

국부적응 Fuzzy C-means 알고리즘을 이용한 영상분할

(Image Segmentation Using the Locally Adaptive Fuzzy C-means Algorithm)

崔 祐 榮*, 朴 來 弘*, 李 商 郁**

(Woo Young Choi, Rae Hong Park and Sang Uk Lee)

要 約

본 논문에서는 영상 분할시 global 혹은 국부적인 특성만을 고려하였을 때 발생하는 오류를 해결하기 위해, 먼저 영상의 국부적인 특성을 이용하여 균일한 영역과 불균일한 영역으로 나눈 후 fuzzy C-means(FCM) 알고리즘¹⁾을 적용하여 불균일한 영역에 속한 화소들이 어느 균일한 영역에 속하는지를 결정함으로써 영상 분할을 하는 국부 적응(locally adaptive) 알고리즘을 제안하였다. 또한 FCM 알고리즘에서 문제가 되는 계산 시간과 메모리 수를 줄이기 위하여 FCM 알고리즘에서 사용되는 식을 수정하여 적용하였다. 제안된 방식을 기존의 global한 특성만을 이용하거나 또는 국부적인 특성만을 이용하는 영상분할 알고리즘과 정량적으로 성능 비교를 하였으며 실제 시뮬레이션 결과 제안된 알고리즘이 기존의 알고리즘과 비교하여 월등히 우수한 영상 분할 결과를 얻을 수 있었다.

Abstract

When only global or local features of images are considered, the segmented results exhibit inevitable errors. To reduce these errors, first we divide the image into uniform and nonuniform regions by considering the local properties of the image. Next we obtain the segmented results by applying the Fuzzy C-means (FCM) algorithm to the picture and determining to which uniform regions each pixel of the nonuniform regions belongs.

To reduce the computational burden and memory required for the FCM algorithm, the equations used for FCM algorithm are modified. The performance of the proposed method is quantitatively compared to existing ones using only global or local features of the picture. Computer simulation result shows that the segmented results obtained by applying the proposed method are superior to existing ones.

*正會員, 西江大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Sogang Univ.)

**正會員, 서울大學校 制御計測工學科

(Dept. of Control and Instrumentation Eng., Seoul Nat'l Univ.)

接受日字: 1988年 1月 19日

(※ 본 연구는 한국과학재단 목적기초 연구비 지원에 의한 것임.)

I. 서 론

영상해석(image analysis)에서 가장 기본이 되는 처리 과정중 하나는 영상에서의 특징 추출(feature extraction)이다. 이 특징 추출 방법의 하나인 영상분할(image segmentation)은 영상을 같은 특성을 갖는 영역들로 구분해내는 과정을 의미하는데 영상인식(image recognition), 영상 이해(image understand-

ing) 등에서 필수적인 전처리 과정이다.^[1]

영상을 분할하는 방법은 경계(boundary)를 추출하는 방법과 region growing 방법으로 대별되는데 이들 방법의 세부적인 방법에는 경계추출(edge extraction), thresholding, region growing, split-merge, relaxation 방법 등이 있다.^[2,3] 경계추출을 이용한 방법은 영상에서 화소들의 국부적인(local) 특성을 이용하는 경계 연산자(edge operator)에 의해 추출된 경계를 이용하는 방법으로서 경계 연산자들의 잡음에 대한 민감감과 얻어진 경계의 불연속성 때문에 실제로 이용함에 있어서 많은 문제점이 있다.^[4] Thresholding을 이용하는 방법은 히스토그램(histogram) 등 영상의 global 특성을 사용하는 방법으로서, 얻어지는 결과가 안정되며 분할된 영역에서 그 경계의 끊어짐이 없어서 영역의 형태, 크기, 상대적인 위치 등을 해석하는데 이용할 수 있다. 그러나 이 방법에서의 가장 큰 문제점은 히스토그램과 같은 영상의 global 한 특성만을 사용하기 때문에 조명에 따른 영상의 밝기의 변화 또는 임계치(threshold value)의 선택에 따라서 잘못된 영역들이 추출된다는 점이다. Region growing과 split-merge 등의 방법은 thresholding 방법과는 달리 영상의 국부적인 특성의 유사성을 이용하여 영상을 분할하는 방법으로서 비교적 정확한 결과를 얻을 수 있는 장점이 있으나, 나누어지는 영역의 갯수를 미리 정해 주어야 할 뿐만 아니라 영역들을 합하고 나누는데 필요한 임계치를 정해 주어야 하며 따라서 이들 값이 변함에 따라 얻어지는 결과가 잘못되는 단점이 있다. 마지막으로 relaxation 방법은 통계학적인 결정(probabilistic decision) 방법을 영상에 반복적으로 적용함으로써 매 순간의 결정을 바로 이전에 결정된 결과에 근거하여 조정해 나감으로써 영상을 분할하는 방법으로서 비교적 좋은 결과를 얻을 수 있다. 그러나 이 방법은 초기 확률값과 compatibility 계수를 정할 때 물체와 배경의 면적비나 빛의 밝기차 등에 따라서 초기값을 정하는 방법을 다르게 적용하여야 하며 또한 일반적으로 계산시간과 메모리가 많이 필요하게 되는 단점이 있다. 이상의 영상 분할 방법들에서 영상의 global한 특성만을 고려하는 경우에는 영상의 배경과 물체 또는 물체와 물체가 완전히 분리되지 못한 잘못된 분할 결과를 얻게 되는 문제점이 있으며, 이와 반대로 영상의 국부적인 특성만을 고려하는 경우에는 각 국부적인 영역에서 잘못 분할되는 결과를 얻게 되어 블록화 현상이 발생한다. 따라서 이러한 문제점을 제거하고 보상하기 위해서는 영상의 global한 특성과 국부적인 특성을 모두 고려하여야 한다.

