

지역적 엔트로피 기반 전이 영역에서 퍼지 클러스터링 알고리즘을 이용한 Multi-Level Thresholding

오 준 택[†] · 김 보 림^{††} · 김 욱 현^{†††}

요 약

본 논문은 전이 영역에서 퍼지 클러스터링 알고리즘을 이용한 multi-level thresholding 방법을 제안한다. 대부분의 임계치 기반 영상 분할은 영상의 히스토그램 분포를 기반으로 임계치를 결정한다. 그러므로 많은 처리시간과 기억공간을 요구할 뿐만 아니라 복잡하고 무분별한 히스토그램 분포를 가지는 실영상에서의 임계치 결정에는 어려움이 있다. 본 논문에서는 영상의 대표적인 성분들로 구성된 전이 영역을 추출한 후 퍼지 클러스터링 알고리즘에 의해 최적의 임계치를 결정한다. 전이 영역을 추출하기 위해 이용되는 지역적 엔트로피는 잡음에 강건하며 영상에 내재된 정보를 잘 표현한다는 특성을 가진다. 그리고 퍼지 클러스터링 알고리즘은 복잡하고 무분별한 분포의 실영상에 대해서도 정확히 임계치를 설정할 수 있으며 multi-level thresholding으로 쉽게 확장이 가능하다. 다양한 실영상을 대상으로 실험한 결과, 제안한 방법이 기존의 방법보다 향상된 성능을 가짐을 보였다.

키워드 : 전이영역, FCM알고리즘, Multi-level Thresholding, 엔트로피

Multi-level Thresholding using Fuzzy Clustering Algorithm in Local Entropy-based Transition Region

Juntaek Oh[†] · Boram Kim^{††} · Wookhyun Kim^{†††}

ABSTRACT

This paper proposes a multi-level thresholding method for image segmentation using fuzzy clustering algorithm in transition region. Most of threshold-based image segmentation methods determine thresholds based on the histogram distribution of a given image. Therefore, the methods have difficulty in determining thresholds for real-image, which has a complex and undistinguished distribution, and demand much computational time and memory size. To solve these problems, we determine thresholds for real-image using fuzzy clustering algorithm after extracting transition region consisting of essential and important components in image. Transition region is extracted based on local entropy, which is robust to noise and is well-known as a tool that describes image information. And fuzzy clustering algorithm can determine optimal thresholds for real-image and be easily extended to multi-level thresholding. The experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed method for performance.

Key Words : Transition Region, FCM(Fuzzy C-means), Multi-level Thresholding, Entropy

1. 서 론

영상 분할은 획득한 영상을 분석하고 이해하기 위해 중요한 역할을 수행한다. 그리고 영상 내의 영역 및 객체 분할은 실제적인 응용을 위해서 반드시 요구되어지는 과정이다. 이러한 영상 분할 방법으로는 밝기, 움직임, 텍스처(texture) 등의 특징들을 기반으로 한 텍스처 분석, 히스토그램(histogram) 기반의 임계치 결정, 클러스터링(clustering), 에지(edge) 검출, 영역 분할 및 합병, 특징 분석 등이 있다. 특히, 임계치 결

정에 따른 방법은 영상 내 존재하는 객체의 텍스처나 색상 분포를 기반으로 배경 영역으로부터 객체 영역을 추출하고 인지하는 방법 중 하나로써, 여러 가지 영상 분할 방법들 중에서도 효과적이면서도 간단하다는 장점으로 인하여 드넓게 사용되고 있다. 예를 들면, 글자나 로고 등을 추출하기 위한 문서 영상 처리나 목적 객체를 추출하기 위한 장면 처리 등 다양한 분야에서 이용된다.

임계치에 의한 영상 분할은 일반적으로 히스토그램의 형태 분석에 의한 방법, 클러스터링에 의한 방법, 엔트로피(entropy)에 의한 방법, 지역적 적응 방법 등으로 나누어진다. 히스토그램의 형태 분석에 의한 방법은 히스토그램 분포 상에 존재하는 peak나 valley를 분석함으로써 임계치를

