# 불균등 조명 영상 분할에 관한 연구

김진숙, 강진숙, 차의영
부산대학교 멀티미디어 협동과정, 부산대학교 전자계산학과

# A Study on Image Segmentation for Non-uniform Image

*Jin-Sook Kim, **Jin-Sook Kang, ***Eui-Young Cha
*Dept. of Multimidia, Pusan Nat'l University
**, *** Dept. of Computer Science, Pusan Nat'l University

E-mail : *jinsook@dit.ac.kr, **jiskang@pusan.ac.kr, ***eycha@harmony.cs.pusan.ac.kr

**요 약**

영상 내에 존재하는 객체를 배경에서 분리해내는 영상분할에 대한 연구는 일반적으로 픽셀중심, 에지기반, 영역기반 그리고 모델기반의 영역에서 이루어져왔다. Active Contour 모델은 객체를 영상에서 분리하는 에지기반의 영상분할 방식이다. 전통적인 의미의 Active Contour 모델에서 사용한 그라디언트 함수 기반의 영상추출은 잡영이 많고 객체와 배경간 뚜렷한 경계가 없는 객체를 검출하는데는 그 한계를 보이고 있다. 이런 한계를 극복하고자 제안된 방법이 Mumford-Shah equation과 Lipshitz 함수를 이용한 Chan과 Vese의 Active Contour Model이다. 그런데 이 모델은 잡영이 많고 경계선이 뚜렷하지 않은 영상을 분할하는데는 효과적이나, 불균형적 조명이 있는 영상에서 객체를 분리해 내는데는 한계를 보이고 있다. 본 논문은 이러한 단점을 극복하기 위해 불균형적인 영상을 균일화하는 방법을 Chan과 Vese의 Active Contour 방식을 적용하기 전에 적용 시켜 영상 내 객체를 보다 효과적으로 추출하는 방법을 제안한다.

## 1. 서론

정보통신 기술의 발전과 멀티미디어 데이터 기술의 비약적인 성장은 문자를 기반으로 하는 사용자들의 컴퓨터 사용 패턴을 급격히 변화시켰다. 그 중심에는 영상(Image)이 있다. 영상은 다른 어느 데이터 형식보다 인간의 시각 능력을 이용한 정보 전달 능력이 뛰어나다. 영상 정보를 지속적으로 사용하기 위해서는 영상 데이터를 자동적으로 인식하고 분류하여, 데이터베이스에 저장하는 메커니즘이 필요하다. 저장된 영상을 검색하기 위해서는 그 영상의 특징이 저장 전에 추출되어 그 영상을 규정하여야 한다. 영상의 특징을 정한다는 것은 그 영상이 담고 있는 객체를 추출하는 것을 의미한다. 이러한 작업을 수행하는 영상처리 분야의 한 영역이 영상분할(Image Segmentation)이다 [3, 6]. 영상 인식의 전 단계로써 영상분할은 이 같이 영상 내에 존재하는 객체(object)를 배경(background)으로부터 추출하는 것이다. 이러한 영상의 영역분할 방법은 임계치 등 픽셀 중심의 분할, 영상 내의 명도값의 불연속부를 추출하는 에지기반, 입력 영상을 클러스터링하여 영상을 분할하는 영역기반 그리고 모델기반의 분할 방식으로 분류된다. 본 논문은 영상 분할 방법 중 에지를 기반으로 한 Active Contour 모델을 사용하여 객체와 배경의 경계를 검출하는 것이다.

Active Contour 모델은 1987년 M. Kass, A. Witkin 그리고 D. Terzopoulos에 의해 탄생되었다[4]. 이 방법은 기본적으로 객체를 배경으로부터 검출하는데 있어 경계선에 있는 픽셀의 명도 값이 가장 변화가 크다는데 착안하고 있다. 이 모델은 영상 내 명도값의 $|\nabla u_0|$가 최대가 되는 곳에 객체를 추출하는 커브가 멈추어지도록 고안되었다. 모든 전통적인 Active Contour 또는 Snake 모델은 객체를 추출하는 커브의 진화를 멈추도록 하는데 영상의 그라디언트

함수를 사용한다. 이 모델은 그라디언트에 의해 정의된 에지가 있는 객체가 영상으로부터 추출되는데는 효과적이다. 그러나 실제 영상은 경계가 불분명할 수도 있고, 잡영이 많을 수도 있으며, 심지어 경계가 불연속적인 특징을 가질 수도 있다. 그렇게 된다면 전통적인 Snake로는 이러한 객체를 추출하는데 어려움이 있게 된다. Chan과 Vese는 이러한 취약점을 극복하고자 그라디언트에 기반 한 에지 함수를 사용하지 않고 Mumford와 Shah에 의해 제안된 Mumford-Shah 함수와 Level Set 공식을 이용한 새로운 Active Contour Model을 제시하고 있다[2].

