

칼라맵 인덱스와 Hue 정보를 이용한 칼라 영상 분할

유창연, 꺾내정, 김영길, 안재형
충북대학교 정보통신공학과

Color Image Segmentation Using Color-map Index and Hue

Chang-Youn Yoo, Nae-Jung Kwak, Young-Gil Kim, Jae-Hyung Ahn
Department of Computer and Communication Engineering
Chungbuk National University

요 약

본 논문에서는 칼라맵 인덱스와 Hue 정보를 이용하여 반복적 병합을 통해 분할하는 칼라 영상 분할 방법을 제안하였다. 먼저 영상을 벡터 양자화 한 후 양자화 칼라맵 인덱스를 이용해 초기 영역을 설정한다. 초기 영역으로 선택된 영역들은 Hue 정보를 이용하여 영역을 병합하였고 그 후 미소영역을 병합하였다. 이때 반복처리로 인해 수행시간이 많이 소요되는 것을 개선하기 위해 Hue 정보를 이용한 영역 병합 처리에서 두 개의 테이블을 이용하여 속도를 개선하였다. 후 처리에서는 과분할된 영역을 제거하기 위해 RGB 칼라 성분의 유클리디언 거리를 이용하여 주변 유사 영역에 병합하였다. 제안 방법은 다수의 칼라 영상에 적용하여 좋은 분할 결과와 빠른 처리 속도를 보여주었다.

1. 서론

칼라 영상 분할은 공간정보와 칼라 정보를 동시에 고려하여 칼라 영상을 유사한 성질을 갖는 영역으로 분할한다[1]. 영역의 유사성은 명암도, 질감, 칼라 등을 기준으로 하며 칼라 영상의 분할에서는 칼라를 가장 많이 사용한다. 영상 분할 방법은 윤곽선 검출에 의한 윤곽선 기반 분할과 영역 기반 분할 방법으로 분류된다. 그중 영역 기반 방법은 영역들을 직접 찾아 유사 영역들의 화소들을 그룹화하는 것으로 칼라 공간에 직접적으로 적용이 가능하며 각각의 칼라 채널 별로도 적용이 가능하므로 공간정보와 칼라 정보를 동시에 고려해야 하는 칼라 영상 분할에 적합하다. 영역 기반 방법으로는 클러스터링 방법, 영역 분리 및 병합 방법, 영역 확장 방법 등이 널리 이용되고 있다.

클러스터링 방법은 비교적 구현이 간단한 K-means 방법과 Fuzzy C-means(FCM) 클러스터링 방법이 이용되고 있으나 이들 방법은 분할되는 클러스터의 수를 미리 지정해야 한다는 점과 초기 클러스터 중심의 위치를 추정하는데 어려움이 있고 반복 처리로 인해 수행시간이 많이 소요된다[2].

영역 분리 및 병합 방법은 분리 과정과 병합 과정을 통하여 임의의 모양의 유사 영역을 추출하는 분할 방법으로 분할 조건이 영역 내 화소들의 밝기가 일정하고 잡음에 의한 영향이 적다는 가정 하에 사용됨으로써 일반적인 자연 영상에서는 효과적인 결과를 얻을 수 없고 불룩기반의 영역 분할 방법의 문제점인 윤곽 정보가 손실이 된다.

영역 성장 방법은 초기 영역으로부터 같은 유사한 성질을 가지는 이웃화소들을 그룹화하여 점차적으로 영역을 확장시켜 나가는 방법으로 전체적인 영역 확장은 모든 화소가 병합 기준에 따라 영역들에 포함될 때까지 반복적으로 수행된다[1][3]. 이러한 영역 확장 방법은 초기 영역 선택에 따라 다른 분할 결과를 가져올 수 있으며 특히, 초기 영역이 에지에 놓일 경우 에지 부분은 칼라의 변화가 심하기 때문에 서로 다른 객체들과 병합될 수 있기 때문에 잘못된 분할 결과가 발생할 수 있다.

따라서 이런 단점을 개선하고 객체 추출이나 멀티미디어 검색 등의 응용에 적절한 영상 분할 결과를 얻을 수 있는 영상 분할 방법이 필요하다. 본 논문에서

서는 영역 확장 방법과 Hue 정보를 이용한 칼라 영상 분할 방법을 제안한다. 먼저 영상을 단순화 시켜 공간적 유사성을 표현할 수 있도록 영상에 벡터 양자화 적용하여 양자화 한 후 양자화 칼라맵의 인덱스를 이용해 초기 영역을 설정한다. 초기 영역으로 선택된 영역들은 Hue 정보를 이용하여 영역을 병합하였고 그 후 미소영역을 병합하였다. 이때 반복처리로 인해 수행시간의 많이 소요되는 것을 개선하기 위해 Hue 정보를 이용한 영역 병합 처리에서 두 개의 테이블을 이용하여 속도를 개선하였다.