[†] 준 회 원 : 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사수로

^{††} 준 회 원 : 영남대학교 컴퓨터공학과 석사과정

^{†††} 정 회 원 : 영남대학교 전자정보공학부 교수

논문접수 : 2005년 1월 5일, 심사완료 : 2005년 7월 4일

결정하는 방법으로, A. Rosenfeld[1]는 convex hull를 마주하는 히스토그램의 concavity를 분석하는 convex hull thresholding을 제시하였으며 M. I. Sezan[2]은 히스토그램에 대해서 smoothing/differencing 커널(kernel)를 이용하여 peak를 분석하는 peak and valley thresholding을 제안하였다. 클러스터링에 의한 방법은 주어진 영상 내 데이터를 2개 이상의 군집으로 분류하는 방법으로, N. Otsu[3]는 객체 영역과 배경 영역의 within-class variance를 최소화함으로써 최적의 임계치를 결정하였다. D. E. Lloyd[4]는 반복 검사에 의해 분류 오류를 최소화하는 minimum error thresholding을 제시하였다. 엔트로피에 의한 방법은 주어진 영상의 히스토그램 분포에 대해서 엔트로피를 적용하는 방법으로, J. N. Kapur[5]는 영상 내 객체 영역과 배경 영역에 대한 엔트로피를 최대화하는 임계치를 선택하였으며 T. Pun[6]은 히스토그램의 사후 엔트로피가 최대가 되는 값을 임계치로 선택하였다. C. H. Li[7]는 원본 영상과 분할한 이진 영상간의 데이터 일치성을 측정함으로써 임계치를 결정하는 cross entropy thresholding을 제시하였다. 지역적 적응 방법은 주어진 지역적인 범위에서 데이터들의 통계값에 의해 임계치를 결정하는 방법으로, W. Niblack[9]는 주어진 윈도우 내의 평균과 표준편차에 따라 임계치를 결정하였으며 J. M. White[8]는 범위 내 화소들의 평균 색상값과 중심 화소의 색상값을 비교하였다. 이러한 기존 방법들은 주어진 영상의 히스토그램 분포를 기반으로 임계치를 결정한다. 그러나 실영상의 경우 복잡하고 무분별한 형태의 히스토그램 분포를 가지므로 기존 방법에 의한 임계치의 결정에는 어려움이 있다. 또한 대부분의 기존 방법들은 단지 2개의 군집(전경 부분과 배경 부분)으로 영상을 분할하였다. 그러나 영상들마다 최적의 군집수는 다를 수 있기 때문에 multi-level thresholding으로의 확장이 요구된다. 그리고 이러한 방법들은 특징 공간에서의 판별 기준에 따라 최적의 임계치를 결정하며 처리시간은 특징 공간의 차원이나 데이터 양의 증가 또는 감소에 따라 변화한다. 그러므로 실시간 구현을 위해서 특징 공간 및 데이터 양의 감소에 대한 연구가 필요하다. 전이 영역(transition region) 기반의 영상 분할은 최근 새롭게 개발된 분할 방법으로, 전이 영역을 기반으로 영상에 대한 임계치를 결정하는 방법이다. 전이 영역은 영상 내 에지를 둘러싸고 있는 영역으로 배경 영역과 객체 영역을 분할하기 위한 중요한 정보를 가진다. Y. J. Zhang[17]은 평균 기울기(average gradient)와 clip transformation를 이용한 전이 영역 기반의 영상 분할 방법을 제안하였으며 X. J. Liang[16]은 잡음의 효과를 줄이기 위해 가우시안 가중치(gaussian weight)를 이용한 개선된 기울기 연산자(gradient operator)를 소개하였다. 그러나 이러한 기울기 기반의 영상 분할은 많이 이용된 분할 방법 중 하나이지만 잡음에 민감하다는 단점을 가진다. 이에 C. Yan[12]은 윈도우 기반 엔트로피를 기반으로 추출한 전이 영역의 히스토그램 분포에서 peak 값과 평균값을 이용하여 임계치를 설정하였다. 그러나 실영상의 경우 정확한 임계치를 추출하기 어려우며 또한 영

상을 단지 2개의 군집(전경 부분과 배경 부분)으로 분할하였기에 multi-level thresholding으로의 확장에는 무리가 있다.

본 논문에서는 처리시간과 기억공간의 감소와 multi-level thresholding으로의 확장을 목적으로, 지역적인 엔트로피에 의해 추출된 전이 영역의 화소들을 기반으로 퍼지 클러스터링 알고리즘을 이용한 임계치 설정 방법을 제안한다. 전이 영역을 추출하기 위해 이용되는 지역적 엔트로피는 잡음에 강건한 특성을 가지며 영상의 대표적인 성분들을 추출할 수 있는 장점을 가진다. 그리고 region nonuniformity에 의해 설정된 매개 변수를 이용함으로써 좀 더 정확한 전이 영역의 추출이 가능하다. 그리고 전이 영역에서 임계치를 설정하기 위해 이용되는 퍼지 클러스터링 알고리즘은 복잡하고 무분별한 히스토그램 분포를 가지는 실영상에서도 정확히 임계치를 설정할 수 있으며 multi-level thresholding으로 쉽게 확장 가능하다.

2. 전이 영역에서 퍼지 클러스터링 알고리즘을 이용한 임계치 설정

본 논문에서는 지역적 엔트로피를 바탕으로 배경 영역과 객체 영역 사이에 존재하는 비균질적인 영역인 전이 영역을 추출한다. 그리고 추출한 전이 영역을 기반으로 퍼지 클러스터링 알고리즘에 의해 설정된 임계치들을 이용하여 영상 분할을 수행한다.

2.1 지역적 엔트로피에 의한 전이 영역 추출

Shannon의 엔트로피는 정보 이론의 관점에서 불확실성에 대한 측정 수단으로, 영상 내 포함된 정보를 가장 잘 나타낼 수 있는 수단으로 알려져 있으며 현재 대표적인 텍스처(texture) 정보로 널리 이용되고 있다. 엔트로피에 대한 정의(E)는 식 (1)과 같이 정의된다.

$$E = - \sum_{i=0}^{L-1} P_i \log P_i \quad P_i = \frac{n_i}{M \times N} \quad (1)$$

P_i 는 영상 내에 나타나는 밝기값 i 에 대한 확률값을 나타내며 L 은 최대 밝기값을 나타낸다. 그리고 n_i 는 밝기값 i 를 가지는 화소의 수를 나타내며 M 과 N 은 영상의 너비와 높이를 나타낸다. 본 논문에서는 잡음에 강건하기 위해서 식 (2)와 같이 지역적 엔트로피를 이용한다.

$$E_w = - \sum_{j=0}^{L-1} P_j \log P_j \quad P_j = \frac{n_j}{M_w \times N_w} \quad (2)$$

E_w 는 윈도우 내에서의 엔트로피를 나타내며 P_j 와 n_j 는 윈도우 내에 나타나는 밝기값 j 에 대한 확률값과 화소의 수를 나타낸다. M_w 와 N_w 는 윈도우의 너비와 높이를 나타낸다.

