

영상 분할 방법의 평가

이 성 기* 김 호 선**

요 약

영상 분할은 주어진 영상을 비슷한 성질을 지니는 영역들로 나누는 과정으로 컴퓨터 비전 분야에서 매우 오래 되었으면서도 어려운 문제이다. 지금까지 많은 영상 분할 방법들이 개발되었으며, 이러한 영상 분할 방법들을 평가하려는 연구가 계속되고 있으나 영상 분할의 특성상 많은 어려움이 있다. 본 연구에서는 영상 분할 방법을 자동으로 평가하기 위하여 일반적으로 적용 가능한 평가 기준을 제시한다. 하나의 평가 기준이 가지는 약점을 보완하기 위하여 네 개의 평가 기준, 즉 영역 경계선에 존재하는 화소들의 차이 정도, 영역 경계선과 에지와의 일치 정도, 영역들 간의 유사 정도 및 영역들 간의 차이 정도를 통합한 평가 기준을 제시한다. 실험 결과를 통하여 제안한 영상 분할 평가 방법이 매우 타당함을 알 수 있었다.

Evaluation of Image Segmentation Techniques

Sung Ki Lee* and Hyo Sun Kim**

ABSTRACT

Image segmentation is a process of partitioning of an image into different regions that have similar properties. It is an old and difficult problem. They have developed many image segmentation systems and have studied to evaluate the existing segmentation systems. However, evaluation of image segmentation systems is very difficult in nature. In this paper, we propose the evaluation criteria that evaluate image segmentation systems automatically. In order to overcome the drawbacks of using only a single evaluation criterion, we have incorporated four evaluation criteria, that is, boundary difference, boundary consistency, region uniformity, and region difference. As the experimental results show, our evaluation criteria performs very well.

1. 서 론

영상 분할(image segmentation)은 주어진 영상에서 의미있는 영역을 분리해 내는 과정으로 컴퓨터 비전에 있어 필수적이면서도 매우 중요한 단계로 취급된다[1, 2]. 지금까지 많은 영상 분할 방법들이 개발되었으며 분할된 결과를 평가하려는 연구도 계속되고 있으나 일반적으로 적용 가능한 평가 방법으로 받아들일 수 있는 것은 존재하지 않는다. 영상 분할된 결과를 평가한다는 것은 영상 분할과 마찬가지로 본질적으로 어려운 작업일 뿐만 아니라 영상 분할의 목적, 적용 범위 또는 평가하는 사람에 따라 각기 다른 평가 기준을 가질 수 있다[2, 3, 4].

기존의 영상 분할의 평가는 크게 두 가지 접근 방법으로 이루어져 왔다[2, 3, 4]. 한 가지는 영상 분할 결과를 평가하기 위하여 영상에 존재하는 물체(object)에 대한 지식을 이용하는 방법이다. 이 방법은 입력된 영상 전체 또는 영상에 존재하는 특정 물체에 대해 평가의 기준이 될 수 있는 분할 결과를 사람이 직접 생성한다. 기준이 되는 분할 결과가 사람의 우수한 시각 시스템에 의해 생성된 것이기 때문에 다른 어떠한 방법을 통해 얻어진 분할 결과보다 정확하지만 기준이 되는 분할 결과를 생성하는 과정에서 사람의 주관이 개입될 수 있으며 평가하고자 하는 영상마다 사람이 개입해야 하는 문제점이 있다. 다른 한 가지 방법은, 영상 분할에 있어서 일반적으로 받아들일 수 있는 몇 가지 평가 기준을 정하여 분할 결과를 평가하는 것으로 평가의 기준이 되

* 정 회 원 : 경북대학교 전자계산학과 조교수

** 정 회 원 : 세일정보통신주식회사 기술연구소 연구원
논문접수: 1995년 3월 7일, 심사완료: 1995년 6월 28일

는 영상 분할 결과를 필요로 하지 않는다. 다양한 영상에 일반적으로 적용 가능한 평가 기준을 정의한다는 것은 불가능하기 때문에 전자의 영상 분할 평가 방법보다는 신뢰성이 떨어진다. 그러나, 임의의 입력 영상에 대해 사람의 수작업이 필요없고 자동으로 영상 분할 결과를 평가할 수 있다는 이점이 있다. 이외에 위의 두 가지 방법을 함께 고려하여 영상 분할 결과를 평가하려는 연구도 있다.

본 연구에서는 영상 분할 결과를 자동으로 평가하기 위하여 일반적으로 적용 가능한 몇 가지 평가 기준을 제시한다. 또한 제안된 평가 기준의 타당성을 검사하기 위해 두 가지 칼라 영상 분할 방법에 의해 얻어진 각각의 영상 분할 결과를 평가하고 그 실험 결과를 제시 한다.

본 논문의 2장에서는 다양한 영상 분할 방법들에 대해서 알아보고, 3장에서는 제안된 평가 기준들에 대해서 설명한다. 4장에서는 영상 분할 결과에 제안된 평가 기준을 적용한 실험 결과를 보인다. 끝으로 5장에서 결론과 앞으로의 연구 방향에 대해 설명한다.