2. 칼라맵 인덱스와 Hue 정보를 이용한 칼라 영상 분할

제안한 칼라 영상 분할 방법은 크게 두 단계로 나누어 진다. 첫 번째 단계는 초기 영역을 설정하는 것으로 원영상을 양자화한 후 영역별로 처리하기 위해 양자화 영상에서 칼라값 대신 표현되는 칼라맵의 인덱스를 이용하여 레이블링을 한다. 두 번째 단계에서는 레이블링된 영역들을 병합하는 것으로 유사성 기준을 색상 정보에 두어 HSI 칼라 공간에서 추출되어진 Hue 영상을 두 개의 테이블을 이용하여 영역 확장을 한다. 그 후 RGB 칼라 성분에서 유클리디언 거리를 이용하여 과분할된 영역들을 제거한다.

2.1 칼라맵의 인덱스를 이용한 초기 영역 설정

영상 분할은 유사 영역끼리의 병합을 목적으로 하여 잡음의 영향을 줄이고 영상을 단순하게 하기 위해 다양한 방법을 사용한다. 본 논문에서는 벡터 양자화를 이용해 영상을 적은 칼라로 표현하여 영상 내 비균질성을 줄여 영상을 단순화 시켰다. 양자화 방법으로는 Orchard와 Bouman이 제안한 방법을 적용했다 [4]. 이 방법은 고유벡터를 이용해 칼라 오차의 분산을 계산하고 오차가 가장 큰 방향을 수직으로 나누는 방법으로 영상을 이진 트리 구조의 노드로 분할한다. 트리의 각 노드는 전체 영상의 분할된 클러스터로, 부모 노드는 고유벡터를 이용해 두 개의 자식 노드로 분할하게 되며 각 노드마다 노드에 속하는 모든 화소들을 대신할 하나의 대표값을 갖는다. 이 알고리즘은 속도가 빠르고 유사 색상의 분할에 뛰어난 장점이 있다.

양자화된 영상은 원래의 칼라가 아니라 제한된 칼라로 표현되며 제한된 칼라의 집합을 칼라맵이라 한다. 즉, 양자화 영상은 원영상과 동일한 크기를 갖고 칼라맵 내의 근사화 칼라로 원 화소의 칼라값을 대신

하여 표현된 새로운 영상이 된다. 그리고 영상의 각 화소 위치에 대응되는 칼라맵의 인덱스를 이용하여 새로운 2차원 배열을 생성할 수 있다. 만약 배열의 값이 같다면 이것은 동일한 대표값을 갖는 것을 의미하며 본 논문에서는 칼라맵의 인덱스를 이용하여 구성된 2차원 배열을 인덱스 맵이라 정의한다. 이러한 인덱스 맵은 초기 영역을 설정하는데 이용된다. 초기 영역을 설정하는데 있어 동일한 인덱스 값을 갖는 영역들로 나누기 위해 같은 인덱스 값을 갖는 연결된 화소들에 대해 레이블을 할당하여 영역별로 구분한다.

2.2 Hue 영상에 의한 반복적 병합 처리 과정

Hue는 물체의 주색(predominant color)을 반영하고 인간의 시각 특성에 적합하다. 또한 음영(shade), 투영(shadow) 그리고 반사된 빛과 같은 비균일한 조명(illumination)에 영향을 적게 받기 때문에 칼라 분할에 있어 가장 유용한 특징 중에 하나이다. Hue는 RGB 칼라 공간으로부터 다음 식과 같은 비선형 변환에 의해 구할 수 있다[1][5][6].

$$H = \cos^{-1} \left(\frac{\frac{1}{2}[(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{(R-B)^2 + (R-B)(G-B)}} \right) \quad (1)$$

제안 방법은 양자화 영상의 Hue 영상을 구한 후 레이블링된 인덱스 맵에서 Hue 값을 기준으로 중심 영역과 인접 영역들을 병합하였다. 이때 제안 방법은 영역 병합의 반복처리의 속도를 개선하기 위해 플래그 테이블과 레이블 테이블을 사용한다. 플래그 테이블은 영역의 레이블 값에 다른 영역과의 병합 유무를 기록하는 테이블로 영역 병합 처리 전에 초기값으로 1이 할당되며, 다른 영역과 병합된 경우 0으로 변환된다. 레이블 테이블은 영역의 레이블을 저장하는 테이블로 중심 처리 영역에 인접한 영역이 병합될 경우 인접 영역의 레이블을 중심 영역의 레이블로 변환하여 저장한다.

