영역화를 위하여 각 좌표계의 히스토그램으로부터 문턱값 설정이 필요하다. 그림 9(a)는 컬러 영상의 O-K-S 좌표계중 O축에서의 히스토그램이다. 이 히스토그램에서 문턱값 후보로서

X 4	X 3	X 2
X 5	X 0	X 1
X 6	X 7	X 8

그림 7. 임의의 화소와 8개 주변화소들
Fig. 7. A pixel and its 8 neighbor pixels.

표 1. COLOR에 대한 O-K-S 좌표계에서의 평균과 covariance 행렬

Table 1. The mean and covariance of seven classes for COLOR on the O-K-S coordinate.

Class = 0				Class = 4			
Mean	137.692	20.321	228.698	Mean	39.731	69.357	224.028
Prob	0.183			Prob	0.133		
Covar	0.015	0.025	-0.005	Covar	0.018	-0.002	-0.010
	0.025	0.088	0.021		-0.002	0.045	0.012
	-0.005	0.021	0.033		-0.010	0.012	0.026
Class = 1				Class = 5			
Mean	20.472	115.567	89.646	Mean	183.211	179.418	218.107
Prob	0.167			Prob	0.093		
Covar	0.017	-0.003	-0.007	Covar	0.012	-0.010	-0.008
	-0.003	0.049	0.023		-0.010	0.033	0.008
	-0.007	0.023	0.021		-0.008	0.008	0.016
Class = 2				Class = 6			
Mean	55.982	171.568	112.765	Mean	239.644	148.194	122.922
Prob	0.191			Prob	0.066		
Covar	0.008	-0.012	-0.013	Covar	0.026	0.009	-0.014
	-0.012	0.043	0.017		0.009	0.064	-0.013
	-0.013	0.017	0.037		-0.014	-0.013	0.029
Class = 3							
Mean	67.825	234.909	25.113				
Prob	0.167						
Covar	0.021	-0.030	-0.012				
	-0.030	0.065	0.036				
	-0.012	0.036	0.038				

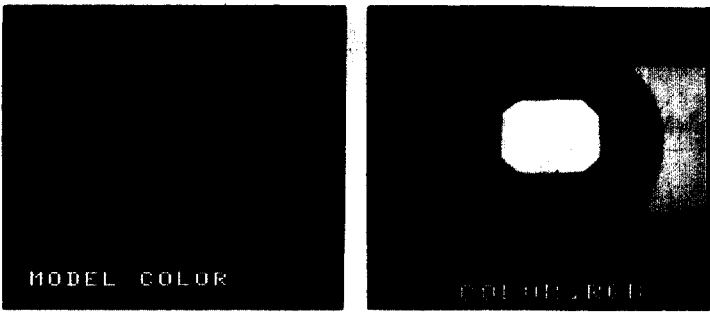
는 30, 50, 95, 150, 170, 210으로써 7개의 클래스로 나눌 수가 있지만 이를 문턱값으로 handsegment 하여도 그림 4의 모델 영상과 같이 7개의 영역으로 나눌 수 없다. 이 사실은 COLOR 영상의 밝기 정보만으로는 문턱값에 의한 영상 영역화할 수 없음을 보여 준다. 결과적으로 문턱값은 위의 6개중 95와 210을 선택하여 3개의 클래스로 나누어져야 한다. 이들 3개의 클래스는 K와 S성분의 문턱값에 의해서 7개의 영역으로 분리된다. 이 히스토그램의 스케일 공간영상 즉 fingerprint를 구한 것이 그림 9(b)이고 그림 9(c)는 fingerprint로부터 구한 interval tree를 표시한다. 그림 9(c)에서 빗금친 부분은 active node로써 2개의 valley와 3개의 peak를 나타내고 있는데 스케일이 적어도 17이상이어야 함을 알 수 있다. 그리고 그림 9(e)에 1차미분과 2차미분에 의하여 선정된 밸리들을 화살표로 표시하였다. 따라서 각 컬러 좌표계의 히스토그램에 스케일 공간필터 기법을

이용하면 클래스의 갯수 및 적절한 문턱값을 선택할 수 있음을 알 수 있다. 본 알고리즘에서는 먼저 거친 영역화 과정의 유효 클래스를 선정할 때 클래스에 속하는 화소의 갯수가 3000개 미만이 되는 것은 의미가 없는 것으로 보고 무시하였다.

그림 10은 시뮬레이션 결과로서 영상 영역화하기에 적절한 컬러 공간은 O-K-S임을 알 수 있고 완벽하게 7개의 클래스로 영상 영역화 됨을 알 수 있다. Y-I-Q에 대한 결과는 6개의 클래스로 구분되었고 R-G-B 영상의 경우 7개의 클래스로 분할되지만 에러가 발생한 부분이 있음을 알 수 있다.