Chan과 Vese의 Active Contour는 원 영상에 진화하는 커브를 입력한다. 커브에 의해 얻어지는 부분 영상은 Level Set 함수 값에 의존하는 Mumford-Shah 함수를 최소화함으로써 커브를 진화시킨다. 진화하는 커브가 더 이상 움직이지 않으며, 이는 영상 내 객체의 경계에 멈추어 선 것을 의미하며 결과적으로 영상 분할이 수행된 것이다. 시간의 흐름에 따라 변화하는 부분 영상은 진화 커브에 의해 구분되는 smooth 영역을 가지게 된다. 즉, 진화커브의 안과 밖으로 영상이 분할되고 각 분할된 부분영상은 진화가 객체의 경계에 가까이 갈수록 smooth 영역이 된다. 부분 영상은 Lipschitz와 Heaviside 함수로 표현된 Level Set 공식을 이용하여 Mumford-Shah functional의 에너지를 최소화하는 방향으로 커브를 진화시킨다. 이 모델은 불연속적이며 불분명한 경계를 가진 객체를 배경으로부터 분리해내는데는 탁월한 성능을 보이고 잡영에 민감하게 반응하지 않지만 조명으로 인해 영상의 명도 값이 균일하지 않을 때 객체를 분리하는데는 어려움을 보인다[2, 5]. 본 논문은 불균등한 조명영상에서 객체를 추출할 때 Active Contour를 사용하여 객체를 추출하는 방법을 히스토그램 평활화 방법과 연계하여 제안하고자 한다.

2장에서는 본 주제에 대한 이론적 배경으로서 전통적인 의미의 Active Contour 모델 또는 Snake 이론에 대해 살펴보고 이 이론의 대안으로 제시된 Chan과 Vese의 Mumford-Shah 방정식을 다룬다. 3장에서는 커브를 객체의 경계 방향으로 진화시키는 Level Set 공식과 이 공식을 얻기 위한 Euler-Lagrange 방정식을 소개한다. 4장에서는 Chan과 Vese의 Active Contour의 취약점인 불균등 조명 영상에서 객체를 추출하기 위해 영상을 분할하여 영상이 균등 명도값을 갖도록 하는 방법을 논한다.

## 2. Active Contour 모델

전통적인 Active Contour 모델은 찾고자 하는 객체의 경계에서 진화하는 커브가 멈추도록 하는데 영상 $u_0$의 명도 값 그라디언트에 의존하였다. 즉, 픽셀의 명도 값의 변화가 급격한 곳인 $|\nabla u_0|$의 최대 점에 커브가 위치하게 된다. 이처럼 전통적인 Active contour 모델은 그라디언트에 의해 좌우되는 에지 함수 $E_{edge} = -|\nabla I(x,y)|^2$을 사용한다.

다음의 등식은 [4]에서 제안한 Active Contour의 에너지 최소화 함수이다.

$$E^* = \int_0^1 E_{snake}(v(s))\,ds$$

$$= \int_0^1 E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s))\,ds \quad (1)$$

아래의 그림은 Active Contour 모델에서 배경에서 객체를 추출하는데 진화커브의 경로를 보여주고 있다.

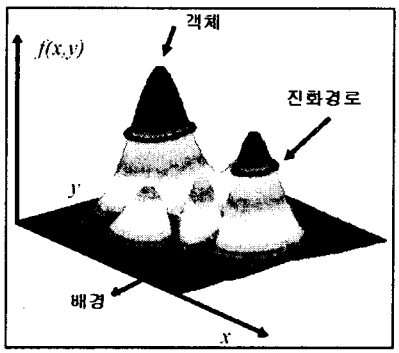


그림 1 Active Contour 진화 과정

이미 언급하였다시피 이 모델은 경계가 확실히 존재하는 객체를 추출하는데는 유용하지만 잡영이 많이 존재하거나 경계가 불분명하고 또는 불연속적인 경계를 가진 영상에서 적용되면 그 성능을 발휘하지 못한다. 경계가 불분명한 영상에서 진화 커브는 객체의 경계를 인식하지 못하고 경계선을 넘어 계속 진화하게 된다.