2. 영상 분할 방법

영상 분할(image segmentation)이란, 주어진 영상을 그 영상의 구성 요소나 물체들의 집합으로 분리하는 작업을 말한다. 각 영역은 동질성(homogeneity)과 연결성(connectivity)을 만족시키는 영역들로 분리되는데, 동질성이란 한 영역에 속하는 모든 화소들은 공통된 성질을 갖는 것을 말하며, 연결성이란 각 영역에 속하는 두 화소간에 연결된 경로가 존재함을 말한다. 영상 분할을 수식으로 정의하면 다음과 같다. 어떤 영상 I에 대해서 $R_i, i=1, 2, \dots, N$ 는 분할된 영역, P는 동질성을 가진다는 술어(predicate)이다.

$$1. \bigcup_{i=1}^N R_i = I, R_i \cap R_j = \emptyset, i \neq j \quad (1)$$

$$2. R_i, i=1, 2, \dots, N \text{ is connected} \quad (2)$$

$$3. P(R_i) = \text{TRUE}, i=1, 2, \dots, N \quad (3)$$

$$4. P(R_i \cup R_j) = \text{FALSE}, i \neq j, \\ R_i \text{ and } R_j \text{ are adjacent} \quad (4)$$

이는 모든 분할된 영역의 합은 전체 영상이어야하고, 한 영역 내의 모든 화소들은 연결성을 가지며, 또한 한 영역 안의 모든 화소들은 동질성을 가지고, 인접한 두 영역은 서로 다른 동질성을 가져야 한다는 것을 나타낸다. 이러한 영상 분할의 목적은 영상 해석에 필요한 자료의 양을 줄이고, 물체 인식을 위한 각 영역의 특징값을 추출하는데 있다. 영상 분할 방법은 유사성(similarity)과 불연속성(discontinuity)을 기반으로 연구되어 왔다.

2.1 영역 분할(region splitting) 방법

영역 분할 방법은 영상에 대한 누적 분포도를 분석하여 적절한 임계치를 결정한 후 임계치를 이용하여 영상을 분할하는 방법을 말한다. 이 방법은 하나의 임계치를 사용하여 영상을 물체와 배경으로 분리하는 2단계(bilevel) 임계치 방법과 여러 개의 임계치를 설정하여 다수의 영역으로 분할하는 다중 임계치(multi-thresholding) 방법으로 나눌 수 있다. 일반적으로 임계치를 이용한 영상 분할 방법을 수식적으로 표현하면 다음과 같다.

$$R(x, y) = k \text{ if } T_{k-1} \leq f(x, y) < T_k \\ \text{for } k=0, 1, \dots, m \quad (5)$$

위에서 $f(x, y)$ 와 $R(x, y)$ 는 각각 좌표 (x, y) 에서의 명암도와 해당 지점의 레이블(label)을 나타내며 T_0, T_1, \dots, T_m 은 선택된 임계치들이다. 이때 얻어진 영상 분할 결과는 m개의 서로 다른 레이블을 가진다.

영역 분할 방법은 영상 분할 결과가 선택된 임계치에 매우 민감하게 영향을 받는다는 단점이 있다. 따라서 임계치를 적절하게 결정하는 것이 무엇보다도 중요하다. Wetzk[5]는 임계치를 결정하는 방법을 단순히 $f(x, y)$ 에 의존하는 전역적(global) 임계치 방법과 $f(x, y)$ 와 $R(x, y)$ 에 의존하는 지역적(local) 임계치 방법, $x, y, f(x, y), R(x, y)$ 모두에 영향을 받는 유동적(dynamic) 임계치 방법으로 분류하였다.

Doyle[6]은 P-tile방법을 제안하였는데 임계치를 결정하기 위해서 주어진 영상의 사전 지식을 이용하였다. 물체에 해당하는 부분이 영상에서 p

%를 차지한다고 하면 입력 영상의 명암도에 대한 누적 분포도를 구하여 (100-p)%에 해당하는 명암도를 임계치로 정하였다.

Prewitt과 Mendelsohn[7]은 영상의 누적 분포도를 평활화하여 마루(peak)를 찾고 마루 사이의 최소값을 임계치로 결정하는 모드(mode) 방법을 제안하였다. Watanabe[8]는 주어진 영상의 모든 점들의 경사를 계산하여 임계치를 결정하였다. Weszka et al.[9]은 누적 분포도에서 p-tile 부근에 있는 점들에 라플라시안(laplacian) 연산자를 이용하여 두 모드 사이의 골을 뚜렷이 하여 임계치를 계산하였다.

회귀적(recursive) 임계치 방법 또는 회귀적 영역 분할(region splitting) 방법은 영역 분할 방법을 전체 영상에 적용하여 여러 영역들로 분할한 후 새로 생성된 모든 영역들에 대해서도 같은 방법으로 주어진 조건이 만족될 때까지 계속적으로 영역 분할 방법을 적용하여 영상을 분할하는 방법으로 영상 분할 방법 중에서 가장 널리 쓰이는 방법이다.

2.2 영역 성장 (region growing) 방법

영역 성장 방법은 여러 개의 씨앗점(seed point) 들로부터 시작하여 유사한 성질을 가지는 이웃하는 화소들을 합쳐서 점차적으로 영역을 확장시켜 나가는 방법을 말한다. 맨 처음 영역 성장 방법을 시도한 사람은 Muerle와 Allen[10]으로 이들은 영상에서 명암도의 통계적 분포가 균일한 부분을 영역이라 정의하고, 주어진 영상의 화소들을 단위 셀(cell)로 나누어 각 셀의 명암도 평균과 표준편차 같은 통계적 측정치를 계산한 후 유사한 값을 가지는 셀들을 합쳐서 영역을 성장시켜 나가는 과정을 통해 영상을 분할하였다. Zucker[11]는 여러 가지 영역 성장 방법에 대해 고찰하였다. 그러나, 영역 성장 방법들은 초기 씨앗점을 선택하는 방법, 이웃하는 화소와의 유사성 정도를 결정하는 방법, 영역 성장을 어느 시점에서 멈출 것인가 하는 기준들을 적절하게 결정해 주어야 하는 문제점을 안고 있다. 영역 성장 방법이 안고 있는 또 다른 문제점은 최종적으로 생성되는 영역들이 영역 성장 과정 동안 각 영역이 합쳐지는 순서에 따라 다른 결과를 나타낸다는

것이다.

Horowitz와 Pavlidis[12] 그리고 Nagin et al.[13]은 유사한 성질을 가지는 인접한 영역들은 서로 합치고 유사성 정도가 낮은 영역은 분할하는 과정을 반복해 나가면서 영상을 분할하는 분할과 합병(split-and-merge) 방법을 제안하였다. 이 방법을 통해 영역 분할 방법과 영역 성장 방법 각각이 안고 있는 문제점들을 보완하고자 하였다.