(그림 1)은 지역적 엔트로피를 이용하여 변환한 영상을



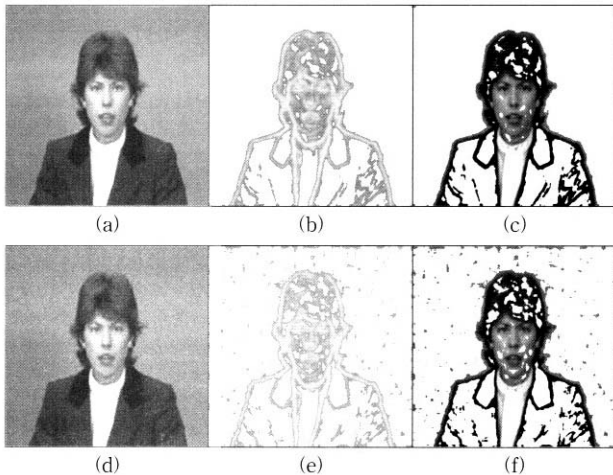
(a) 입력 영상 (b) 엔트로피 변환 영상

(그림 1) 지역적 엔트로피에 의한 변환 영상

나타낸다. (그림 1)(a)는 입력 영상이며 (그림 1)(b)는 지역적 엔트로피를 이용하여 추출한 변환 영상으로 엔트로피가 가장 높은 부분은 255(흰색)를 부여하였고 가장 낮은 부분은 0(검정색)을 부여하였다. 엔트로피는 중심 화소와 이웃 화소간의 밝기 변화가 없는 균일한 영역의 경우 낮은 값을 가지고 밝기 변화가 심한 비균일한 영역의 경우 높은 값을 가진다. 그러므로 영상 내 배경 영역과 객체 영역 사이의 에지를 둘러싸고 있는 전이 영역은 높은 값의 엔트로피를 가질 것이다. 이러한 정보를 기반으로 식 (3)에 의해서 전이 영역을 추출할 수 있다.

$$E_T = \alpha(E_w)_{\max} \quad (3)$$

E_T 는 생성된 엔트로피 영상에 대한 임계치이며 E_T 보다 높은 엔트로피를 가지는 화소들의 영역을 전이 영역으로 정의한다. $(E_w)_{\max}$ 는 엔트로피 변환 영상에서의 최대 엔트로피 값을 나타내며 α 는 전이 영역을 추출하기 위한 상수값으로 0일 경우에는 영상의 모든 화소들을 대상으로 한다. (그림 2)는 지역적 엔트로피를 기반으로 추출한 전이 영역을 보여준다. (그림 2)의 (a)와 (d)는 입력 영상으로써 (a)는 잡음이 없는 영상이며 (d)는 잡음이 추가된 영상이다. (그림 2)의 (b)와 (e)는 각 엔트로피 변환 영상에서 α 가 0.6일 때 추출



(그림 2) 엔트로피를 이용한 전이 영역의 추출

한 전이 영역을 나타낸다. 그리고 (그림 2)의 (c)와 (f)는 각 입력 영상에서 추출된 전이 영역으로 전경 부분과 배경 부분의 경계선(에지)를 둘러싸고 있음을 보여준다. 잡음이 추가된 영상이라도 정확히 전이 영역을 추출함과 동시에 크게 영향을 받지 않음을 볼 수 있다. 이러한 잡음의 제거는 엔트로피를 추출하기 위한 윈도우의 크기뿐만 아니라 전이 영역을 추출하기 위한 α 의 결정에 따라 크게 영향을 받는다. 이러한 α 의 값을 얻기 위해서 본 논문에서는 실험 영상들의 region nonuniformity[14]에 의해 결정하였다.

2.2 퍼지 클러스터링 알고리즘에 의한 임계치 설정

FCM(Fuzzy C-means Clustering)은 비교사 분할 방법으로써 자기 공명 영상, 다중 스펙트럼 영상, 컬러 영상 등 영상 내 객체를 검출하기 위해 많이 이용되는 퍼지 클러스터링 알고리즘 중 하나이다. FCM 알고리즘은 복잡하고 분별하기 힘든 히스토그램의 분포를 가지는 영상에 대해서도 군집과 화소간의 소속 정도에 의해 전경 영역과 배경 영역을 구분할 수 있으며 multi-level thresholding으로 확장 가능하다. 본 논문에서는 전이 영역의 화소들을 기반으로 임계치를 설정하기 위해서 FCM 알고리즘과 csi-FCM 알고리즘[13]을 이용한다.