본 논문에서는 thresholding 방법과 같이 기존의 영역 분할 방법에서 global한 특성만을 고려하는데서 야기되는 문제점을 보완하기 위하여 영상의 국부적인 특성을 고려하였을 뿐만 아니라, 국부적인 정보만을 고려할 경우 발생하는 문제점을 보완하기 위해 global한 특성을 고려할 수 있는 fuzzy C-means(FCM) 알고리즘^[5]을 이용하여 영상을 분할하는 방법에 대하여 제안하였다. 적용한 FCM 알고리즘은 비교적 정확한 결과를 얻을 수 있는 relaxation 방법중의 한 부류로서 본 논문에서는 relaxation 방법에서의 단점인 많은 계산량과 소모되는 많은 메모리 용량을 줄이기 위하여 FCM 알고리즘에서 사용되는 수식을 영상에 적용하기 적합한 형태로 수정하여 적용하였다.

논문의 순서는 먼저 II장에서 영상분할에 적용할 FCM 알고리즘에 대해 간략히 설명한 후, 이 알고리즘을 적용할 때 필요한 계산시간과 메모리량을 줄이기 위한 방법에 대하여 설명하고, III장에서는 영상을 분할하기 전 균일한 영역과 불균일한 영역으로 나누어 줌으로써 영상의 국부적인 특성을 고려하여 FCM 알고리즘을 적용하여 영상을 분할하는 제안한 방법에 대하여 설명한다. IV장에서는 실험결과에 대해 설명하며 마지막으로 V장에서 결론을 제시하였다.

II. Fuzzy C-means 알고리즘의 고속처리

FCM 알고리즘은 fuzzy 집합에 근거한 fuzzy clustering 방법으로서 Bezdek에 의해 일반화되었으며 식(1)과 같은 within group sum of squared(WGSS) error objective function을 최소화시킴으로써 measurement vector들을 분할하는 방법이다.^[5]

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

$$1 \leq m < \infty$$

여기서 x_k 는 처리하고자 하는 데이터를 나타내며, n 은 그 데이터의 총 갯수이며 c 는 cluster의 갯수이다. U 는 $c \times n$ 행렬로서 그 원소 U_{ik} 는 처리하고자 하는 데이터 x_k 가 cluster i 에 얼마만큼 속하는가를 나타내는 membership value를 나타낸다. 한편 v_i 는 i 번째 cluster의 중심 vector이며 $m \in (1, \infty)$ 은 membership weighting exponent를 나타낸다. $\| \cdot \|$ 는 내적의 norm이다. 식(1)을 영상분할에 적용한다면 x_k 는 영상에서 각 화소의 빛의 밝기에 해당하며 v_i 는 분할될 각 cluster의 빛의 밝기에 해당하게 된다. 한편 m 이 1일 때는 일반적인 WGSS 오차 함수를 나타내지만 m 이 1보다 클 경우에는 모든 i, k 에 대해서 $x_k \neq v_i$ 라는 가정하에서 다음 식(2)와 (3)은 J_m 의

국부 최소화(local minimum) 조건을 만족하게 된다.¹⁵⁾

$$U_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{x_{ik} - v_j}{x_{ik} - v_j} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1} \quad \forall i, k \quad (2)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (U_{ik})^m \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n (U_{ik})^m} \quad \forall i \quad (3)$$

따라서 FCM 알고리즘은 (2)식과 (3)식을 반복적으로 계산함으로써 구현할 수 있으며 다음과 같은 처리과정을 통하여 계산된다.

1. 식(2)와 (3)에서 사용되는 m과 cluster 갯수 c를 선택하고 U⁽⁰⁾를 초기화한다. 이때 2 ≤ c ≤ n이고 1 ≤ m < ∞이며 반복횟수 p는 1로 초기화한다. 또한 $\sum_{i=1}^c U_{ik} = 1$ 이다.

2. U^(p-1)를 이용하여 식(3)에 의해 cluster center v_i^(p)를 계산한다.

3. v_i^(p)를 이용하여 식(2)에 의해 U^(p)를 계산한다.

4. ||U^(p) - U^(p-1)|| < δ이면 수행을 마친다. 그렇지 않으면 p = p + 1로 한 후 과정 2 부터 다시 수행한다.