2.3 에지 검출 방법

에지 검출 방법은 영상의 각 화소에서의 불연속성을 근거로한 영상 분할 방법이다. 에지란 두 영역 사이의 경계에 위치한 점들을 말하며, 에지 검출은 영상 내에 위치한 이런 경계선을 찾는 것을 말한다. 에지는 대개 계단(step) 에지, 경사(ramp) 에지, 지붕(roof) 에지, 선(line) 에지로 나누어진다. 그러나 실제로 영상에서는 잡음이 첨가된 경사 에지나 여러 에지의 복합된 형태로 나타난다. 에지 검출이 가지는 문제점 중의 하나는 어떻게 하면 잡음의 영향을 최소화하면서 에지를 검출할 수 있느냐 하는 것이다.

많은 에지 검출 방법들이 연구되어 왔음에도 불구하고, 실제 경계선에 해당되는 에지를 정확히 검출하는 방법은 존재하지 않는다. 기존의 에지 검출 방법은 여러 가지 기준에 따라 달리 분류될 수 있지만 다음과 같이 크게 세 가지로 나뉘 볼 수 있다[14]: ① 필터링(filtering)에 의한 방법, ② 표면 적합화(surface fitting)에 의한 방법, ③ 기타 다른 방법 등이다.

필터링에 의한 방법은 에지를 검출하기 위한 최적의 필터(filter)를 생성하여 에지를 검출한다. 필터링에 의한 방법은 다시 경사도(gradient)를 이용한 방법, 2차 미분을 이용한 방법, 형판 매칭에 의한 방법, 고역(high-pass) 필터를 이용한 방법 등으로 세분화된다. 표면 적합화에 의한 방법은 일정 크기의 창(window)내의 화소들의 명암도에 대해 다항식 또는 비다항식의 표면으로 적합화한 후, 이 표면상에서 에지를 구하는 방법이다. 이러한 방법에는 Hueckel[15], Haralick[16], 그리고 Nalwa와 Binford[17]가 제안한 방법 등이 있다. 기타 다른 방법으로는 랜덤 필드

(random field)를 이용한 방법; 스케일-스페이스에 의한 방법, 비용 최소화에 의한 방법, 경험적(heuristic) 탐색을 이용한 방법 등이 있다.

2.4 신경망(neural network)을 이용한 방법

컴퓨터 비전의 응용 분야에서는 잡음에 강하고 사람의 시각 시스템과 같은 기능을 가지면서 실시간 처리를 할 수 있는 시스템을 요구한다. 신경망은 생물체의 신경 구조를 응용하여 여러 개의 구성 소자들을 망으로 연결한 시스템으로 병렬 처리가 가능하다. Blanz와 Gish[18]는 3층의 피드포워드(feed-forward) 신경망을 이용하여 영상 분할을 시도하였다. 입력층은 영상의 각 화소의 특징값을 입력받는 노드들로 구성하고 출력층은 나누고자 하는 클래스(class) 갯수만큼의 출력 노드로 구성하였다. Babaguchi et al.[19]은 임계치 방법을 위한 다층 역전파(back-propagation) 신경망을 제안하였는데, 이는 누적 분포도를 입력으로 하여 임계치를 출력하는 신경망이다. 한편 홉필드(hopfield) 망을 이용하여 잡음이 심한 영상으로부터 물체를 추출하는 시도도 있었다. 홉필드 망을 이용할 경우에는 잡음이 심한 입력 영상에서 망이 안정된 상태가 될 때 물체들을 추출하도록 에너지 함수가 구성된다. Lin et al.[20]은 영상 분할을 제약 조건 만족 문제로 정의하고 CSNN(constraint satisfaction neural network)을 제안하였다. CSNN은 물체들의 집합, 레이블의 집합, 제약 조건간의 연관성, 여러 가지 물체들 사이의 인접성 등을 나타내는 위상적(topological) 제약 조건들로 구성된다.

먼저 SOM(self-organizing map)을 이용하여 각 화소들을 명암도에 따라 유사한 것끼리 분류하고 그 결과를 CSNN의 입력으로 사용하였다. CSNN은 영상의 크기가 $n \times n$ 이고 레이블 수가 m 일 때 $n \times n \times m$ 의 3차원 구조를 가지며 주위 화소의 레이블에 영향을 받으면서 영역 성장 방법을 이용하여 영상 분할이 이루어진다.

2.5 클러스터링(clustering)을 이용한 방법

클러스터링은 다차원 공간상에 존재하는 자료들을 유사한 것끼리 서로 군집화 하는 작업으로 자료 분석(data analysis)과 패턴 인식(pattern

recognition)에 많이 적용되어 왔다. 이러한 클러스터링 방법들은 영상 분할에도 적용 가능하다. 먼저 영상 내의 화소들이 가지는 특징값을 하나의 축으로하여 생성되는 다차원 공간상에서 화소들을 여러 클러스터들로 나누고 각 클러스터를 다시 원래의 영상으로 대응함으로써 영상을 분할한다. 영상 분할에 있어서 클러스터링은 주로 2차원 이상의 특징값을 사용하며 이용할 수 있는 정보가 다차원일수록 더 좋은 결과를 얻을 수 있다. 따라서, 흑백 영상의 명암도 만을 이용하기보다 칼라 영상의 칼라 정보나 스펙트럼 정보와 같은 다양한 정보들을 함께 이용하여 클러스터링 방법으로 영상을 분할하고자 하는 연구가 계속되고 있다.