FCM 알고리즘의 목적 함수는 식 (4)와 같다.

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ij})^m \|v_i - x_j\|^2 \quad (4)$$

c 는 군집의 개수이며 n 과 m 은 영상 내 화소의 수와 퍼지 정도를 나타내는 가중치이다. 그리고 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 은 영상 내 모든 화소들의 밝기값을 나타내는 벡터이며 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 는 모든 군집의 중심 밝기값에 대한 벡터이다. X 와 V 간의 소속 정도를 나타내는 $c \times n$ 행렬 $U(u_{ij})$ 와 이 때의 군집 중심을 $V(v_i)$ 로 나타내면 식 (5)와 같다.

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|v_i - x_j\|}{\|v_k - x_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (5)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m}$$

$$1 \leq i, k \leq c, \quad 1 \leq j \leq n, \quad 0 \leq u_{ij} \leq 1,$$

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 \quad \forall j, \quad 0 < \sum_{i=1}^c u_{ij} < N \quad \forall i$$

u_{ij} 는 j 번째 화소가 i 번째 군집에 속하는 소속 정도를 나타내며 v_i 는 i 번째 군집의 중심이다. m 이 1보다 큰 경우에 모

든 i, j 에 대해서 $v_i \neq x_j$ 를 만족한다고 가정하면 (U, V) 가 J_m 을 최소화할 가능하게 하며 어떤 정해진 값으로 수렴함으로써 종료한다. 그리고 위의 과정에 의해 추출한 군집과 화소간의 소속 정도를 기반으로 영상 분할을 위한 임계치를 설정할 수 있다. 그러나 FCM 알고리즘은 군집의 크기가 서로 다를 경우 제대로 분리할 수 없는 문제점이 있다. 그러므로 본 논문에서는 FCM 알고리즘을 수행함과 동시에 군집의 크기에 민감하지 않은 개선된 csi-FCM 알고리즘을 이용하여 또 다른 임계치를 얻는다. 최종적인 영상 분할은 FCM 알고리즘과 csi-FCM 알고리즘에서 얻은 임계치에 따른 영상 분할 결과를 비교한 후 결정한다. csi-FCM 알고리즘의 개선된 소속행렬 U 는 식 (6)과 같다.

$$u_{ij} = \frac{f_{j,i}}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|v_i - x_k\|}{\|v_k - x_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = f_{j,i} \quad 0 \leq f_{j,i} \leq 1$$

$f_{j,i}$ 는 하나의 가중치로서 작은 영역의 군집이 큰 영역의 군집으로 분류되는 것을 막기 위해 큰 영역의 군집에게 낮은 값의 $f_{j,i}$ 를 부여하고 작은 영역의 군집에게 높은 값의 $f_{j,i}$ 를 부여한다. 만약 $f_{j,i}$ 가 1이라면 FCM 알고리즘과 동일하며 식 (9)와 같이 정의된다.

$$P_i = \frac{N_i}{N} \quad (7)$$

$$s = \left(\frac{1}{1 - P_{\min}} \right) \quad (8)$$

$$f_{j,i} = s \times (1 - P_i) \quad (9)$$

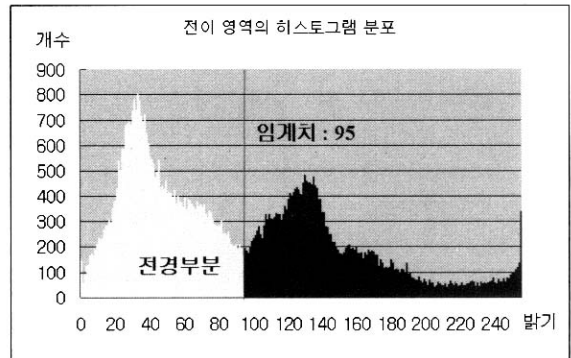
$f_{j,i}$ 는 군집 i 로 분류된 영상 내 화소 j 의 가중치(상태값)을 나타낸다. 그리고 군집 N_i 는 군집 i 에 존재하는 화소들의 개수이며 N 은 영상의 크기인 전체 화소수를 의미한다. P_i 는 군집 i 에 대한 확률값을 나타내며 P_{\min} 는 c 개의 군집 중에 가장 작은 군집을 의미한다. s 는 가장 작은 군집의 화소들에 대한 $f_{j,i}$ 를 1로 정규화하기 위한 scale factor이다. 이러한 퍼지 클러스터링 알고리즘을 이용하여 본 논문에서는 c 개의 군집으로 대상 화소들을 분류한 후 군집들의 평균 밝기값(v_i)을 이용하여 식 (10)을 만족하도록 군집들을 정렬한다. 그리고 식 (11)에 의해서 최종적인 임계치를 결정한다.

$$v_i < v_{i+1} \quad 1 \leq i \leq c \quad (10)$$

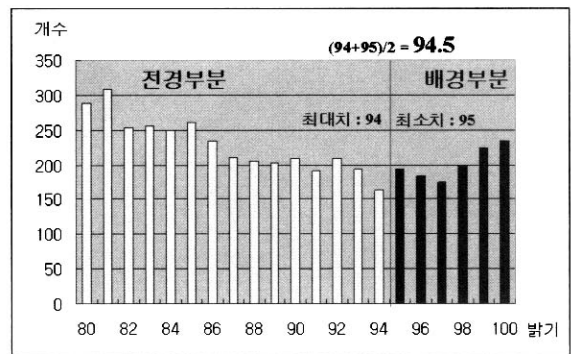
$$T_i = \frac{\max_{gray-level}(c_i) + \min_{gray-level}(c_{i+1})}{2} \quad (11)$$