5. 성능평가

각 알고리즘들의 성능을 비교, 평가하기 위하여 COLOR 영상에 대하여 시뮬레이션 결과와 이상적으로 영상 영역화된 모델과의 에러 확률을 구하였다. 에러 확률은 식(12)과 같이 정의하였다.



(a) (b)

그림 4. (a) COLOR
(b) 수작업으로 영역화된 영상

Fig. 4. (a) COLOR.
(b) The manually segmented image.



그림 5. 알고리즘[8]의 결과
Fig. 5. The results by the algorithm in[8].

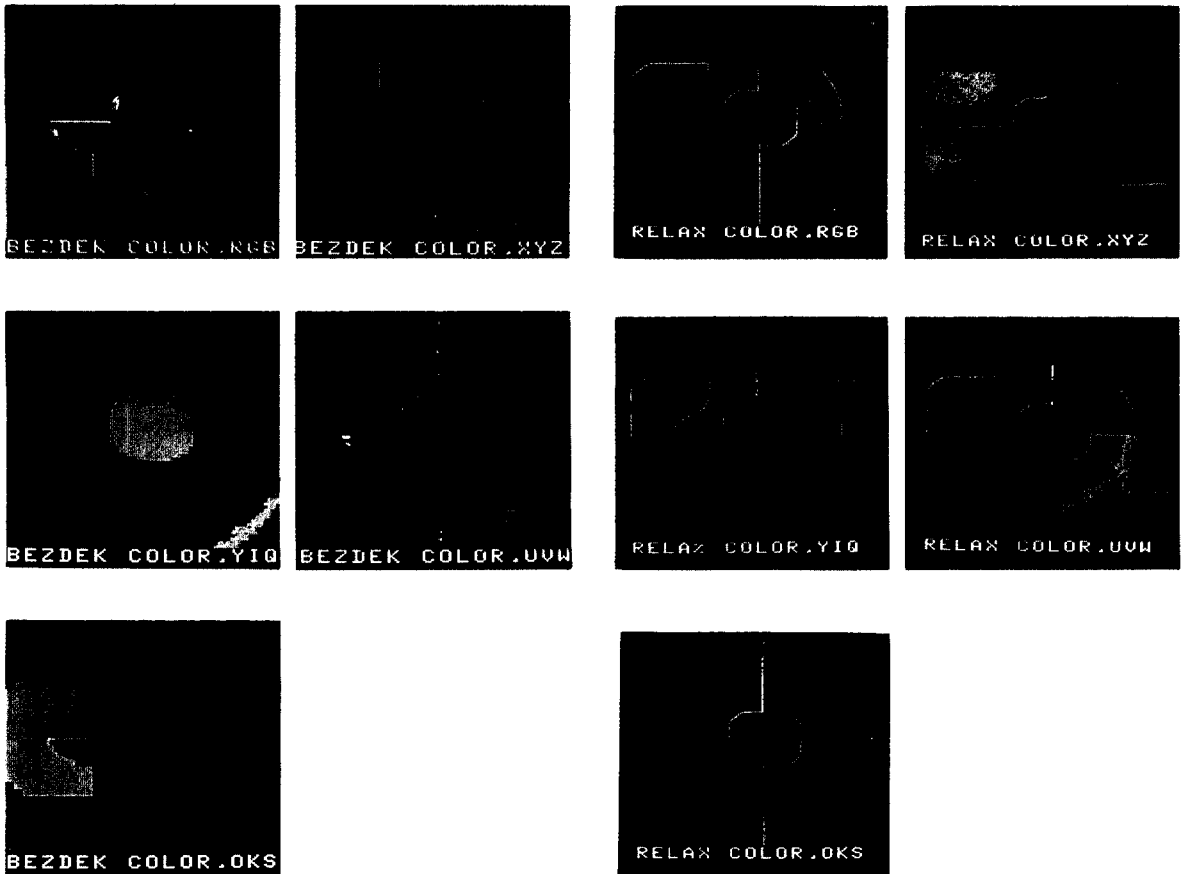


그림 6. 알고리즘 [11]의 결과
Fig. 6. The results by the algorithm in.(11)

그림 8. 알고리즘[10]의 결과
Fig. 8. The results by the algorithm in(10).