Coleman과 Andrew[21]는 입력 영상의 칼라 정보와 재질(texture) 등을 이용하여 K-means 알고리즘으로 영상을 분할하였다. 클러스터의 갯수는 클러스터간의 거리와 클러스터내의 거리를 이용하여 측정자를 생성한 다음 임의로 정한 클러스터 갯수에 대한 클러스터링 결과를 평가하여 가장 좋은 측정치를 가지는 것으로 설정하였다. Sarabi와 Aggarwal[22]은 X-Y-I의 칼라 정보를 가지는 칼라 영상의 3차원 누적 정도를 이진 트리(binary tree)로 구성하여 가장 빈도수가 큰 노드를 클러스터의 중심으로 정한 후 각 칼라 정보에 대한 허용치를 두어 나머지 노드를 집단화하고 다시 새로운 클러스터의 중심을 정하여 위의 과정을 반복하는 방법으로 영상을 분할하였다. 그러나, 클러스터링 과정 동안 각 칼라 정보에 대해 주어지는 허용치에 따라 클러스터의 갯수가 변화하기 때문에 자동적으로 클러스터의 갯수를 결정하지는 못한다. 이외에 계층적 클러스터링 방법, 그래프 이론을 이용한 방법, 퍼지 클러스터링을 이용한 방법으로 영상을 분할하고자 하는 연구도 있다.

3. 영상 분할 평가 기준

입력된 영상 내에 존재하는 영역들은 같은 영역에 속하는 화소들에 대해서는 다른 영역에 속하는 화소들에 비해 보다 유사한 성질을 가진다. 또한 한 영역에 속하는 화소들과 다른 영역에 속

하는 화소들은 뚜렷이 구별되는 성질을 가진다. 이미 이러한 성질들은 다수의 사람들에게 의해 영상을 분할하거나 그 결과를 평가하는데 이용되어져 왔다. 그러나 아직까지 이러한 성질들을 만족하는 완전한 단일 평가 기준은 존재하지 않는다. 따라서 본 논문에서는 하나의 평가 기준만으로 영상 분할 결과를 평가하는 방법이 가지는 약점을 보완하기 위해 일반적으로 적용 가능한 평가 기준들을 새로이 정의하고 이들을 하나의 평가 함수로 만들어 영상 분할 결과를 평가하였다. 각각의 평가 기준들은 0에서 1사이의 값을 가지도록 정의하고 각 평가 기준에 대한 가중치를 동일하게 주어 하나의 평가 함수를 생성한다.

3.1 경계 화소간 차이 정도(Boundary Difference)

경계 화소간 차이 정도(Boundary Difference)는 영역과 영역의 경계선에 존재하는 화소들에 대해 인접해 있는 주위의 화소들과의 칼라값의 차이를 측정하는 평가 기준이다. 영역과 영역의 경계선에 존재하는 화소들은 영역 내에 있는 화소들에 비해 주위의 화소들과 화소값의 차이가 크게 나타난다. 경계 화소간 차이 정도는 다음과 같이 정의된다.

$$e_1 = \frac{\sum_{P_i \in S} (\text{difference at } P_i)}{(F_{\max} - F_{\min})^2 (\text{the } \# \text{ of } P_i \in B)} \quad (6)$$

식 (6)에서 B는 경계 화소의 집합을, F_{\max} 와 F_{\min} 은 각각 영상에 존재하는 화소의 화소값의 최대와 최소를 나타내며 결과값이 0에서 1사이의 값을 가지도록 정규화하는데 사용된다. P는 영상 내의 임의의 화소를 나타내며, P_i 가 영역과 영역 사이의 경계선 상에 존재하는 화소라면 P를 중심으로 인접하는 화소들과의 화소값의 차이를 유클리디언 거리를 이용하여 구한다.

3.2 경계선 일치 정도(Boundary Consistency)

경계선 일치 정도(Boundary Consistency)는 영상 분할 알고리즘에 의해 얻어진 결과 영상 내의 영역들의 경계선과 적절한 에지 연산자를 이용해서 얻어진 에지 영상과의 일치 정도를 측정하는 평가 기준이다. 영역의 경계선에 존재하는 한 화

소와 에지의 일치 정도는 다음과 같이 계산한다.

$$R_i = W_2 * (d_{\max} - d_i) \quad (7)$$

영역의 경계선 상의 한 화소에 대해 정확하게 일치하는 에지 화소가 있으면 일치 정도는 1의 값을 가지고 정확하게 일치하는 에지 화소가 없을 경우에는 일치 정도가 주위의 에지 화소들 중 가장 가까운 거리에 있는 화소와의 거리에 반비례하는 값을 가진다. 식(7)에서 W_2 는 0.4로 d_{\max} 는 4로 설정하였으며 d_i 는 가장 가까운 에지 화소와의 거리를 나타낸다. 영역의 경계선 상에 존재하는 모든 화소들에 대한 전체적인 일치 정도는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$R_{\text{TOTAL}} = \sum_i R_i \quad (8)$$

식(8)과 같이 일치하는 화소들에 대한 보상값이 계산되면 영역의 경계선 상의 화소들 중 남아 있는 화소의 개수와 에지 영상에서 남아 있는 화소들의 개수의 합을 벌칙(penalty)으로 부과하여 식(9)에 의해 경계선 일치 정도를 계산한다.

$$e_2 = \frac{R_{\text{TOTAL}}}{n(E) + P} \quad (9)$$

$n(E)$ 는 에지 영상에 존재하는 에지 화소들의 개수를 말하며 P는 영역의 경계선과 에지의 화소들 중 서로 일치하지 않고 남은 화소들의 개수를 나타낸다.

본 연구에서는 빨강, 초록, 파랑의 칼라 정보를 사용하는 칼라 영상에 대한 에지 연산자로 퍼지 에지 연산자를 이용한다. 퍼지 에지 연산자는 칼라 영상에서 얻을 수 있는 칼라 정보 각각에 Sobel 에지 연산자를 적용하여 한 화소에 대한 세 개의 경사도를 얻은 다음 퍼지 이론의 논리합을 사용하여 에지를 검출하는 연산자이다. 퍼지 에지 연산자를 이용하여 칼라 영상의 에지를 검출하는 방법은 다음과 같다. 먼저, 칼라 영상의 각 칼라 정보에 대해 잡음(noise)을 제거하기 위해 미디언 필터링(median filtering) 방법을 사용하여 영상을 평활화한다. 평활화된 칼라 영상의 각 칼라 정보에 대해 Sobel 에지 연산자를 적용하여 각 화소에 대한 세 개의 경사도 값을 얻은 후, 퍼지

이론의 논리합을 적용하기 위하여 이 값들을 0에서 1사이의 값으로 정규화(normalization) 한다. 이렇게 정규화된 에지 영상에 대해 퍼지 논리합을 적용하여 융합된 에지 영상을 검출한다.