식(2)를 계산하기 위해서는 cluster의 갯수가 c이고, 영상의 전체 화소수가 n(=M×N)이라고 가정하면, 이때 각 U_{ik}를 저장하기 위해 요구되는 메모리 수는 c×n(=c×M×N)개가 필요하게 된다. 식(2)가 의미하는 바는 한 원소가 어떤 집합에 속하는 membership value를 나타내므로 같은 빛의 밝기를 갖는 화소에 대해서는 같은 U_{ik} 값을 갖게 된다. 따라서 영상에서 존재하는 빛의 밝기 g의 범위가 1에서 G라고 가정하면 U_{ik}를 저장하기 위한 메모리 수는 c×G개만 있으면 된다. 이때 모든 U_{ik}를 계산하기 위해서 식(2)를 사용하면 총 2c²n개의 뺄셈(덧셈)과 c(c+1)n개의 나눗셈과 c²n개의 지수 계산이 필요하게 된다. 한편 식(3)을 사용하여 모든 v_i를 계산하기 위해서는 각 cluster에 대하여 2c(n-1)개의 덧셈과 c(n+1)개의 곱셈(나눗셈)과 cn개의 지수계산이 필요하다. 그러나 앞에서 설명한 바와 같이 각 빛의 밝기 g에 대해서만 U_{ig}를 사용하고, 각 빛의 밝기 g의 빈도수를 g_n(g) (g=1, 2, ..., G)이라 하면 식(2)와 (3)은 다음과 같이 변형하여 나타낼 수 있다.

$$U_{ig} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{g - v_j}{g - v_j} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1} \quad (4)$$

$$v_i = \frac{\sum_{g=1}^G (U_{ig})^m \cdot g \cdot g_n(g)}{\sum_{g=1}^G (U_{ig})^m \cdot g_n(g)} \quad (5)$$

따라서 식(4)를 이용하면 총 2c²G개의 뺄셈(덧셈)

과 c(c+1)G개의 나눗셈과 c²G개의 지수 계산이 필요하며 식(5)를 이용하면 2(G-1)c개의 덧셈과 c(2G+1)개의 곱셈(나눗셈)과 cG개의 지수 계산이 필요하게 되므로 계산시간을 크게 줄일 수 있다.

III. 국부적인 특성과 global한 특성을 고려한 영상분할 방법

일반적으로 영상을 분할할 때 물체들의 특징이 뚜렷하게 달라서 확실히 구분할 수 있는 영역들이 있는 반면에 서로 비슷한 특징을 갖고 있어서 구분하기 어려운 경우도 있다. 집합에서는 전자를 hard set이라고 하고 후자를 fuzzy set이라고 한다. Hard set은 집합의 원소들을 분명히 나눌 수 있는 집합을 의미하므로 한 원소가 어떤 모임에 속하는지 그렇지 않은지에 대한 확률 U_{ik}는 1 또는 0의 값만을 갖게 된다. 즉 hard set M_c는 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$M_c = \{U \in V_{cn} | U_{ik} \in \{0, 1\} \quad \forall i, k ; \sum_{i=1}^c U_{ik} = 1, \quad \forall k ; 0 \leq \sum_{k=1}^n U_{ik} \leq n, \quad \forall i\} \quad (6)$$

여기서 c는 cluster의 수이고, n은 원소들의 총수이며, V_{cn}은 c×n의 확률 집합이다. 반면에 fuzzy set에 속한 원소는 어떤 집합에 대해 그 집합에 속할 확률이 0에서 1사이의 실수값을 갖게 된다. 따라서 fuzzy set 경우에는 한 원소에 대해서 그 원소가 각 모임에 속할 확률의 합이 1이 되며 fuzzy set M_{fc}는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$M_{fc} = \{U \in V_{cn} | U_{ik} \in [0, 1] \quad \forall i, k ; \sum_{i=1}^c U_{ik} = 1, \quad \forall k ; 0 \leq \sum_{k=1}^n U_{ik} \leq n, \quad \forall i\} \quad (7)$$

이러한 개념을 영상 분할에 적용하기 위해 영상의 각 화소들을 fuzzy set에 속한 원소들로 취급하여 II장에서 설명한 FCM 알고리즘을 이용하여 이들 원소를 hard set으로 분리함으로써 영상을 분할할 수 있다. Trivedi와 Bezdek은 FCM 알고리즘을 피라미드 데이터 구조를 사용한 영상에 적용하여 화상 분할을 하였다.¹⁵⁾ 그러나 이들의 방법에서는 피라미드 데이터 구조를 사용하기 위해 화상을 블록으로 나누어 각 블록의 평균 빛의 밝기를 FCM 알고리즘을 적용할 원소로 사용하였기 때문에 각 블록보다 작은 크기의 물체에 대해서는 이들을 분할해내지 못하고 잃어 버리게 된다. 따라서 이 방법은 항공 촬영한 영상과 같이 영상에 큰 균일한 영역(예를 들면

강, 숲, 농경지)이 존재하고, 또 이들을 대략적으로 분할할 때는 적합한 방법이 될 수 있지만, 작은 물체가 존재하는 화상에서 이 작은 영역들을 분할하는 데는 적합하지 않다. 또한 화상을 블록으로 나누는 피라미드 데이터 구조를 사용하기 때문에 분할된 결과에 블록화 현상이 생기며, 피라미드 구조로 처리하는 각 단계마다 블록의 균일함을 판정하기 위해 변수가 필요하게 된다. 만일 그 변수값을 잘못 결정하게 되면 그 다음 단계에서 영향을 주게 되므로 변수 값을 올바르게 선택하기 위해서는 분할하고자 하는 물체와 배경등에 대한 사전 지식이 필요하게 된다. 이러한 단점을 개선하기 위해 FCM 알고리즘을 이용하는 새로운 구조의 영상분할 방법을 제안한다.