식 (11)의 $\max_{gray-level}(c_i)$ 는 i 번째 군집에 대한 최대 밝기값을 나타내며 $\min_{gray-level}(c_{i+1})$ 는 $i+1$ 번째 군집에 대한 최소 밝기값을 나타낸다. 그리고 T_i 는 i 번째 군집과 $i+1$ 번째 군집을 분리할 수 있는 임계치를 나타낸다.

(그림 3)은 (그림 2)(a)에서 추출한 전이 영역의 화소들을 대상으로 퍼지 클러스터링을 이용하여 임계치를 설정하는 방법을 보여준다. 그리고 전이 영역을 추출하기 위한 α 의 값은 0.6를 이용하였다. 전이 영역을 대상으로 퍼지 클러스터링을 이용하여 전경 부분과 배경 부분(2개의 군집)으로 분류하였을 때 히스토그램 분포를 살펴보면 (그림 3)(a)와 같다. (그림 3)(b)는 임계치가 존재하는 히스토그램 부분을 확대한 영상으로, 전경 부분으로 분류된 화소가 가지는 최대 밝기값은 94를 보였으며 배경 부분으로 분류된 화소가 가지는 최소 밝기값은 95를 보였다. 전경 부분의 최대 밝기값과 배경 부분의 최소 밝기값의 평균값인 94.5를 기반으로 95를 임계치로 설정하였다. C. Yan의 방법[12]에 의해 설정된 임계치는 90를 보였다. (그림 4)(a)는 (그림 2)(a)의 모든 화소들을 기반으로 퍼지 클러스터링 알고리즘에 의해 전경 부분과 배경 부분으로 분류하였을 때의 히스토그램 분포를 나타낸다. 그리고 (그림 4)(b)는 임계치가 존재하는 히스토그램 부분을 확대한 영상으로, 제안한 방법과 C. Yan의 방법은 각각 96과 107의 임계치를 보였다. 제안한 방법은 영



(a) 전이 영역에 대한 히스토그램 분포

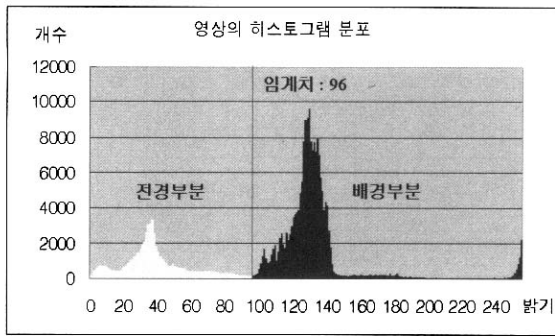


제안한 방법에 의해 설정된 임계치 : 95

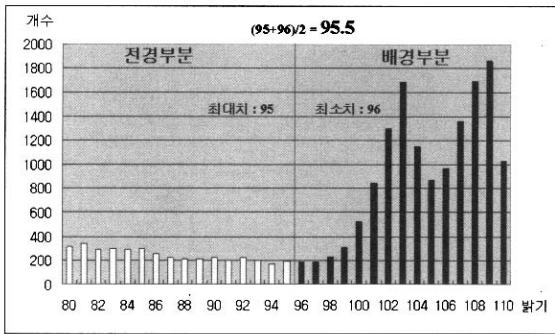
C. Yan 방법에 의해 설정된 임계치 : 90

(b) (a)에서의 임계치 설정

(그림 3) 전이 영역에서의 임계치 설정



(a) 전체 영상의 히스토그램 분포



제한한 방법에 의해 설정된 임계치 : 96

C. Yan 방법에 의해 설정된 임계치 : 107

(b) (a)에서의 임계치 설정

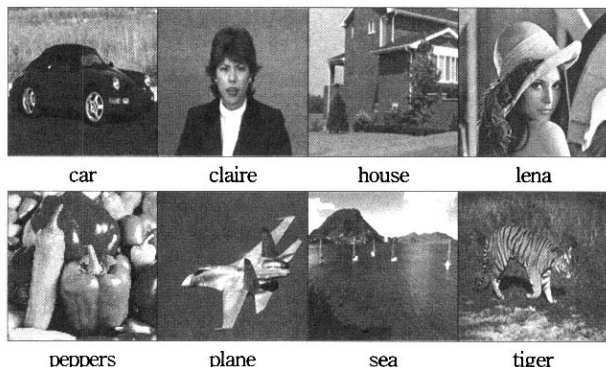
(그림 4) 전체 영상에서의 임계치 설정

상이나 전이 영역을 기반으로 퍼지 클러스터링 알고리즘을 적용하였을 때 유사한 임계치를 얻을 수 있었으나 C. Yan의 방법은 큰 차이가 있음을 보였다.