각각의 칼라 정보에 대한 정규화된 경계 경사도 영상은 각 화소와 해당 화소에서의 경사도를 쌍으로 하는 퍼지 집합으로 간주할 수 있다. 퍼지 집합 사이의 논리합에는 여러 가지 종류가 있으나 퍼지 에지 연산자의 경우에는 식(10)-(11)에서와 같이 가장 일반적으로 사용되는 최대값 연산자(max operator)를 사용한다. 식(10)에서 R, G, B는 각각 빨강, 초록, 파랑의 칼라 정보에 대한 정규화된 경사도 영상을 나타내며, x는 영상 내의 화소의 위치를 나타낸다.

$$R \cup G \cup B = \{(x, \mu_{R \cup G \cup B}(x) \mid x \in X\} \quad (10)$$

$$\mu_{R \cup G \cup B}(x) = \max\{\mu_R(x), \mu_G(x), \mu_B(x)\}, x \in X \quad (11)$$

여기에서 R, G, B는 칼라 정보 각각에 대한 정규화된 경사도 영상을 나타낸다.

3.3 영역 유사성(Region Uniformity)

영역 유사성(Region Uniformity)은 영상 분할 결과로 얻어진 영역들의 유사성 정도를 측정하는 것으로 동일한 영역에 속하는 화소들의 화소값의 분산에 반비례하도록 정의된다. 모든 화소가 동일한 화소값을 가질 때 가장 큰 값인 1을 가지며 각 화소들이 영역의 평균값과 비교해서 널리 분포되어 있으면 점점 작은 값을 가진다. i번째 영역의 분산은 식(12)와 같으며 전체 영상의 화소들의 칼라값의 분산은 식(13)과 같다.

$$D_i = \frac{\sum_{j \in R_i} (f_j - \bar{f}_i)^2}{A_i} \quad (12)$$

$$D_{TOTAL} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j \in R_i} (f_m - f_j)^2}{\sum_{i=1}^N A_i} \quad (13)$$

여기에서 f_j 는 한 화소의 화소값을, R_i 와 A_i 는 각각 i번째 영역과 영역의 크기를 나타낸다. 또한 \bar{f}_i 와 F_m 은 각각 i번째 영역에 속하는 화소들의 칼라값의 평균과 모든 화소들에 대한 칼라값의

평균을 나타낸다. 영역 유사성은 식(14)와 같이 정의된다. 여기서 W_i 는 식(15)과 같이 전체 영상에 대한 i번째 영역의 크기의 비율을 나타낸다.

$$e_3 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N D_i W_i}{D_{TOTAL}} \quad (14)$$

$$W_i = \frac{A_i}{\sum_{i=1}^N A_i} \quad (15)$$

3.4 영역간 차이 정도(Region Difference)

영역간 차이 정도(Region Difference)는 각 영역들이 유사한 화소값을 갖는 화소들의 집합으로 이루어졌다고 가정했을 때 영역의 평균 화소값의 차이를 비교하는 평가 기준이다. 영역간 차이 정도를 구하는 식은 (16)과 같다.

$$e_4 = \sum_{i=1}^N C_i W_i \quad (16)$$

영역간 차이 정도는 각각의 영역에 대해 해당 영역과 인접해 있는 영역들 간의 화소값의 차이를 구하고 전체 영상에 대한 각 영역의 크기의 비율을 가중치로 곱하여 계산한다. i번째 영역과 인접한 영역들 간의 중심 화소값의 차이 C_i 는 다음과 같이 구해진다.

$$C_i = \sum_{j \in R_i} P_{ij} C_{ij} \quad (17)$$

$$C_{ij} = \frac{(\bar{f}_i - \bar{f}_j)^2}{(F_{max} - F_{min})} \quad (18)$$

식(17)에서 P_{ij} 는 i번째 영역과 j번째 영역이 얼마만큼 인접해 있는가를 나타내며 두 영역 사이에 공유된 영역 경계선의 길이로 계산된다. F_{max} 와 F_{min} 은 각각 영상에 존재하는 화소의 화소값의 최대값과 최소값을 나타내며 두 영역들의 화소값의 평균값들 사이의 차이를 정규화 하는데 이용된다.

4. 실험 결과

본 연구에서 제안한 평가 방법을 적용하기 위하여 클러스터링 방법을 이용한 영상 분할 시스

템과 피닉스 영상 분할 시스템을 사용하였다. 위의 두 방법을 실제 영상에 적용하여 영상 분할 결과를 얻은 후 본 연구에서 제안한 평가 방법을 사용하여 평가하였다.

클러스터링 방법을 이용한 영상 분할 시스템 [23]은 빨강, 초록, 파랑의 칼라 정보를 사용하는 칼라 영상을 입력으로 하여 K-means 클러스터링 알고리즘을 사용하여 영상을 분할한다. K-means 알고리즘에서 필요로 하는 적절한 클러스터의 개수와 클러스터의 초기 중심값은 칼라 영상에서 얻어진 2차원 누적 분포도를 분석하여 자동적으로 결정한다. 2차원 누적 분포도를 분석하는 방법으로는 스케일-스페이스(scale-space) 필터링을 사용한다.