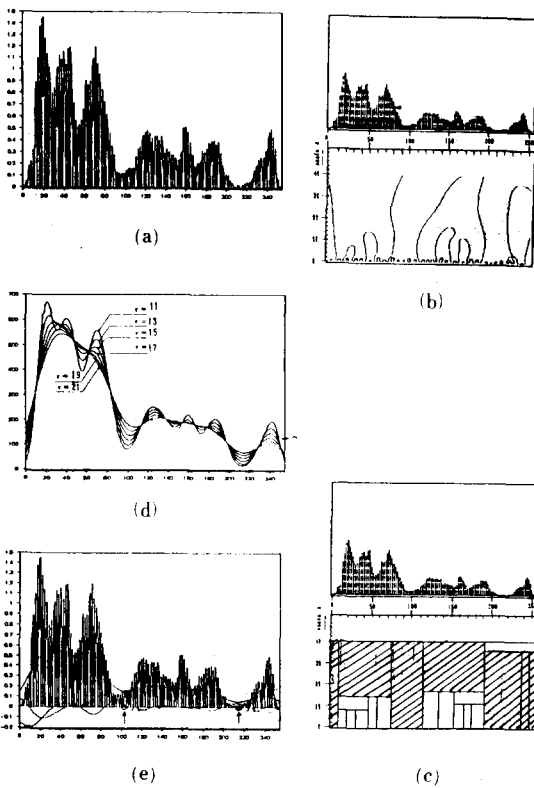


그림 9. 히스토그램에서 valley를 찾는 방법

- (a) O성분의 히스토그램
- (b) (a)의 fingerprint
- (c) (b)의 interval tree
- (d) 평활화된 히스토그램
- (e) 혼합 그래프

Fig. 9. Example of finding valleys from histogram.

- (a) the histogram of the O component.
- (b) the fingerprint of (a).
- (c) the interval tree of (b).
- (d) the smoothed histograms.
- (e) mixed graph.

$$P(\text{error}) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n P(R_i | R_j) \cdot P(R_j) \quad (12)$$

결과가 표 2에 제시되어 있는데 X-Y-Z 및 U-V-W 좌표계는 영상 영역화를 위해서는 부적당한 좌표계임을 알 수 있다. Bezdek 등의 알고리즘은 R-G-B 및 Y-I-Q 좌표계에서 동작을 잘하고 relaxation 알고리즘은 비교적 각 좌표계에 무관하게 동작함을 알 수 있다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 O-K-S 가

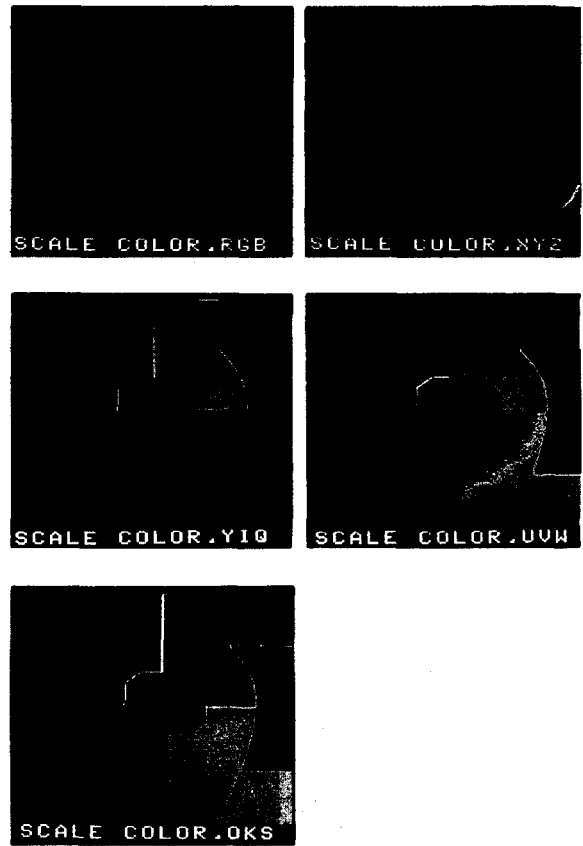


그림 10. 제안된 알고리즘의 결과

Fig. 10. The results by the proposed algorithm.

표 2. 4 가지 알고리즘의 에러 확률

Table 2. The probabilities of error for four algorithms.

	OHLANDER	BEZDEK	ROSENFELD	PROPOSED
R-G-B		0.0622	0.0139	0.0287
X-Y-Z		0.3718	0.6526	0.6519
Y-I-Q	0.0222	0.0552	0.0164	0.3552
U-V-W		0.4171	0.3698	0.6563
O-K-S		0.2108	0.0133	0.0118

가장 좋은 좌표계임을 알 수 있다. 실제로 O-K-S의 히스토그램을 구해보면 서로 분명히 분리되는 피크들로 구성되어 있다. 결론적으로 relaxation 알고리즘이 우수한 성능을 보이거나 많은 계산량을 요구하는 것이 단점이다. 본 알고리즘은 일단 문턱값을 구하여 거친 영상 영역화를 한 후 FCM 알고리즘을 수

행하므로 원래의 FCM 알고리즘이 요구하는 계산량이 필요하지 않으면서도 우수한 성능을 보인다고 할 수 있다.