3. 실험 및 결과

본 논문의 실험을 위해 구현한 시스템은 windows XP 환경 하에 자바 SDK 1.4.1로 구현하였으며 실험 영상은 인터넷으로부터 얻은 512 × 512 크기의 다양한 회색조 영상을 대상으로 하였다. (그림 5)는 실험에서 다루게 될 다양한 입력 영상 중에 대표적인 영상들을 보여준다.

전이 영역을 추출하기 위한 매개 변수 α 는 (그림 5)의 실험 영상들을 대상으로 region nonuniformity[14]에 의해



(그림 5) 실험 영상

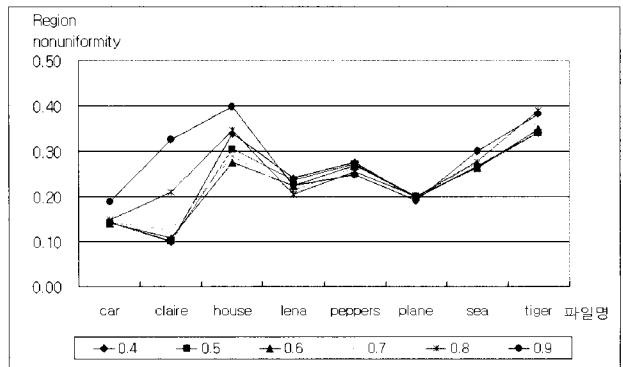
결정하였다. Region nonuniformity(NU)에 대한 함수는 식 (12)과 같다.

$$NU = \frac{|F_T|}{|F_T + B_T|} \frac{\sigma_T^2}{\sigma^2} \tag{12}$$

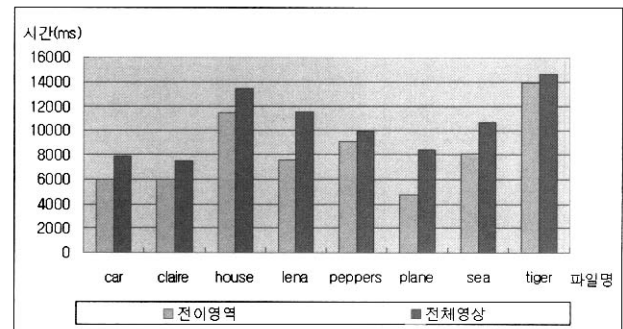
$$0 \leq NU \leq 1$$

NU 는 region nonuniformity를 측정된 값이며 σ^2 은 영상의 분산값을 나타낸다. 그리고 σ_T^2 은 전경 영역의 분산값이며 F_T 와 B_T 는 전경 영역과 배경 영역에서 화소의 개수를 의미한다. 잘 분할될 영상일수록 NU 는 0에 가까운 값을 가진다. (그림 6)는 α 의 값에 따른 실험 영상에서의 전이 영역을 기반으로 퍼지 클러스터링 알고리즘에 의해 분할된 영상의 NU 를 보여준다. α 의 범위는 0.4에서 0.9사이의 값을 이용하였다. 영상들마다 α 의 값에 의해 조금씩의 차이는 존재하였지만 크게 변화되지는 않았다. 이것은 전이 영역을 기반으로 설정된 임계치가 영상의 모든 화소들을 기반으로 설정된 것과 크게 차이가 없음을 나타낸다. 이것은 전이 영역이 영상 분할을 위한 임계치 설정에서 중요한 정보를 내재하고 있음을 나타낸다. 본 논문에서는 이러한 region nonuniformity를 기반으로 전이 영역을 추출하기 위한 α 의 값으로 0.6를 선택하였다.

(그림 7)은 실험 영상과 그 실험 영상의 전이 영역에 대해서 퍼지 클러스터링 알고리즘을 각각 적용하여 영상을 분할하였을 때의 처리 시간을 비교하는 영상으로, 영상의 모





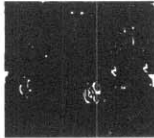


















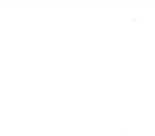





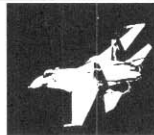

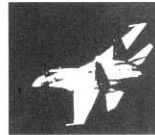










(그림 6) Region nonuniformity를 이용한 α 의 선택



(그림 7) 전체 영상과 전이 영역 기반의 분할 처리 시간의 비교

〈표 1〉 기존 방법들과 제안 방법에 의한 영상 분할 성능 평가의 비교

	Otsu method	Minimum error method	Kapur method	C. Yan method	Proposed method
car	4760.12	4765.50	122460.46	5002.89	4758.19
claire	3904.44	9189.64	6363.28	4810.37	3893.86
house	8412.34	42201.62	36173.67	13594.28	9329.90
lena	9069.55	31727.91	9418.38	11622.12	8632.57
peppers	14587.57	117145.28	51592.52	13619.61	12418.70
plane	2376.24	2376.24	2771.16	2385.91	2331.75
sea	19176.92	29246.33	19620.89	19592.65	18747.48
tiger	9898.43	16985.40	11903.11	8247.64	7764.10

	Otsu method	Minimum error method	Kapur method	C. Yan method	Proposed method
car					
	98	97	184	112	93
claire					
	85	61	110	106	95
house					
	134	224	188	115	120
lena					
	116	65	115	108	119
peppers					
	118	0	78	114	109
plane					
	137	138	104	140	123
sea					
	149	185	133	132	136
tiger					
	126	151	133	123	121

(그림 8) 제안한 방법과 기존 방법들에 의한 분할 영상과 임계치(균집수 : 2)

든 화소들을 대상으로 임계치를 설정하는 것보다 전이 영역을 대상으로 임계치를 설정하는 것이 효율적임을 보여준다.