먼저 플래그 테이블을 화소 단위로 래스터 스캔 방식으로 스캔하여 플래그 테이블 값이 1일 경우 그 화소가 속한 영역을 처리 중심 영역으로 정한다. 그리고 처리 중심 영역과 인접 영역의 Hue 값의 거리는 식 (2)와 같다. $L_H(i, j)$ 는 레이블링된 중심 영역 화소의 Hue 값이며, $L_H(i', j')$ 는 레이블링된 인접 영역 화소의

$$d_H(L_H(i, j), L_H(i', j')) = |L_H(i, j) - L_H(i', j')| \quad (2)$$

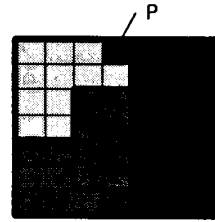
Hue 값이다. 제안 방법은 중심 영역의 화소로부터 주위 8화소를 비교하여 식(2)의 거리가 식(3)의 임계치 보다 작을 경우 인접 영역이 중심 영역과 유사함으로 결정하고 영역을 병합한다.

$$d_H(L(i, j), L(i+k, j+l)) < Th_H \quad (k, l: -1, 0, 1)$$

만약 인접 영역이 중심 영역에 병합되면 인접 영역의 플래그 테이블 값은 0으로 변환되며 레이블 테이블의 값은 중심 영역의 레이블 값으로 변환된다. 이와 같은 영역 병합 과정은 모든 영역이 Hue 임계치에 의해 병합되고 레이블 테이블에 갱신된 레이블 값이 해당 화소에 모두 할당될 때까지 반복된다.

그림 1은 제안 방법의 병합 과정을 보여준다. 그림 1의 (a)와 같이 플래그 테이블은 '1'로, 레이블 테이블은 레이블 값이 순서대로 초기화 된다. 그림 1의 (b)는 영역을 병합할 중심 영역의 화소들을 찾고 인접 영역과 병합하는 과정으로 래스터 스캔 방식으로 스캔하여 인접 영역의 레이블 값이 다른 첫 화소 P를 중심 영역 화소로 정한다. 영역 1의 Hue 값과 영역 2의 Hue 값의 거리가 병합 조건에 만족될 정도로 작다고 가정하면 영역 1과 영역 2는 병합되며 이때 영역 2의 플래그 테이블에는 0이 할당되고 레이블 테이블에는 중심영역의 레이블 값인 1이 할당된다. 병합된 영역은 처리할 영역을 검색하는 과정에서 레이블 테이블을 참조하여 화소의 레이블을 갱신한다.

Hue 값을 이용하여 영역을 병합한 후 과분할된 미세 영역을 병합하기 위하여 양자화 영상에서 RGB 칼라 성분을 이용한다. 각 레이블 된 영역에 임계치를 두어 임계치 보다 작은 영역들은 미소 영역으로 결정하고 인접 영역들과 R, G, B 간의 유클리디언 거리를 구하여 가장 최소가 되는 영역에 병합하였다.

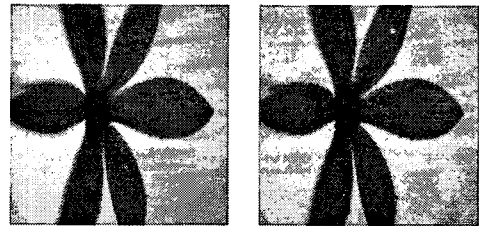


	1	2	3	4	5
플래그	1	0	1	1	1
	1	2	3	4	5
레이블	1	1			

(b) 중심 영역(영역 1)과 인접 영역(영역 2)의 병합

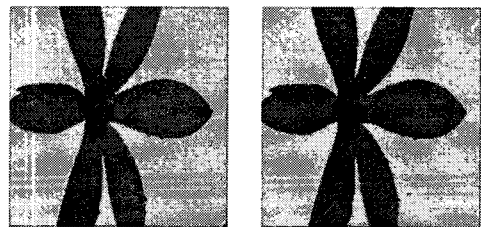
그림 1. 제안한 영역 병합 알고리즘

그림 2는 제안 방법을 적용한 각 단계의 결과영상이다. 양자화 칼라는 20칼라로 하였고 영역 병합을 위한 Hue의 임계치는 5를 적용하였다. 그림 2의 (d)는 최종 분할된 결과영상으로 6개의 꽃잎이 하나의 영역으로 분할되었다.



