

비등방형 확산과 계층적 클러스터링을 이용한 칼라 영상분할

김대희*, 안충현*, 호요성**

*한국전자통신연구원 방송시스템연구부

**광주과학기술원 정보통신공학과

Color Image Segmentation Using Anisotropic Diffusion and Agglomerative Hierarchical Clustering

Daehee Kim*, Chung-Hyun Ahn*, Yo-Sung Ho**

*Electronics and Telecommunications Research Institute

**Kwangju Institute of Science and Technology

E-mail : {daeheekim, hyun}@etri.re.kr, hoyo@kjist.ac.kr

Abstract

A new color image segmentation scheme is presented in this paper. The proposed algorithm consists of image simplification, region labeling and color clustering. The vector-valued diffusion process is performed in the perceptually uniform LUV color space. We present a discrete 3-D diffusion model for easy implementation. The statistical characteristics of each labeled region are employed to estimate the number of total clusters and agglomerative hierarchical clustering is performed with the estimated number of clusters. Since the proposed clustering algorithm counts each region as a unit, it does not generate oversegmentation along region boundaries.

I. 서론

빠르고 정확한 영상분할 방법은 객체인식 및 장면 해석과 같은 영상의 이해와 멀티미디어 콘텐츠 제작에 매우 유용하다. 그러나 대부분의 영상분할 알고리즘은 1 차원 영상처리 알고리즘을 그대로 사용하거나 이를 단순히 칼라영상으로 확장하여 이용하고 있다. 최근까지 칼라의 특성을 제대로 이용한 영상분할 방법은 그렇게 많지 않다.

본 논문에서는 컬러의 특성을 고려하여 다양한 형태의 영상에 적용할 수 있는 새로운 영상분할 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 영상단순화, 영역 레이블링, 칼라 클러스터링의 3 단계로 구성된다. Sharbek의 영상분할 방법의 분류 [1]에 따르면 제안된 방법은 화소기반

분할 방법과 영역기반 분할 방법의 조합이다. 본 논문에서는 이산화된 3 차원 확산 모델을 제시하고, 사전 정보를 요구하지 않는 클러스터링 알고리즘을 제안한다.

II. 영상 분할

2.1 형태학적 단순화(Morphological Simplification)

영상은 몇 개의 균등(Homogeneous) 영역을 가지고 있고, 너무 작고 구체적인 부분은 영상을 의미론적(Semantic)으로 해석할 때 의미가 적기 때문에, 전처리 작업으로 영상의 구조와 영역의 텍스처를 단순화한다.

본 논문에서는, 재구성에 의한 open-close 필터와 close-open 필터가 영상의 단순화 작업 동안 객체의 경계를 보존하기 위해 사용되었다. 이 두 개의 형태학적 필터는 정의된 작은 크기의 영역은 제거하고, 남아 있는 영역의 경계는 효과적으로 유지한다 [2]. 영상이 텍스처에 있어 불필요하게 자세한 부분이 제거되면, 영상은 균등 영역으로 구성된다. 재구성에 의한 open-close 필터와 close-open 필터는 원영상보다 단순하지만, 영상의 객체가 정확하게 정의된 결과를 낳기 때문에, 직관적으로 영상 분할의 좋은 출발점이다.

2.2 비등방형 확산(Anisotropic Diffusion)

영상을 단순화시키기 위해 균등 영역의 내부에서는

영상을 부드럽게(Smoothing) 하고, 영역의 경계 부분에서는 그러한 동작이 일어나지 않도록 해야 한다. 이러한 요구 조건은 비등방형 확산 필터(Anisotropic Diffusion Filter)를 통해 구현된다 [3]. 본 절에서 제안하는 확산 필터는 유클리드 거리에 기반해서 인간의 시각 특성에 맞추어 균일하게 분포된 LUV 칼라 공간 [4]에서 수행된다. 벡터 공간에서의 비등방형 확산 방정식은 다음과 같다.

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(\rho(x, y, t)\nabla I(x, y, t)) \quad (1)$$

여기서 $I(x, y, t)$ 는 LUV 칼라 공간에서의 벡터이고, ρ 는 확산 상수(Diffusion Coefficient)이다.

Sapiro-Ringach는 비등방형 확산 방정식 [6]은 확산 방향을 고유벡터(Eigenvector)로 결정하였으나, 고유벡터의 계산이 복잡할 뿐만 아니라 이산화된 격자 위에서 수행되어야 하므로 Regularization 또는 Interpolation을 요구하며, 잡음에 민감한 특성을 갖고 있다. 스칼라 함수에 대한 비등방형 확산과 벡터 함수에 대한 비등방형 확산은 영상의 경사도에 대한 법선 벡터와 접선 벡터(Tangential Vector)를 요구한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 Perona-Malik의 모델에 제시되었으나, 이 모델은 스칼라 함수에 대한 것이다.