전통적인 Active Contour의 취약점은 Chan과 Vese의 새로운 모델에 의해 보완된다. Chan과 Vese는 기존 Active Contour 모델이 그라디언트 함수를 사용함으로써 취약점을 가지게 되었다고 생각하고 Mumford와 Shah에 의해 제안된 Mumford-Shah 함수와 Level Set 공식, 그리고 Euler-Lagrange 등식을 이용해 새로운 Active Contour 모델을 제안한다.

$$F(c_1, c_2, C) = \mu \cdot Length(C) + \nu \cdot Area(inside(C)) + \lambda_1 \int_{inside(C)} |u_0(x,y) - c_1|^2 dxdy + \lambda_2 \int_{outside(C)} |u_0(x,y) - c_2|^2 dxdy \quad (2)$$

$$\inf_{c_1, c_2, C} = F(c_1, c_2, C)$$

$$u = \begin{cases} \text{average}(u_0) \ inside\ C \\ \text{average}(u_0) \ outside\ C \end{cases} \quad (3)$$

Mumford Shah 함수를 적용한 위의 식에서 $c_1$는 Lipschiz 함수로 표현된 진화 커브 $\phi$의 내부에 있는 픽셀의 명도 값 평균이며, $c_2$는 진화 커브의 외부에 있는 픽셀의 평균을 의미한다. $c_1$와 $c_2$의 값은 진화곡선 $\phi$에 의존적이고 $\phi$는 $F(c_1, c_2, \phi)$의 값이 최소가 되는 방향으로 진화되어 나간다. 파라메터 $\mu$, $\nu$, $\lambda_1$, $\lambda_2$ 은 양수이다..

## 3. Level Set

진화 커브는 Lipschitz함수 $\phi$로 표현된다. 그림에서 보는 바와 같이 이 함수는 진화 커브, 즉 Active Contour 내에서는 0보다 크고 밖에서는 0보다 작으며, 진화 커브에서는 0의 값을 가지는 함수이다.

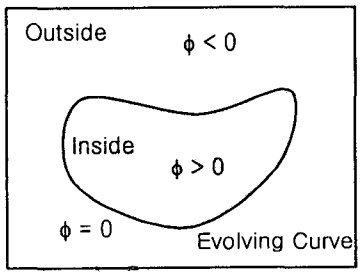


그림 2 Level Set 함수 값

위의 그림은 다음과 같은 Level Set 함수로 표현된다.

$$C = \begin{cases} \partial\omega = \{(x,y) \in D \mid \phi(x,y) = 0\} \\ inside(C) = \omega = \{(x,y) \in D \mid \phi(x,y) > 0\} \\ outside(C) = D \backslash \omega = \{(x,y) \in D \mid \phi(x,y) < 0\} \end{cases} \quad (4)$$

진화커브를 Lipschitz 함수 $\phi$로 표현하고 이를 Heaviside 함수 H로 표현하면 다음과 같다.

$$H(\phi) = \begin{cases} 1, & \text{if } \phi > 0 \\ 0, & \text{if } \phi < 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$\delta_0 = \frac{d}{dt} H(\phi)$$

(2)의 식을 H 함수와 $\delta_0$로 다시 재정의 하면 (6)의 식과 같다.

$$F(c_1, c_2, \Phi) = \mu \int\int_\Omega \delta(\phi(x,y)) |\nabla \phi(x,y)| dxdy + \nu_1 \int\int_\Omega H(\phi(x,y)) dxdy + \lambda_1 \int\int_\Omega |u_0(x,y) - c_1|^2 H(\phi(x,y)) dxdy + \lambda_2 \int\int_{outside(C)} |u_0(x,y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x,y))) dxdy \quad (6)$$

진화하는 커브에 의해 $c_1$, $c_2$가 결정되고, 결정된 값에 따라 (6)의 함수 값이 최소화되는 방향으로 커브의 진화가 수행된다. 이 과정은 $c_1$, $c_2$가 더 이상 변화하지 않을 때까지 반복된다[1-2]. Active Contour가 진화하는 방향을 결정하는 것은 $\phi$ 에 대한 Euler-Lagrange 방정식을 해결하는 것과 같다. 이는 Level Set 함수를 통해 표현된다.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\phi) \left[ \mu \ \text{div}\left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 \right] = 0 \quad (7)$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} \quad in \ (0, \infty) \times D$$

## 4. 불균등 조명 영상 균일화

불균등한 조명을 포함한 원 영상은 Active Contour를 진화 시켜 객체의 경계에 멈추게 하는데 많은 어려움을 준다[5]. 따라서 이러한 영상에서 객체를 추출하기 위해서는 특별한 처리가 필요하다. 불균등하게 영상 내에 분포하고 있는 조명을 제거하는 전처리과정을 거치거나 또는 Active Contour를 진화시키는 과정 중에 내재할 수 있다. 본 논문은 전처리 과정에 초점을 둔다.