(a) 원영상

(b) 양자화 영상



(c) Hue를 이용한 영역 병합 결과영상

(d) 미소 영역 병합 결과영상

그림 2. 제안한 방법의 처리 결과



	1	2	3	4	5
플래그	1	1	1	1	1
	1	2	3	4	5
레이블	1				

(a) 초기 영역과 플래그 테이블과 레이블 테이블의 초기값

3. 실험 및 결과

본 논문에서는 제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 Pentium III 850MHz, RAM 256MB 환경 하에 Microsoft Visual C++ 6.0을 이용하여 100여개의 256×256 크기의 칼라 영상을 시뮬레이션하였다. 평

가 기준은 초기 영역 레이블 수와 최종 영역의 레이블 수 비교, 객체들의 분할 정도 및 처리 소요 시간에 두었다.

본 실험에서는 양자화 레벨을 20으로 하였으며 Hue에 대한 임계치는 영상에 따라 5~8의 값을 적용하였다.

그림 3은 제안한 알고리즘의 결과영상으로 분할 결과들이 객체 단위로 나누어져 있는 것을 볼 수 있다. 그림 3의 (b)는 배경에서 자동차의 차체 혹은 바퀴부분, 그림 3의 (d)에서는 섬, 바다, 하늘 등 영상 내외 주 영역들이 각각 하나의 영역으로 분할되었다.

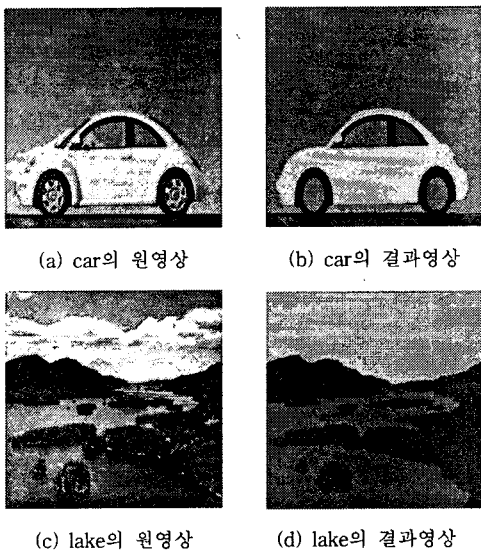


그림 3. 제안한 방법의 결과영상

표 1. 제안한 알고리즘의 분할 결과

영 상	초기 영역수	최종 분할된 영역수
flower	2850	8
car	2971	13
rich	4118	2
lake	7230	9

제안 알고리즘에서 전체적인 처리 소요 시간은 영상내의 유사 칼라 화소들의 분포에 따라 결정되어졌다. 표 2는 표 1의 결과영상을 얻기까지 영상 분할 시간을 측정한 것으로 영상 분할 시간이 2초 이내로 매우 빠름을 확인할 수 있었다.

표 2. 영상 분할의 처리 소요 시간

영 상	처리 소요 시간 (단위: sec)
flower	0.84
car	1.59
rich	0.96
lake	1.45

4. 결 론

본 논문에서는 양자화 칼라맵의 인덱스를 이용하여 초기 영역을 설정함으로써 영상 내에 비균일성을 줄일 수 있었으며 초기 영역 선택에서 에지 주변에서의 모호성이나 선택의 다양성으로 인해 예상치 않은 분할 결과들을 막을 수 있었다. 그리고 Hue 정보를 이용한 영역 확장에서는 단순 영상의 경우 객체 단위의 분할 결과를 얻을 수 있었으며 복잡 영상에서도 주관적인 분할 평가에서 좋은 결과를 볼 수 있었다. 또한 Hue 병합 처리에서 플래그 테이블과 레이블 테이블을 사용하여 영역 병합 알고리즘을 수행하여 기존의 영역 기반 방법에서 지적되었던 반복처리로 인한 처리 소요 시간을 개선하였다.

[참고문헌]

[1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison Wesley, 2002.
 [2] 엄경배의 1, "Possibilistic C-mean 클러스터링과 영역 확장을 이용한 칼라 영상 분할", 전자공학회 논문집, 제34권 제3호, pp. 371-381. 1997. 3.
 [3] A. Tremeau and N. Borel, "A region growing and merging algorithm to color segmentation", Pattern Recognition, Vol. 30, Issue 7, pp. 1191-1203, July 1997.
 [4] M. T. Orchard and C. A. Bouman, "Color Quantization of Images", IEEE Transaction on signal processing, Vol. 39, no. 12, pp. 2677-2690, 1991.
 [5] H. D. Cheng, X. H. Jiang, Y. Sun and Jingli Wang, "Color image segmentation: advances and prospects", Pattern Recognition, Vol. 34, Issue 12, pp. 2259-2281, Dec 2001.
 [6] H. D. Cheng, Y. Sun, "A hierarchical approach to color image segmentation using homogeneity", Image Proc., IEEE Trans, Vol. 9, Issue 12, pp. 2071-2082. Dec 2000