본 논문에서는 Perona-Malik의 모델을 벡터 공간으로 확장하고, 확산 방정식은 공간적 변화량과 시간적 변화량을 기술하는 것이므로 각 화소를 8 개의 인접하는 화소들과 저항으로 연결한다. 또한, 각 연결 저항의 저항값은 유클리드 거리의 함수로 정의한다. 따라서, 이산화된 벡터 공간에서의 확산은 식 (2)에 따라 수행된다.

$$I'_{y,x} = I'_{y,x} + \frac{1}{8} \sum_{i=1}^4 r_i dI_i + \frac{1}{8\sqrt{2}} \sum_{i=5}^8 r_i dI_i \quad (2)$$

식 (2)에서 r_i 는 각 방향으로의 Admittance 함수이고, dI_i 는 각 방향으로의 화소 값의 차이를 나타낸다. 이때 중심 화소로부터 주변 화소까지의 서로 다른 거리를 보상하기 위해 대각선 방향의 차분에 $1/\sqrt{2}$ 를 곱한다.

III. Region Labeling and Clustering

일부 칼라 영상분할 알고리즘은 칼라 공간에서 직접 클러스터링이 수행되나, 그러한 알고리즘은 칼라 히스토그램이나 유사도만을 고려하고 객체 영역에 대한 정보를 사용하지 않기 때문에, 객체의 경계 부분에서 경계가 무너지거나 과분할(Oversegmentation) 결과를 보여준다.

이러한 문제를 해결하기 위해, 경사도 기반의 Watershed 알고리즘 이용하여 II절의 결과로 만들어진 단순화된 영상으로부터 분할된 영역을 얻는다. Watershed 알고리즘은 영역을 성장시키고 각 영역에 단일 레이블을 부여하는 영역 레이블링 알고리즘이다. 본 논문에서는 연산의 용이함 때문에 침수 실험에 기반한 알고리즘을 사용하였다 [7]. Watershed 알고리즘에 대한 입력으로 $\|dI\|$ 로 구현된 칼라 경사도 영상이 사용되었다.

본 절의 목적은 LUV 칼라 공간에서 가장 대표적인 클러스터들을 찾으면서 객체의 경계를 보존하는 것이다. 대부분의 클러스터링 알고리즘은 클러스터의 수나 초기 벡터, 문턱값 등의 매개변수를 요구한다 [8, 9, 10]. 따라서 클러스터링 알고리즘의 분할 결과는 초기 입력 변수에 영향을 받는다. 제안된 방법은 영역정보를 기초하여 칼라 클러스터의 수를 추정한다. 제안된 클러스터링 알고리즘은 클러스터의 수에 대한 추정과 계층적 클러스터링 두 단계로 구성된다.

필요한 클러스터의 수를 추정하기 위해, Watershed 알고리즘으로 만들어진 각 영역의 벡터 요소들은 가우스 확률 분포 $N(\mu_i, \sigma_i)$ 를 갖는다고 가정한다. 여기서 i 는 LUV 칼라 공간의 한 요소를 가리키는 인덱스이다. 각 확산 영역에서 임의의 벡터는 그 영역에서 평균 벡터로부터 적은 값의 유클리드 거리를 갖는다. 같은 영역 안의 두 점이 존재한다는 가설 H_0 상황에서 같은 영역 안의 두 점의 거리는 평균이 0인 가우스 확률분포 $N(0, \sqrt{2}\sigma)$ 를 가질 것이다. 유클리드 거리는 LUV 칼라 공간에서 칼라 차이를 표현하는 적합한 방법이므로, 식 (3)과 같은 시험 통계량(Test Statistic)을 고려한다.

$$\theta = \sum_{i=1}^3 \frac{d_i^2}{2\sigma_i^2} \quad (3)$$

식 (3)에서 시험통계량 θ 는 자유도가 3 인 χ^2 확률분포함수의 통계적 특성을 갖는다. $p(\theta|H_0)$ 의 분포를 가지고 중요도 검증(Significant Test) [11]를 통해서 두 점이 같은 영역에 있는지 여부를 판단다. 여기서 오보율(False Alarm Rate)을 0.1로 설정하였다.

Watershed 알고리즘으로 얻은 n 개의 영역에 각각 평균 벡터를 계산하여 해당 영역의 대표값으로 설정한다. 임의의 영역에 있는 평균 벡터와 참조영역에 있는 평균 벡터의 거리로부터 θ 를 구한다. 이때 θ 는 참조영역의 분산으로 정규화된다. θ 가 임계값 θ_m 보다 크면, 이 영역은 이전의 참조 영역들과 균등 영역에 있지 않다고 판별한

다. 그리고 클러스터 수의 추정값을 하나 증가시킨다.