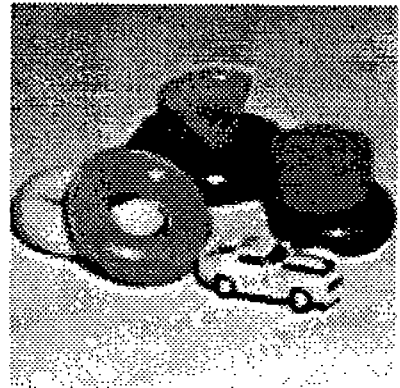
클러스터링 방법을 이용한 영상 분할 시스템은 다음과 같이 세 단계로 이루어진다: ① 2차원 누적 분포도 분석 과정 ② 클러스터링 과정 ③ 영상 분할 과정. 2차원 누적 분포도 분석 과정에서는 2차원 누적 분포도 상에 화소들이 밀집된 영역을 찾는다. 클러스터링 과정은 2차원 누적 분포도 분석 과정에서 얻어진 정보를 사용하여 적절한 클러스터의 개수와 클러스터의 초기 중심값을 찾은 다음 칼라 영상의 화소들을 3차원 칼라 공간상에서 클러스터링 한다. 마지막으로 영상 분할 과정에서는 클러스터링 과정의 결과를 이용하여 영상을 영역들로 나눈 다음 의미 없는 작은 영역들을 제거한다.

피닉스(phoenix) 영상 분할 시스템[24]은 1982년 경에 카네기 멜론 대학(Carnegie Mellon Univ.)에서 만든 것으로 입력된 칼라 영상의 칼라 정보에 대한 누적 분포도를 이용하여 회귀적 영역 분할(recursive region splitting) 방법으로 영상을 분할한다. 회귀적 영역 분할 방법은 임계치(thresholding) 방법을 전체 영상에 적용하여 여러 영역들로 분할한 후 새로 생성된 영역들에 대해서도 주어진 조건이 만족될 때까지 같은 방법을 계속적으로 적용하여 영상을 분할하는 방법으로 여러 영상 분할 방법 중에서 가장 널리 쓰이는 방법이다.

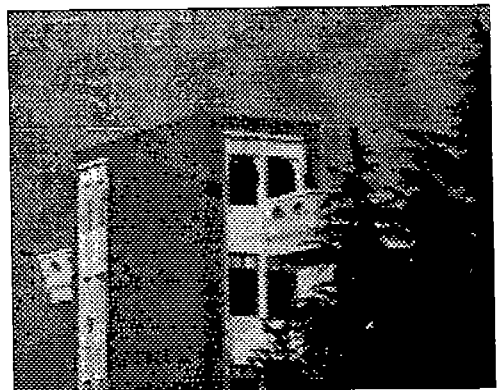
피닉스 영상 분할 시스템은 영상 분할을 위해 많은 수의 파라미터들을 필요로 한다. 그러나 입력되는 영상에 따라 각 파라미터의 값을 적절히 설정하는 것이 쉽지 않다.

영상 분할 평가를 위한 비교의 대상으로 이 시스템을 선택한 이유는 널리 사용되고 있고, 여러 가지 영상 분할 방법 중에서 가장 많이 사용되는 영역 분할 방법을 사용하고 있기 때문이다. 또한 아직까지 영상 분할을 평가하는 데 있어서 표준이 되는 시스템이 존재하지 않는 것도 이유 중 하나이다.

실험에서 128×128 크기의 장난감 영상과 330×400 크기의 옥외 영상을 사용하였다. (그림 1)은 실험에서 사용한 칼라 영상들이다. (그림 2)와 (그림 3)은 각각 클러스터링 방법을 이용한 영상 분할 시스템과 피닉스 영상 분할 시스템에 의해 얻어진 영상 분할 결과이다. 피닉스 영상 분



(a) 장난감 영상
(a) Toy image



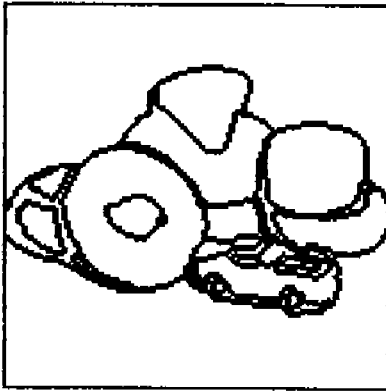
(b) 옥외 영상
(b) Out-door image

(그림 1) 실험에서 사용한 칼라 영상
(Fig. 1) Original color images

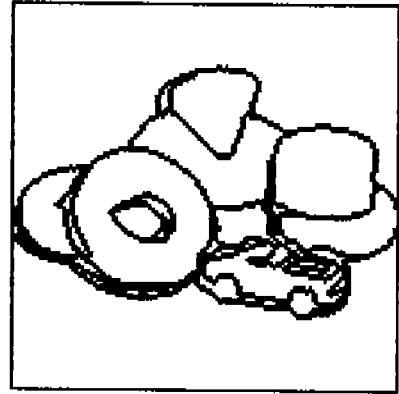
한 시스템의 경우에는 여러 가지 파라미터들 중에서 누적 분포도에서 물체를 추출하는 과정에서 누적 분포도의 골과 마루의 차이와 평활화 창 의 크기를 설정하는데 사용되는 파라미터인 maxmin과 hsmooth의 값을 적절히 조정하면서 얻은 결과 중에서 가장 좋은 것을 선택하였다. 또한, 클러스터의 초기 중심값을 임의로 선택하여 K-means 알고리즘을 이용하여 영상을 분할하였다. 클러스터의 개수는 클러스터링 방법을 이용한 영상 분할 시스템으로 구한 개수와 동일하게 설정하여 여러번의 반복 실행을 통해 다양한 분할 결과를

얻었다. (그림 4)는 얻어진 분할 결과 중에서 가장 좋은 것을 나타낸다.