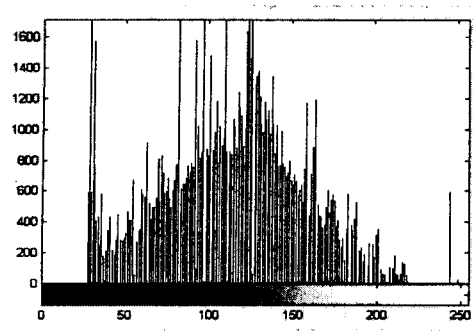


그림 3 조명이 불균등한 영상의 히스토그램

보통의 경우 불균등한 조명을 가진 영상은 위의 히스토그램의 경우와 같이 배경과 객체를 분리하는 것이 쉽지 않다.

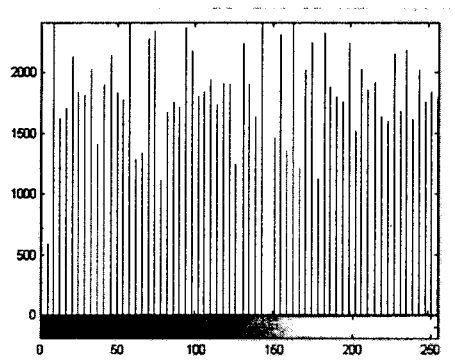


그림 4 불균등한 조명영상의 히스토그램 평활화

조명이 강하게 영향을 준 영상 부분과 약하게 영향을 준 부분을 고려하여 적당한 크기로 영상을 분할한다. 분할된 각 부분 영상은 각자의 영역 내에서 히토그램을 이용한 명도 값 평활화 방법을 수행한다. 이후에 식 (6)을 최소화시키는 방향으로 커브를 진화시켜 나간다.

▶ 알고리즘

(1) 불균등한 조명을 가진 원 영상을 조명의 영향력을 고려하여 적당하게 분할한다.

(2) 각 부분 영상은 히스토그램 평활화 방식을 사용하여 객체와 배경간의 명도 값 차이가 유사해지도록 한다.

(3) 새롭게 정의된 영상에 진화커브의 초기값 $\phi^0$을 결정한다.

(4) $c_1$와 $c_2$의 평균값을 구한다.

(5) 진화커브가 진화하는 방향을 제시하기 위해 수식 (7)을 풀어 $\phi^{n+1}$을 구한다[1].

(6) $\phi$ 함수의 값이 변화하지 않을 때까지 (4)~(5) 과정을 반복한다.

## 5. 결론 및 향후 과제

본 논문은 불균등 조명 영상에서 객체를 추출하는 Active Contour 모델을 주제로 다룬다. 전통적인 Active Contour 모델은 영상 내 명도 값의 차이인 그라디언트 함수를 기반으로 하여 객체를 추출한다. 이 방식은 잡영을 경계로 인식한다든지 혹은 경계가 불명확하거나 끊어져 있는 영상에서 객체를 분할하는데는 기능을 다하지 못했다. 이런 취약점을 Chan과 Vese의 Active Contour 모델에서 보완되고 있다. 그럼에도 조명이 전체 영상에 균등하게 분포되어 있지 않고 한 곳에 집중되어 있는 영상은 객체 추출이 진화커브 안과 밖의 명도 평균값에 의해 좌우되는 이 모델에는 해결되지 않은 문제였다. 따라서 본 논문에서는 변형된 기존의 히스토그램 평활화 방식을 Chan과 Vese의 Active Contour 모델 전에 적용함으로써 영상분할을 효과적으로 수행하도록 한다. 원 영상으로부터 조명 영향을 제거 할 때, 부분 영상으로 원 영상을 분할하는데, 이러한 분할 방법에 대한 심도 있는 연구와 Active Contour의 초기 진화 커브에 대한 연구가 향후에 이루어져야 할 것이다.

## [참고문헌]

[1] G. Aubert and L. Vese, "A variational method in image recovery,"SIAM J. Numer.Anal., vol. 34, no. 5, pp.1948-1979, 1997.

[2] T.F. Chan, L.A.Vese, "Active Contours without Edges", IEEE Trans. Image Processing, vol. 10, no. 2, pp.266-277, February 2001

[3] R. Crane 저 , 최형일, 이근수, 이양원 역, "영상처리 이론과 실제", 홍릉과학출판사, 서울, 1997.

[4] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," Int. J. Comput. Wis., vol. 1, pp.321-331, 1988.

[5] B. R. Lee, A. Ben Hamza, Hamid Krim, "An Active Contour Model for Image Segmentation: A Variational Perspective", IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing, Orlando, Florida, May 2002.

[6] M.Sonka, V.Hlavac, R.Boyle, "Image Processing, Analysis, and Machine Vision", PWS Publishing, 1999.