그림 1 은 클러스터의 수를 추정하기 위한 과정이다. 모든 영역은 영역의 크기를 가지고 내림차순으로 정렬된다. 최초의 참조 영역 T_1 은 가장 큰 영역이고, 각 영역 R_i 는 평균 벡터를 대표값으로 한다. 그림 1 에서 영역 T_j 는 참조 영역이고, c 는 클러스터 수의 추정값이고, n 은 전체 영역의 수이다.

클러스터의 수가 추정된 후, 계층적 클러스터링 알고리즘 [8]을 사용하여 영역을 병합한다. 그림 2 에 계층적 클러스터링 알고리즘을 기술하였다.

```

Algorithm 1: Estimation of number of clusters
begin initialize  $n, T_1 \leftarrow R_1, R_i \leftarrow \{m_i\}$ ,
 $c \leftarrow 1, i \leftarrow 1$ 
do  $i \leftarrow i+1$ 
    find nearest  $T_j$  to  $R_i$  among  $c$  reference regions based on
    Euclidian Distance
    compute  $\theta$ 
    if ( $\theta > \theta_h$ )
         $c \leftarrow c+1, T_c \leftarrow R_i$ 
    else
        merge  $T_j \leftarrow R_i$  and  $T_j$ 
        recompute  $m_j$  on  $T_j$ 
        recompute variances of each space on  $T_j$ 
    until  $i=n$ 
return  $c$ 
end
    
```

그림 1. 클러스터 수의 추정 알고리즘

```

Algorithm 2: Clustering based on Region
begin initialize  $c, c^* \leftarrow n, R_i \leftarrow \{m_i\}$ 
do  $c^* \leftarrow c^*-1$ 
    find nearest clusters, say,  $R_i$  and  $R_j$ 
    based on Euclidian Distance
    merge  $R_i$  and  $R_j$ 
until  $c = c^*$ 
return  $c$  clusters
end
    
```

그림 2. 계층적 클러스터링 알고리즘

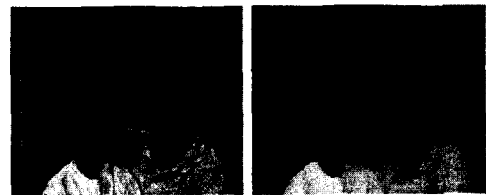
IV 실험 결과 및 분석

본 논문에서는 다양한 종류의 영상에 제안된 영상분할 알고리즘의 동작을 실험하였다. 그림 3 은 MOTHER AND DAUGHTER 영상에 대한 결과를 보여준다. 형태학적 필터 처리 후, 비등방형 확산, Watershed, 칼라 클러스터 수 추정, 계층적 클러스터링이 순차적으로 시행된다. 그림 3(c), 그림 3(e), 그림 3(g), 그림 3(h)는 제안된 알고리즘으로부터 얻은 결과이다. 그림 3(b)가 형태학적 필터 적용 없이 식 (2)를 사용하여 얻은 영상인 반면, 그림 3(c)는 형태학적 필터를 처리 후에 확산을 통해 얻은 영상이다. 그림 3(c)에서 의미론적 영상 해석에 영향을 주지 않는 자세한 영상의 구조들은 없어졌다. 그림 3(d)와 그림 3(e)는 각각 형태학적 필터를 사용하지 않은 경우와 사용한 경우의 확산된 영상 위에 Watershed 알고리즘을 적용한 결과이다. 그림 3(e)가 그림 3(d)보다 많이 단순화된 것을 관찰할 수 있다.

그림 3(f)는 칼라 히스토그램을 클러스터링에 이용한 영상분할 [9]의 결과이다. 그림 3(f)는 임의의 칼라 공간에서 저대역 필터가 적용된 영상에 칼라 클러스터링 알고리즘을 직접 적용하여 얻은 결과이다. 이때 저대역 필터는 영역의 경계에서 혼합된 칼라를 만들 수 있기 때문에 영역 경계에서 과분할을 보인다. 반면에 그림 3(g)처럼 제안된 알고리즘의 최종 결과는 영역 경계에서 과분할을 만들지 않았다.

그림 1 은 MOTHER AND DAUGHTER 영상이 12 개의 칼라 클러스터를 가지고 있다고 추정하고 그림 2 는 12 개의 칼라 클러스터를 만든다. 그림 3(h)는 12 개의 칼라 클러스터에 의해 영상을 표현한 결과이다.

그림 4 에 보인 것처럼, 제안된 알고리즘은 다양한 형태의 영상에서도 좋은 성능을 보인다. 또한, 이전의 연구결과 [9, 10]과 달리, 제안된 알고리즘은 칼라 양자화를 요구하지도 않고, 초기 평균 벡터와 같은 클러스터링의 초기 입력 변수에 민감하지 않다.