일반적으로 K-means 알고리즘은 클러스터의 개수와 초기 클러스터의 중심값이 어떻게 주어지느냐에 따라 영상 분할 결과가 좌우된다. 만약 클러스터의 개수와 초기 중심값이 임의로 주어진다면 영상 분할 결과는 피닉스 영상 분할 시스템에 의한 결과보다 나쁘게 나타난다. 특히 클러스터의 개수가 많아질수록 적절한 클러스터의 중심에 수렴할 확률이 떨어지기 때문에 영상 분할 결과는 더 나빠진다. 실험 결과에서 알 수 있듯이



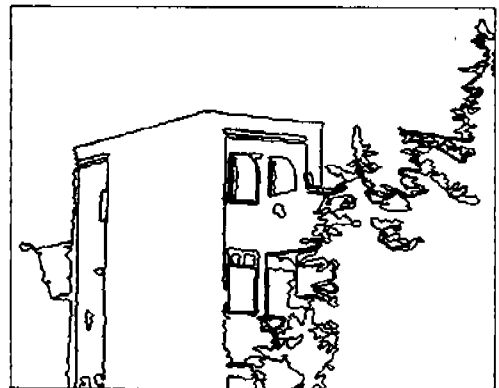
(a) 장난감 영상
(a) Toy image



(a) 장난감 영상
(a) Toy image



(b) 옥외 영상
(b) Out-door image



(b) 옥외 영상
(b) Out-door image

(그림 2) 클러스터링 방법을 이용한 영상 분할 시스템에 의한 영상 분할 결과

(Fig. 2) The segmented images by image segmentation system using clustering

(그림 3) 피닉스 영상 분할 시스템에 의한 영상 분할 결과

(Fig. 3) The segmented images by PHOENIX system

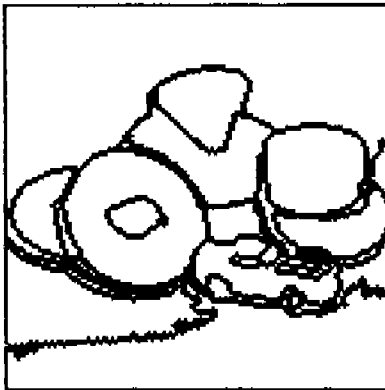
적절한 클러스터의 개수와 초기 중심값을 자동적으로 설정하는 클러스터링 방법을 이용한 영상 분할 시스템의 경우에는 다른 두 방법에 의해 얻어진 결과보다 더 좋음을 알 수 있다.

본 논문에서는 (그림 2)에서 (그림 4)까지의 각기 다른 방법에 의해 얻어진 영상 분할 결과에 대해 제안된 영상 분할 평가 기준을 적용하였다. (그림 5)와 (그림 6)은 각각의 실험 영상에 대한 평가 결과를 나타낸다. 평가 결과를 통해 알 수 있듯이 클러스터링 방법을 이용한 영상 분할 시

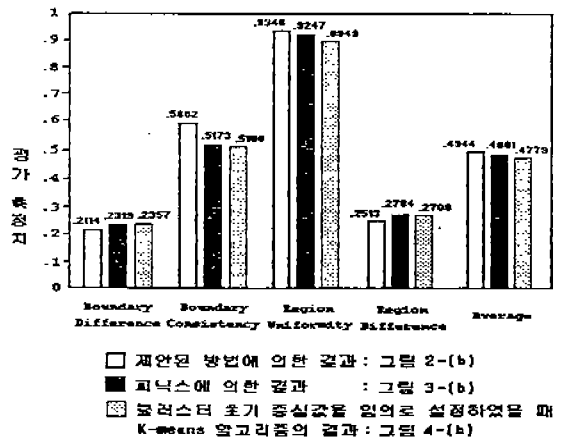
스켄에 의해 얻어진 영상 분할 결과가 다른 방법들에 의해 얻어진 영상 분할 결과보다 더 좋은 측정치를 나타낸다.

5. 결 론

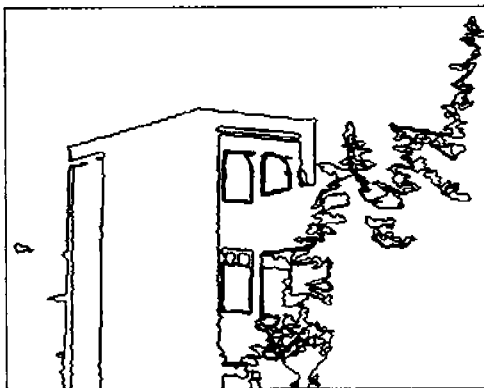
본 연구에서는 영상 분할된 결과를 평가하기 위하여 일반적으로 적용 가능한 네 가지 평가 기준을 제시하였다. 영상 분할 결과의 평가는 영상 분할 결과로 생성된 영역들과 영역의 경계선에



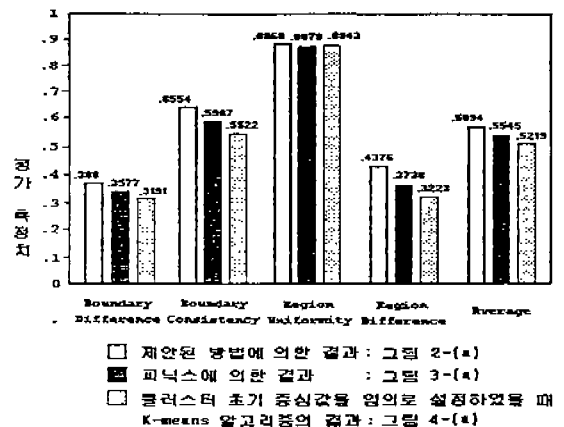
(a) 장난감 영상
(a) Toy image



(그림 5) 장난감 영상에 대한 영상 분할 평가 결과
(Fig. 5) The result of evaluation of image segmentation for segmented toy images



(b) 옥외 영상
(b) Out-door image



(그림 6) 옥외 영상에 대한 영상 분할 평가 결과
(Fig. 6) The results of evaluation of image segmentation for segmented out-door images

(그림 4) 클러스터의 초기 중심값을 임의로 설정하였을 때 K-means 알고리즘에 의한 영상 분할 결과
(Fig. 4) The segmented images by K-means algorithm with arbitrary initial center values of clusters

대해 각 영역의 유사 정도와 영역들 간의 차이 정도, 영역 경계선과 퍼지 에지 연산자에 의해 얻어진 에지의 일치 정도, 영역 경계선 상에 존재하는 화소들의 차이 정도를 평가 기준으로 사용하였다. 실험을 통해 얻어진 평가 결과에서 알 수 있듯이 사람이 직접 판단하기에도 더 좋은 영상 분할 결과가 실험을 통해 보다 좋은 평가 결과를 가짐을 알 수 있다.