일반적으로 영상을 분할하려할 때 영상에서 각 물체들의 내부에 속하는 화소들은 그 특성들이 유사하여 같은 영역에 속하는 것으로 판단할 수 있지만 물체의 경계 부근의 화소들은 정확히 어느 영역에 속하는지를 판단하기 어렵다. 따라서 영상에서 같은 영역이라고 판단할 수 있는 화소들은 hard set에 속하고 그렇지 않은 화소들은 fuzzy set에 속한다고 볼 수 있다. 이러한 가정아래 영상을 분할하려하면 균일한 특징을 갖는 hard set에 속하는 화소들은 먼저 추출해내고, 나머지 fuzzy set에 속하는 화소들은 어느 hard set에 속하는가를 결정하면 된다. 이러한 개념을 실질적으로 영상 분할에 적용하기 위해서는 먼저 영상을 비슷한 특성을 갖는 화소들로 이루어진 균일한 영역과 특성을 서로 구분하기 힘든 화소들로 이루어진 불균일한 영역으로 구분한 후 불균일한 영역에 속한 화소들이 어떤 균일한 영역에 속하는지를 결정하면 된다. 다음은 이러한 개념을 적용하기 위해 영상의 국부적인 특성을 고려하여 먼저 영상을 균일한 영역과 불균일한 영역으로 나눈 후 각 영역에 FCM 알고리즘을 적용하여 영상 분할하는 방법에 대하여 기술하였으며, 그림 1에 알고리즘의 전체 블록도(block diagram)를 도시하였다.

1. 먼저 영상의 국부적인 특성을 이용하기 위하여 영상을 균일한 영역과 불균일한 영역으로 나눌 필요가 있다. 그러므로 우선 영상을 작은 블록으로 나누게 되며 이 때 각 블록들은 이웃한 블록에 대해 반 블록씩 중첩되게 나눈다. 블록들을 중첩시키는 이유는 불균일한 영역으로 판정되는 부분이 물체의 경계에 해당하는 영역이 되므로 그 경계가 끊어지지 않도록 하기 위함이다. 또한 블록 크기의 결정은 매우 중요한데 그 이유는 블록의 크기가 클 경우에 물체의 경계에 해당하는 불균일한 영역이 확장되게 되므로 균일한 영역에 해당하는 작은 물체의 내부가

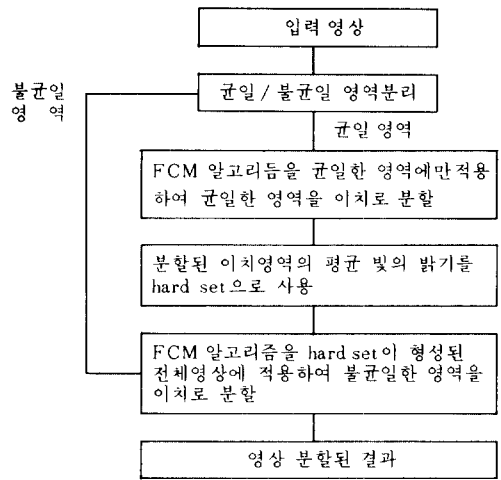


그림 1. 제안한 알고리즘의 블록도
Fig. 1. Block diagram of the proposed algorithm.

불균일한 영역으로 될 수 있기 때문이다. 따라서 작은 물체가 존재하는 영상에 대해서는 그 물체의 내부를 균일한 영역으로 올바르게 판정할 수 있는 작은 블록 크기를 사용하여야 한다. 본 논문에서는 여러 크기의 블록을 시뮬레이션 한 결과 4×4 크기의 블록을 사용하였을 때 가장 좋은 결과를 얻었다. 이렇게 나누어진 각 블록에 대해 variance를 구하여 그 값이 임계값 보다 큰 경우 그 블록에 해당하는 영역을 불균일한 영역으로, 반대인 경우를 균일한 영역으로 판단한다.

2. 불균일한 영역의 분할시 균일한 영역을 hard set으로 사용하기 위하여 검은 영역과 흰 영역의 두 영역으로 나눈다. 이 때 균일한 영역이 두 영역중 어느 영역에 속하는지를 결정하기 위하여 균일한 영역들에 대해서만 FCM 알고리즘을 적용하여 이치로 분할한다. 따라서 v_i 를 구하기 위해 식(5)를 계산할 때 필요한 각 빛의 밝기에서의 화소들의 갯수 $gn(g)$ 은 균일한 영역에 속하는 화소들에 대해서만 구한다.