(a) Original Image

(b) Diffusion

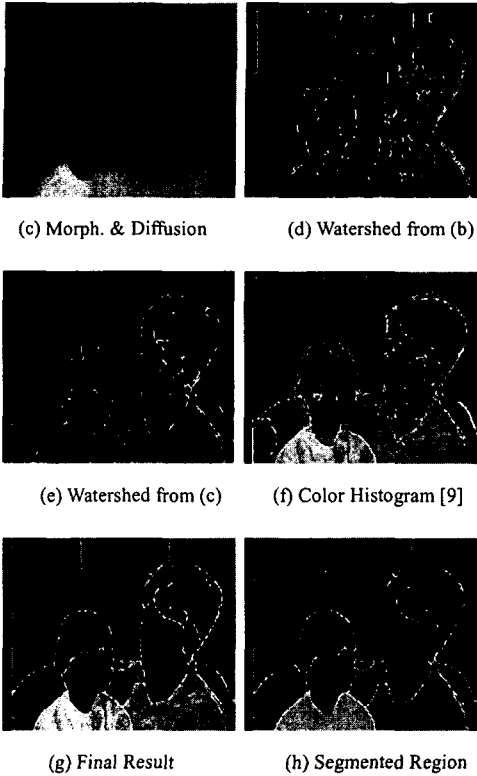


그림 3. MOTHER AND DAUGHTER 에 대한 결과

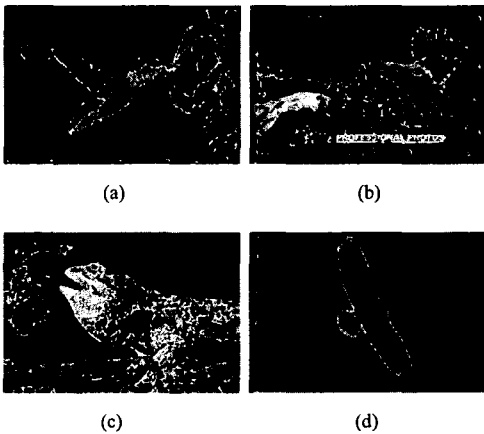


그림 4. 다양한 영상에 대한 분할 결과

V. 결론

본 논문에서는 칼라 영상 분할 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 영상 단순화, 영역 레이블링, 칼

라 클러스터링으로 구성된다. 인간의 시각 특성에 맞추어 균일하게 분포된 LUV 칼라 공간에서 비등방형 백터 확산을 수행하였다. 또한, 각 영역의 통계적 특성을 전체 클러스터의 수를 추정하는데 활용하였으며, 추정된 수의 클러스터를 얻기 위하여 계층적 클러스터링을 수행한다. 그러므로 제안된 클러스터링 알고리즘은 초기 입력 변수를 필요로 하지 않는다. 또한 클러스터링 알고리즘이 영역의 모양을 고려하기 때문에 영역의 경계에서 과분할이 발생하는 것을 억제한다.

참고문헌

- [1] W. Skarbek and A. Koschan, "Colour Image Segmentation – A Survey," *T. R. 94-32, Technical Univ. of Berlin*, Oct. 1994.
- [2] P. Salembier and Montse Pardas, "Hierarchical Morphological Segmentation for Image Sequence Coding," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 3, no. 5, pp. 639-651, Sept.1994.
- [3] P. Perona and J. Malik, "Scale-Space and Edge Detection using Anisotropic Diffusion," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 12, no. 7, pp. 629-638 July 1990.
- [4] K. N. Plataniotis and A. N. Venetsanopoulos, *Color Image Processing and Applications*, Springer, New York, 2000.
- [5] S. D. Zenzo, "A note in the Gradient of a Multi-Image," *CVGIP*, vol. 33, pp. 116-125, 1986.
- [6] G. Sapiro and D. L. Ringach, "Anisotropic Diffusion of Multivalued Images with Applications to Color Filtering," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 5, no 11, pp. 1582-1585, Nov. 1996.
- [7] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in Digital Spaces: an Efficient Algorithm based on Immersion Simulations," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 13, no.5, pp. 583-598, June 1991.
- [8] R. O. Duta, P. E. Hart and D. G. Stork, *Pattern Classification*, John Wiley & Sons Inc., Singapore, 2001.
- [9] L. Lucchese and S. K. Mitra, "Color Segmentation based on Separate Anisotropic Diffusion of Chromatic and Achromatic Channels," *IEEE Proc.: Vision, Image, and Signal Processing*, 2002.
- [10] Y. Deng, B. S. Manjunath and H. Shin "Color image segmentation," *Proc. of IEEE Conf. on CVPR*, vol. 2, pp. 446-51, June 1999.
- [11] D. C. Montgomery, *Design and analysis of Experiments 5th Edition*, John Willy & Sons Inc., New York, 2001.