IV. 결 론

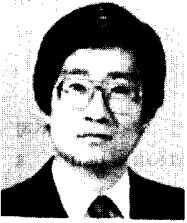
본 논문에서는 새로운 컬러 영상 영역화 알고리즘을 제안하고 기존의 알고리즘들과 성능평가를 통해 유용성을 입증하였다. 제안된 알고리즘은 일종의 coarse-fine 기법이다. 먼저 3 가지 컬러 성분에 대한 히스토그램을 스케일 공간 필터링하여 문턱값을 구한 후 유효 클래스를 찾음으로써 거친 영상 영역화가 수행된다. 이 과정에서 클래스가 지정되지 않은 화소들은 퍼지 유사성에 의하여 지정함으로써 세밀한 영상 영역화가 이루어진다. 제안된 알고리즘은 주어진 스케일에서 자동으로 클래스의 수효가 지정되고 메모리와 계산량이 비교적 작으며 영상 영역화에 크게 영향을 미치는 파라미터가 많지 않다. 또한 계층적 영상을 사용함으로써 인한 블럭 현상을 제거할 수 있으며 기존의 알고리즘과의 성능비교 결과, 효과적으로 영상 영역화할 수 있음을 알 수 있다.

COLOR 영상에 대한 성능 평가 결과는 Bezdek 등의 알고리즘의 에러 확률이 다른 네가지 알고리즘 보다 아주 높았다. 그리고 relaxation 알고리즘이 COLOR 영상에서의 에러 확률이 제안한 알고리즘보다 조금 높지만 비교적 좌표계에 무관하게 동작함을 확인하였다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘이 가장 좋은 좌표계는 O-K-S이며 X-Y-Z 과 U-V-W 좌표계는 부적절함을 알 수 있었다.

參 考 文 獻

- [1] Azriel Rosenfeld and Avinash C. Kak, *Digital Picture Processing* Academic Press Inc., 1982.
- [2] Rafael. C. Gonzalez and Paul Wintz, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1987.
- [3] William K. Pratt, *Digital Image Processing*, John Wiley 1978.
- [4] Pana H. Ballard and Christopher M. Brown, *Computer Vision*, Prentice-Hall, Inc., 1982.
- [4] Stuart C. Shapiro and David Eckroth, *Encyclopedia of Artificial Intelligence*, John Wiley Sons, Inc., 1987.
- [6] R. Daniel Overheim and David L. Wagner, *Light and Color*, John Wiley and Sons, Inc., 1982.
- [7] Yu-Ichi Ohta, Takeo Kanade, and Toshiyuki Sakai, "Color information for region segmentation," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 13, pp. 224-241, 1980.
- [8] Ron Ohlander, Keith Price, and D. Raj Reddy, "Picture segmentation using a recursive region splitting method," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 8, pp. 313-333, 1978.
- [9] Ahmed M. Nazif and Martin D. Levine, "Low level image segmentation: an expert system," *IEEE Trans. PAMI*, vol. PAMI-6, no. 5, pp. 555-577, Sep. 1984.
- [10] J.O. Eklundh, H. Yamamoto, and A. Rosenfeld, "A relaxation method for multispectral pixel classification," *IEEE Trans. PAMI*, vol. PAMI-2, no. 1, pp. 72-75, Jan. 1980.
- [11] James C. Bezdek and Mohan M. Trivedi, "Low level segmentation of aerial images with Fuzzy clustering," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybernet.*, vol. SMC-16, no. 4, pp. 589-598, Jul./Aug. 1986.
- [12] M. Ali, W.N. Martin, and J.K. Aggarwal, "Color-based computer analysis of aerial photographs," *Computer Graphics, and Image Processing*, vol. 9, pp. 282-293, 1979.
- [13] J. Van Ryzin, *Classification and Clustering*, Academic Press Inc., 1977.
- [14] Abraham Kandel, *Fuzzy Techniques in Pattern Recognition*, John Wiley and Sons, 1982.
- [15] Shimon Ullman, and Whitman Richards, *Image Understanding*, Ablex Publishing corporation, N.J., 1984.
- [16] Mark J. Carlotto, "Histogram analysis using a scale space approach," *IEEE Trans. PAMI*, Vol. PAMI-9, no. 1, pp. 121-129, Jan. 1987.
- [17] Y.W. Lim and S.U. Lee, "A color image segmentation algorithm based on the scale-space filtering and relaxation technique," *Proc. 1988 DSP Workshop*, vol. 1, no. 1, pp. 86-89, Aug. 1988. *

著者紹介



林 永 原 (正會員)

1962年 11月 28日生. 1985年 8月
서울대학교 제어계측공학과 공학
사학위 취득. 1988年 8月 서울대
학교 대학원 제어계측공학과 공학
석사학위 취득. 주관심분야는 컴
퓨터비전 등임.

李 商 郁 (正會員) 第25卷 第7號 參照

현재 서울대학교 제어계측공
학과 부교수