3. 이렇게 이치로 분할된 균일한 영역에 해당하는 원래 영상에서의 화소들은 여러 빛의 밝기 분포를 갖게 되므로 이들 빛의 밝기를 하나의 빛의 밝기로 만들어 줌으로써 원래 영상에 hard set을 형성하게 된다. 따라서 원래 영상에서 검은 균일한 영역에 해당하는 화소들에 대해서만 평균 빛의 밝기를 계산한 후, 그 화소들의 빛의 밝기를 계산된 평균 빛의 밝기로 바꾼다.(replace). 흰 영역으로 판정된 화소들에 대해서도 같은 처리를 한다.

4. 불균일한 영역에 속한 화소들을 검은 영역과 흰 영역의 두 영역으로 분할하기 위해 hard set이 형성된 전체 영상에 대해 FCM 알고리즘을 적용한다. 따라서 식(5)에서 v_i 를 계산할 때 필요한 각 화소의 빛의 밝기의 분포 $gn(g)$ 는 hard set이 형성된 전체 영상에 대해서 구하며, 식(4)로부터 구한 U_{ik} 를 이용하여 불균일한 영역에 속한 화소들을 이치로 분할한다.

제안한 방법을 Trivedi와 Bezdek의 방법과 비교하여 보면, 제안한 방법에서는 균일한 영역과 불균일한 영역을 위에서 설명한 과정 1에서 한번에 구분함으로써 두 영역을 구분하는데 한 개의 변수만을 사용하면 된다. 또한 균일한 영역으로 결정된 영역만을 2 class로 분할하여 불균일한 영역들을 분할할 때 hard set으로 다시 사용함으로써 불균일한 영역을 보다 올바르게 분할할 수 있다. 그러나 Trivedi와 Bezdek 방법에서는 pyramid 구조로 나누어진 영상의 블록들이 균일한지 불균일한지를 판단하여 균일한 영역은 올바르게 분할된 영역으로 판단하여 더 이상 분할하지 않고, 불균일한 영역에 대해서만 다시 작은 블록으로 나누어 분할과정을 계속하게 된다. 따라서 이 방법에서는 pyramid 구조로 나누어진 영상의 각 블록의 평균 빛의 밝기를 FCM 알고리즘에서 사용되는 한 개의 원소로 취급함으로써 계산 시간을 줄일 수 있는 장점이 있으나, 영상의 각 블록을 한개의 원소로 이용하였기 때문에 블록화 현상이 발생하게 되는 단점이 있다. 그러나 제안한 방법에서는 FCM 알고리즘을 적용할 때 한 화소의 빛의 밝기를 한개의 원소로 취급하였기 때문에 블록화 현상을 제거할 수 있다.

IV. 시뮬레이션 결과

시뮬레이션에서는 256개의 밝기를 갖는 256×256 크기의 영상을 사용하였다. 그림 2는 제안한 알고리즘을 설명하기 위해 비교적 단순한 형태의 물체를 포함하는 영상에 적용하였을 때의 각 과정을 보인 것으로 그림 2(a)의 입력 영상에 대해서 그림 2(b)는 균일한 영역과 불균일한 영역으로 나누어진 결과이다. 여기서 흰 부분이 불균일한 영역에 해당하고 검은 부분이 균일한 영역에 해당한다. 이 때 블록의 크기는 실험적으로 얻은 가장 적절한 크기인 4×4 를 사용하였으며 각 블록들은 이웃한 블록과 반 블록만큼씩 서로 중첩되게 하였다. 또한 블록이 균일한지 불균일한지를 판단하기 위한 임계치, 블록의 variance 값은 영상에 따라 변화폭이 크므로 표준편차를 이용하였으며 그 임계값은 7~15로 정하였다. 임계값이

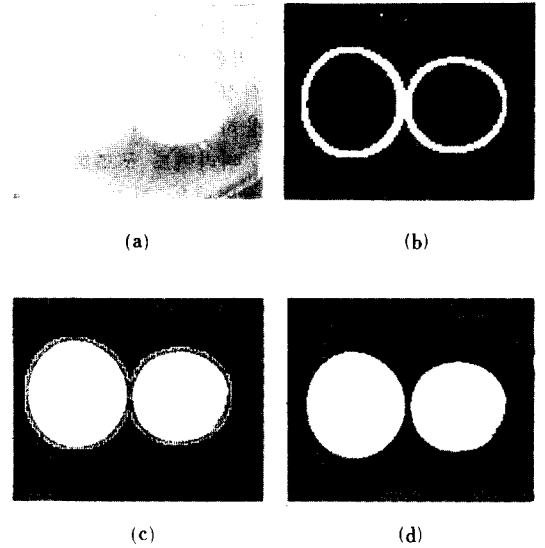


그림 2. 제안한 방법을 순차적으로 적용하였을 때의 결과

- (a) 입력영상
- (b) 균일 영역과 불균일영역
- (c) 분할된 균일한 영역
- (d) 최종결과

Fig. 2. The results of each step of the proposed algorithm.

- (a) input image.
- (b) uniform and nonuniform regions.
- (c) segmented uniform region.
- (d) final result.