앞으로, 영상 분할로 생성된 영역의 크기와 형태, 영역 경계선의 곡률 등에 대한 평가 기준을 추가하고 영상에 존재하는 물체에 대한 지식을 이용하여 평가 함수를 보완한다면 보다 나은 평가 결과를 얻을 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Sungkee Lee, "Adaptive Image Segmentation," Ph. D. Thesis, Dept. of Computer Science Univ. of Utah, 1990.
- [2] Nikhil R. Pal and Sankar K. Pal, "A Review on Image Segmentation Techniques," Pattern Recognition, Vol. 9, No. 9, pp. 1277-1294, 1993.
- [3] Bir Bharu, "Automatic Target Recognition: State of the Art Survey," IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 22, No. 4, pp. 364-379, 1986.
- [4] Martin D. Levine and Ahmed M. Nazif, "Dynamic Measurement of Computer Generated Image Segmentations," IEEE Trans. on Pattern Anal. and Mach. Intell., Vol. 7, No. 2, 1985.
- [5] J. S. Weszka, "A Survey of Threshold Selection Techniques", Computer Graphics and Image Processing 7, pp. 259-265, 1978.
- [6] W. Doyle, "Operations Useful for Similarity-invariant Pattern Recognition", J. Ass. Comput. Machine. 9, 1962.
- [7] J. M. S. Prewitt and M. L. Mendelsohn, "The Analysis of Cell Images", Trans. N. Y. Acad. Sci. 128, pp. 1035-1053, 1966.
- [8] S. Watanabe et al., "An Automated Apparatus for Cancer Prescreening: CYBEST", CVGIP 3, pp. 350-358, 1974.
- [9] J. S. Weszka, Nagel and A. Rosenfeld, "A Threshold Selection Technique", IEEE Trans. Comput. C-23, 1974.
- [10] J. L. Muerle and D. C. Allen, "Experimental Evaluation of Techniques for Automatic Segmentation of Objects in a Complex Scene", In Pictorial Pattern Recognition, 1968.
- [11] S. W. Zucker, "Region Growing: childhood and adolescence", Computer Graphics and Image Processing 5, pp. 382-399, 1976.
- [12] S. L. Horowitz and T. Pavlidis, "Picture Segmentation by a Directed Split-and-merge Procedure", Proc. 2nd Int. Joint Conf. Pattern Recognition, pp. 424-433, 1974.
- [13] P. A. Nagin, A. Hanson and E. M. Riseman, "Studies in Global and Local Histogram-Guided Relaxation Algorithms", IEEE Trans. on Pattern Anal. and Mach. Intell. 4, 1982.
- [14] 신 재욱, 이 성기, "에지 검출 방법의 고찰", 제19회 한국정보과학회 추계학술발표논문집, 제19권 2호, pp. 229-232, 1992.
- [15] M. H. Hueckel, "An Operator Which Locates Edges in Digitized Pictures", Journal of ACM, Vol. 13, No. 1, pp. 113-125, 1971.
- [16] R. M. Haralick, "Digital Step Edge from Zero Crossing of Second Directional Derivatives", IEEE Trans. on PAMI, Vol. 6, No. 1, pp. 58-68, 1984.
- [17] V. S. Nalwa and T. O. Binford, "On Edge Detection", IEEE Trans. on PAMI, Vol. 8, No. 6, pp. 699-714, 1986.
- [18] W. E. Blanz and S. L. Gish, "A Connectionist Classifier Architecture Applied to Image Segmentation", Proc. 10th ICPR, pp. 272-277, 1990.
- [19] N. Babaguichi, K. Yamada, K. Kise and Tezuka, "Connectionist Model Binarization", Proc. 10th ICPR, pp. 51-56, 1990.
- [20] W. C. Lin, E. C. Tsao and C. Chen, "Constraint Satisfaction Neural Networks for

Image Segmentation”, Pattern Recognition, Vol. 25, No. 7, pp. 679-693, 1992.

[21] G. B. Coleman and H. C. Andrews, “Image Segmentation by Clustering”, Proceedings of the IEEE, Vol. 67, 1979.

[22] A. Sarabi and J. K. Aggarwal, “Segmentation of Chromatic Images”, Pattern Recog., Vol. 13, No. 6, pp. 417-427, 1981.

[23] 김 효선, 이 성기, “클러스터링 방법을 이용한 칼라 영상 분할” 제21회 한국정보과학회 춘계학술발표 논문집, 제21권 1호, pp. 247-250, 1994.

[24] K. I. Laws, “The PHOENIX Image Segmentation System : Description and Evaluation,” SRI International Technical Note, No. 289, December 1982.



이 성 기

1979년 서울대학교 전기공학과 졸업(학사)
 1981년 서울대학교 대학원 전기공학과(공학석사)
 1990년 Univ. of Utah(공학박사)
 1982년~84년 울산대학교 전임 강사
 1987년~90년 Honeywell S&RC

Research Assistant

1990년~현재 경북대학교 전자계산학과 조교수
관심분야 : 컴퓨터비전, 퍼지이론, 신경망, 컴퓨터그래픽스.



김 효 선

1992년 경북대학교 전자계산학과 졸업(학사)
 1995년 경북대학교 대학원 전자계산학과(이학석사)
 1995년~현재 한국전력그룹 세일정보통신 주식회사 기술연구소 연구원
 관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식, 멀티미디어.

패턴인식, 멀티미디어.