분할된 영상에 대한 성능 평가 함수로써 M. Borsotti[15]이 제안한 함수를 이용하였으며 식 (13)과 같다.

$$Q(I) = \frac{1}{10000(N \times M)} \sqrt{R} \times \sum_{i=1}^R \left[\frac{e_i^2}{1 + \log A_i} + \left(\frac{R(A_i)}{A_i} \right)^2 \right] \quad (13)$$













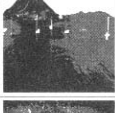
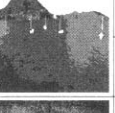


I 는 분할된 영상을 의미하며 N 과 M 은 영상의 너비와 높이를 나타낸다. R 은 I 에서 영역의 개수를 의미하며 A_i 와 e_i 는 i 번째 영역의 크기와 평균 색상 오류이다. e_i 는 입력 영상에서 영역 i 에 대한 평균 밝기와 화소들간의 밝기차에 대한 총합을 의미한다. $R(A_i)$ 는 A_i 와 같은 크기를 가지는 영역의 개수를 의미한다. 잘 분할된 영상일수록 $Q(I)$ 는 작은 값을 가진다.

(그림 8)은 기존의 방법들과 제안하는 방법에 의해서 2개의 군집(전경 부분과 배경 부분)으로 분할한 결과 영상을 보여준다. 그리고 각 그림의 아래 숫자들은 각 방법에 의해

설정된 임계치를 나타낸다. 기존 방법들로는 Otsu's method, minimum error method, Kapur's method, C. Yan's method를 이용하였으며 C. Yan's method에서는 전이 영역을 추출하기 위한 α 의 값으로 0.8을 이용하였다. <표 1>은 분할한 결과 영상을 대상으로 성능을 평가한 값으로, 낮은 값을 가질수록 좋은 분할 결과임을 나타낸다. house 영상을 제외한 실험 영상들에 대해서 제안한 방법이 가장 우수한 성능을 보였으며 house 영상의 경우 Otsu의 방법이 가장 우수하였다. 이것은 제안한 방법이 대부분의 실험 영상들에 대해서 최적의 임계치를 추출하였음을 의미한다. (그림 9)는 군집의 수를 3개와 4개로 확장하였을 때 분할된 결과 영상들을 보여준다. (그림 9)에서 T 는 제안한 방법에 의해 설정된 임계치를 나타내며 Q 는 분할된 결과 영상에 대한 성능 평가값을 나타낸다. (그림 9)에서처럼 군집의 수를 증가하여도 정확한 임계치 설정에 따른 분할이 가능하였다. 그리고 일반적으로 군집의 수가 증가할수록 좀 더 나은 성능 평가값을 가졌다. 이것은 분할 영상이 가질 수 있는 색상의 수가 증가하므로 성능 평가 함수에서 분할된 영역의 밝기 오류값(e)이 작은 값을 가지기 때문이다. 그리고 house 영상의 경우 군집의 수를 2개로 하였을 때의 분할 영상보다 군집의 수를 증가하였을 때 분할 영상들이 시각적으로 좀 더 나은 결과를 보였다. 이것은 영상들마다 최적의 군집수가 다르기 때문이다. 그러므로 임계치 기반의 영상 분할은 multi-level thresholding이 수행되어야 할 필요가 있으며 제안한 방법은 퍼지 클러스터링 알고리즘을 이용함으로써 multi-level thresholding으로 쉽게 확장이 가능하였다.

4. 결론

본 논문은 지역적 엔트로피를 기반으로 추출한 전이 영역에서 퍼지 클러스터링 알고리즘을 이용한 multi-level thresholding을 제안하였다. 영상에 대한 임계치는 대상 화소의 수를 감소하기 위해서 영상이 아닌 영상의 대표적인 성분을 가지는 전이 영역에서 설정된다. 전이 영역을 추출하기 위해 이용된 지역적 엔트로피는 잡음에 강건하다는 점과 영상에 내재된 정보를 잘 표현한다는 특성을 가진다. 그리고 region nonuniformity 측정에 의한 매개 변수의 설정으로 인하여 좀 더 정확한 전이 영역의 추출이 가능하다. 임계치를 설정하기 위해 이용되는 퍼지 클러스터링 알고리즘은 대상 화소가 감소한 전이 영역에 대해서도 최적의 임계치를 설정할 수 있다. 그리고 복잡하고 무분별한 히스토그램 분포를 가지는 실영상에 대해서도 강건하게 임계치를 설정할 수 있으며 multi-level thresholding으로 쉽게 확대가 가능하다. 제안한 방법은 다양한 실험 영상에 대한 기존 방법들과의 성능 비교 평가에서 우수하고 안정적인 성능을 보였다. 향후 과제로는 컬러 영상으로의 확장과 분할된 영역들의 합병 및 분할에 대한 연구가 기대되며 제안한 방법은 영상 분할, 객체 인식 등 다양한 영상 처리 분야에서 적용 가능하다.