7보다 작은 경우에는 물체의 내부에 해당하는 균일한 영역이 불균일한 영역으로 결정되는 경우가 있으며, 반대로 15보다 큰 경우에는 물체의 경계에 해당하는 불균일한 영역이 부분적으로 없어지게 되므로 경계가 끊어진 결과를 얻게 된다. 그림 2(c)는 균일한 영역들을 두개의 영역으로 나누어준 결과이며 그림 2(d)는 불균일한 영역에 속한 화소들이 어느 균일한 영역에 속하는가를 FCM 알고리즘을 적용하여 얻은 분할된 최종 결과이다. FCM 알고리즘을 적용할 때 m 값과 c 값은 모두 2를 사용하였으며 반복 계산 횟수는 30회 이하에서 수렴하였다. II장에서 설명한 FCM 알고리즘의 계산과정과 계산시 요구되는 메모리 수를 줄이는 방법을 이용할 경우 기존의 방법보다 훨씬 계산과정을 감소시킬 수 있었다. 실질적으로 소요되는 계산시간을 비교하기 위해 IBM-XT (8 MHz clock)에서 Microsoft C언어를 사용하여 시뮬

레이션하였을때 기존의 방법경우는 각 반복 횟수마다 약 80.35초 소요 되었으며 제한한 방법 경우에는 약 0.35초가 소요되었다.

시뮬레이션에서는 그림 3 과 같은 입력 영상들을 사용하였으며 각 영상은 다음과 같은 특성을 갖는다. 그림3(a)의 입력 영상은 물체에 조그마한 구멍들이 많은 세밀한 부분과 큰 물체 부분들로 이루어진 영상이고 그림3(b)의 입력 영상은 비교적 물체의 크기는 크지만 두 물체가 서로 다른 빛의 밝기를 갖는 영상이다. 그림3(c)의 영상은 배경의 빛의 밝기가 좌측 상단에서는 밝으나 우측하단에서는 어두워지는 영상이며 물체에 해당하는 공구도 빛의 밝기가 동일하지 않은 영상이므로 단순히 global 한 영상의 특성만을 이용하였을 경우 분할하기 힘든 영상이다.

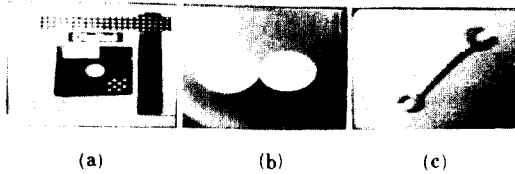


그림 3. 입력영상
Fig. 3. input images.

이들 영상에 대해서 제안한 알고리즘을 적용하였을 때의 결과를 그림 4(a)에 도시하였으며, 성능 비교를 하기 위해 영상의 global 한 특성만을 이용하는 분할 방법과 영상의 국부적인 특성을 이용하는 분할 방법과 영상의 통계학적인 특성을 이용한 relaxation 방법과 비교하였다. 우선 영상의 global 한 정보만을 이용하는 기존의 분할 방법과의 비교를 위해 비교적 좋은 결과를 얻을 수 있는 Otsu가 제안한 히스토그램을 이용한 thresholding 방법과⁶⁾ Tsai가 제안한 moment preserving 방법⁷⁾ 적용한 결과들을 그림 4(b)와 그림 4(c)에 보였다. 그림3(a)의 입력영상에 대해 얻어진 결과를 보면 Otsu의 방법은 moment preserving 방법에 비해 비교적 정확하게 분할되었으나 두 경우 모두 배경의 일부가 손상된 결과를 얻었다. 그림3(b)에 대해서는 두 방법 모두 물체의 일부가 배경으로 분할된 잘못된 결과를 얻었다. 그림3(c)의 공구 영상에서는 배경과 물체의 빛의 밝기가 변하는 이유로 인해 배경과 물체를 거의 구분하지 못하였다. 이러한 결과에서 알 수 있듯이 영상의

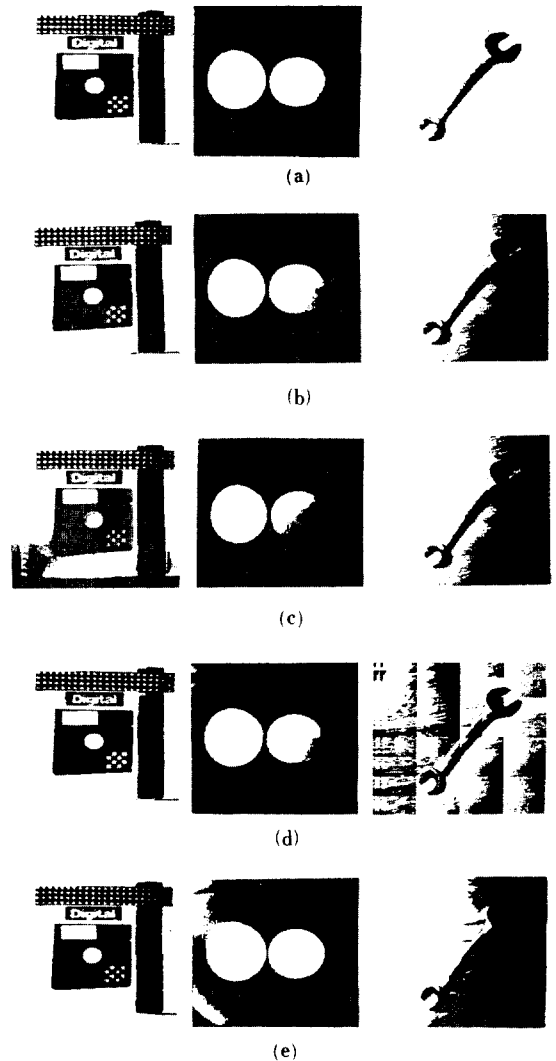


그림 4. 제안한 방법과 기존의 방법들과의 비교
(a) 제안한 분할 방법을 적용한 결과
(b) Otsu의 방법을 적용한 결과
(c) Moment preserving 방법을 적용한 결과
(d) Simple image statistic 방법을 적용한 결과
(e) Relaxation 방법을 적용한 결과

Fig. 4. Comparison of the proposed method and existing methods.
(a) Segmentation result of the proposed method.
(b) Segmentation result of the method by otsu.
(c) Segmentation result of a moment preserving method.
(d) Segmentation result of a method based on a simple image statistic.
(e) Segmentation result of a relaxation method.

global 한 특성만을 사용하였을 경우에는 올바르게 분할된 결과를 얻기가 어렵다는 것을 알 수 있다. 또한 영상의 local 한 특성을 이용하는 방법과 비교하기 위하여 영상을 블록으로 나누어 각 블록에 대해 local thresholding 을 하여주는 simple image statistic 을 이용한 방법¹⁾을 적용하였으며 그 결과를 그림 4(d)에 나타내었다. 이 방법에서는 영상을 블록으로 나누어 각 블록이 균일한 영역인지 불균일한 영역인지를 판단할 때 그 블록의 edge 값을 구하여 그 절대값의 합이 어떤 임계치보다 큰가 작은가에 따라 결정되므로 실험에서는 각 영상마다 여러 값을 대입하여 가장 좋은 결과를 얻게 되는 경우의 값을 변수 값으로 사용하였다. 그림 3(a)에 대해서는 비교적 올바른 결과를 얻을 수 있었지만 그림 3(b)에 대해서는 물체의 일부가 손상된 결과를 얻었다. 그림 3(c)에 대한 결과에서는 영상을 블록으로 나누는데서 발생하는 블록화 현상이 두드러지게 발생하였으며 물체와 배경을 올바르게 분할하지 못한 결과를 얻게 되었다. 이러한 현상이 발생하게 된 것은 배경과 물체의 빛의 밝기가 균일하지 않고 각 블록에 대해 균일한 영역과 불균일한 영역을 구분할 때 잘못 판단하거나 또는 영상을 블록으로 나눌 때 블록들을 고정된 위치에서 나눔으로써 잘못된 결과를 얻게 된다. 따라서 단순히 영상을 블록으로만 나누어 국부적인 특성만을 고려한 경우에는 부분적으로 잘못분할되는 경우가 발생할 뿐만 아니라 블록으로 나누는데서 발생하는 블록화 현상이 발생하게 된다.

마지막으로 Rosenfeld와 Smith가 사용한 제안한 relaxation 알고리즘²⁾과 비교하였는데 이 방법은 물체에 해당하는 빛의 밝기가 배경에도 존재하고 반대로 배경에 속한 빛의 밝기가 물체에도 섞여 있을 경우에 특히 잘 적용되는 알고리즘으로서 그 결과를 그림 4(e)에 도시하였다. 그림 3(a)에 대한 결과는 반복 횟수를 10로 하였을 때이며, 비교적 배경과 물체가 잘 분리되었으나, 반복 횟수가 증가함에 따라 물체 내부의 작은 구멍과 글자가 점차 작아져 손상된 결과를 얻게 되었다. 그림 3(b)와 그림 3(c)에 대한 결과는 각각 반복횟수를 5와 10으로 하였을 때이며, 두 경우 모두 물체와 배경이 서로 합쳐진 결과를 얻게 되었으며 반복 횟수가 증가할수록 물체와 배경이 점점 더 합쳐지는 결과를 얻게 되었다. 이 relaxation 방법에서는 얻어진 결과가 좋지 않을 뿐만 아니라, 이 방법을 적용하기 위해 영상으로부터 확률 분포를 구하여야 하고 또 반복적으로 계산을 하여야 하기 때문에 계산 시간과 사용되는 메모리량이 많이 소요되는 단점이 있다.

이상의 영상 분할 방식을 적용하였을 때의 결과를

정량적으로 비교하기 위하여 오차 확률(probability of error)¹⁰⁾을 사용하였다. 우선 기준 모델 영상은 인간의 시각에 의해 가장 정확하다고 인식되도록 각각의 화소에 대해 분할하여 만들었으며, 오차 확률은 다음과 같은 기준에 의해 계산하였다.