	군집수 : 3		군집수 : 4	
car		T : 83, 143 Q : 3905.13		T : 48, 100, 148 Q : 883.15
claire		T : 78, 160 Q : 3521.68		T : 52, 104, 176 Q : 1932.76
house		T : 97, 147 Q : 769.35		T : 91, 128, 174 Q : 640.62
peppers		T : 90, 152 Q : 1490.13		T : 75, 120, 166 Q : 389.06
plane		T : 72, 138 Q : 3122.96		T : 62, 119, 168 Q : 1035.39
lena		T : 119, 174 Q : 1762.39		T : 74, 131, 182 Q : 1234.03
sea		T : 103, 170 Q : 6443.93		T : 79, 117, 181 Q : 2868.32
tiger		T : 100, 140 Q : 1551.98		T : 89, 115, 153 Q : 891.78

(그림 9) 제안한 방법에 의한 분할 영상과 임계치(군집수 : 3, 4)

참 고 문 헌

[1] A. Rosenfeldd and P. De la Torre, "Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection," IEEE Trans. Syst. Man Cybern. SMC-13, pp.231-235, 1983.

[2] M. I. Sezan, "A peak detection algorithm and its application to histogram-based image data reduction," Graph. Models Image Process, Vol.29, pp.47-59, 1985.

[3] N. Otsu, "A threhsold selection method from gray level histograms," IEEE Trans. Syst. Man Cybern. SMC-9, pp.62-66, 1979.

[4] D. E. Lloyd, "Automatic target classification using moment invariant of image shapes," Technical Report, RAE IDN AW 126, Farnborough, UK, 1985

[5] J. N. Kapur, P. K. Sahoo and A. K. C. Wong, "A new method for gray level picture thresholding using the entropy of the histogram," Graph. Models Image Process, Vol.29, pp.273-285, 1985.

[6] T. Pun, "Entropic thresholding: A new approach," Comput. Graph. Image Process, Vol.16, pp.210-239, 1981.

[7] C. H. Li and C. K. Lee, "Minimum cross-entropy thresholding," Pattern Recognition, Vol.26, pp.617-625, 1993.

[8] J. M. White and G. D. Rohrer, "Image thresholding for optical character recognition and other applications requiring character image extraction," IBM J. Res. Dev. Vol.27, No.4, pp.400-411, 1983.

[9] W. Niblack, "An introduction to image processing," Prentice Hall, englewood cliffs, NJ, pp.115-116, 1986.

[10] P. S. Liao, T. S. Chen and P. C. Chung, "A fast algorithm for multi-level thresholding," Journal of Information Science and Engineering, Vol.17, pp.713-727, 2001.

[11] J. C. Noordam, W. H. A. M. van den Broek and L. M. C. Buydens, "Multivariate image segmentation with cluster size insensitive Fuzzy C-means," Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, Vol.64, pp.65-78, 2002.

[12] C. Yan, N. Sang and T. Zhang, "Local entropy-based transition region extraction and thresholding," Pattern Recognition Letters, Vol.24, pp.2935-2941, 2003.

[13] B. G. Kim, J. I. Shim and D. J. Park, "Fast image segmentation based on multi-resolution analysis and wavelets," Pattern Recognition Letters, Vol.24, pp.2995-3006, 2003.

[14] M. sezgin and B. Sankur, "Survey over image thresholding

techniques and quantitative performance evaluation," Journal of Electronic Imaging, Vol.13, No.1, pp.146-165, 2004.

[15] M. Borsotti, P. Campadelli and R. Schettini, "Quantitative evaluation of color image segmentation results," Pattern Recognition Letters, Vol.19, pp.741-747, 1998.

[16] X. J. Liang and N. Le, "Transition region algorithm based on weighted gradient operator," Image Recognition Automat, Vol.1, pp.4-7, 2001.

[17] Y. J. Zhang and J. J. Gerbrands, "Transition region determination based thresholding," Pattern Recognition Letters, Vol.12, pp.13-23, 1991.



오 준 택

e-mail : ohjuntaek@yumail.ac.kr

1999년 영남대학교 컴퓨터공학과(학사)

2001년 영남대학교 컴퓨터공학과(공학석사)

2001년~현재 영남대학교 컴퓨터공학과
박사수료

관심분야: 영상처리, 패턴인식



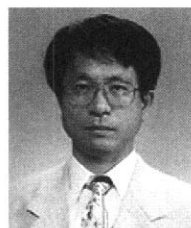
김 보 램

e-mail : coupstar@yumail.ac.kr

2003년 경희대학교 컴퓨터공학과(공학사)

2003년~현재 영남대학교 컴퓨터공학과
석사과정

관심분야: 영상분할, 문서처리



김 욱 현

e-mail : whkim@yu.ac.kr

1981년 경북대학교 전자공학과(학사)

1983년 경북대학교 컴퓨터공학과(공학석사)

1993년 일본 쓰쿠바대학 공학연구과
(공학박사)

1983년~1993년 한국전자통신연구원
선임연구원

1994년~현재 영남대학교 전자정보공학부 교수

관심분야: 시각정보처리, 패턴인식, 영상처리