- $P_r\{B\}$: 기준 모델 영상에서 배경(B)에 속한 화소의 분포를 나타내는 확률
- $P_r\{O\}$: 기준 모델 영상에서 물체(O)에 속한 화소의 분포를 나타내는 확률
- $P_r\{O/B\}$: 기준 모델 영상에서는 배경(B)에 속한 화소가 분할된 결과 영상에서는 물체(O)에 속할 확률
- $P_r\{B/O\}$: 기준 모델 영상에서는 물체(O)에 속한 화소가 분할된 결과 영상에서는 배경(B)에 속할 확률
- $P_r\{ERR\}$: 전체 영상에 대해서 잘못 분류된 화소가 발생할 오차 확률을 나타내며 $P_r\{ERR\} = P_r\{O\} * P_r\{B/O\} + P_r\{B\} * P_r\{O/B\}$ 이다.

그림 3의 각 입력 영상에 대해 제안한 방법, Otsu의 방법, moment preserving(MP) 방법, simple image statistic(SIS) 방법, relaxation 방법순으로 오차확률을 표 1에 제시하였으며 수치적인 결과면에서도 제안한 방식을 적용하였을 때 가장 작은 $P_r\{ERR\}$ 를 얻을 수 있었다.

표 1. 각 방법을 적용하여 구한 결과의 정량적인 비교

Table 1. The quantitative comparison of the results for each method.

	그림 3(a)	그림 3(b)	그림 3(c)
제안한 방법	0.019383	0.005018	0.010132
Otsu의 방법	0.034198	0.034267	0.453781
MP 방법	0.169138	0.040365	0.460693
SIS 방법	0.027937	0.015577	0.307159
Relaxation 방법	0.043684	0.075997	0.456467

V. 결 론

본 논문에서 제안한 알고리즘은 영상 분할시 먼저 영상을 균일한 영역과 불균일한 영역으로 나누어 줌으로써 영상의 국부적인 특성을 고려하였다. 균일한 영역을 hard set으로 불균일한 영역을 fuzzy set으로 가정하여 먼저 균일한 영역을 이치로 분할하였다. 이치로 분할된 두 균일한 영역의 평균 빛의 밝기를 구

하여 원래 영상에서 이 두 균일한 영역에 해당하는 화소들의 빛의 밝기를 분할된 두 균일한 영역의 평균 빛의 밝기로 바꾸어 줌으로써 원래 영상에 hard set을 형성하게 된다. 이렇게 hard set이 형성된 전체 영상에 대해 불균일한 영역을 분할하기 위해 FCM 알고리즘을 적용하여 U_{ik} 값과 v_i 값을 계산하게 되므로 영상의 global한 특성을 고려하게 된다. 또한 FCM 알고리즘을 적용할 때 계산시간을 줄이기 위해 사용되는 식을 변형하여 적용함으로써 많은 계산시간을 감축할 수 있었으며 계산시 필요한 메모리량을 줄일 수 있었다.

제안한 영상분할 방법은 시뮬레이션 결과에서도 알 수 있듯이 영상의 global한 특성만을 고려하여 영상을 분할하였을 경우 발생하는 문제점들, 영상의 국부적인 특성을 고려하여 균일한 영역과 불균일한 영역으로 먼저 나누어 줌으로써 해결할 수 있었으며 hard set이 형성된 전체 영상에 대해 FCM 알고리즘을 적용함으로써 영상의 global한 특성을 고려하는 동시에 한 화소를 FCM 알고리즘에서 사용되는 한 원소로서 사용함으로써 영상을 블록으로 나누어 국부적인 특성을 고려하는 방법에서의 문제점인 블록화 현상을 제거할 수 있었다. 또한 결과의 정량적인 비교를 통하여 제안한 방법을 사용하여 영상 분할을 하였을 때 가장 작은 Pr(Err)을 얻을 수 있었다.

앞으로의 연구는 이치 영상 분할뿐만 아니라 다치(multi class) 영상의 분할에 대해서도 연구되어야 할 것이며 분할된 영상의 정량적인 평가를 하기 위한 평가방법에 대해서도 연구되어야 할 것이다.

參 考 文 獻

[1] D.H. Ballard and C.M. Brown, *Computer*

- Vision*. Prentice-Hall, New Jersey, 1982.
- [2] A. Rosenfeld and A.C. Kak, *Digital Picture Processing*. vol. 2, Academic Press, 1982.
- [3] W.K. Pratt, *Digital Image Processing*. John Wiley & Sons, New York, 1978.
- [4] W.A. Perkins, "Area segmentation of images using edge points," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-2, no. 1, pp. 8-15, Jan. 1980.
- [5] M.M. Trivedi and J.C. Bezdek, "Low-Level segmentation of aerial images with fuzzy clustering," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. SMC-16, no. 4, pp. 589-598, July/Aug. 1986.
- [6] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. SMC-9, no. 1, pp. 62-66, Jan. 1979.
- [7] W.H. Tsai, "Moment-preserving thresholding: A new approach," *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 29, pp. 377-393, 1985.
- [8] J. Kittler, J. Illingworth, and J. Foglein "Threshold selection based on a simple image statistics," *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 30, pp. 125-147, 1985.
- [9] A. Rosenfeld and R.C. Smith, "Thresholding using relaxation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-3, no. 5, pp. 598-606, Sept. 1981.
- [10] 김경수, 이상욱, "밝기분포도를 이용한 영상 영역화의 성능분석," 대한전자공학회 논문집, 제24권 3호, pp. 135-140, 1987년 5월.