

복잡한 배경에서 Active Contour 를 이용한 영상분할 방법

김대희, 호요성
 광주과학기술원 정보통신공학과
 광주광역시 북구 오룡동 1번지

Image Segmentation using Active Contour for Complex Background Images

Dae-Hee Kim and Yo-Sung Ho
 Dept. of Information & Communications, K-JIST
 1 Oryong-Dong Puk-Gu, Kwangju, Korea
 E-mail: dhkim@gogh.kjist.ac.kr, hoyo@kjist.ac.kr

요약

Active Contour 의 기본 개념은 사용자 정의의 제한 조건을 이용하여 에너지를 최소화하는 곡선을 찾아 객체의 경계를 설정하는 것이다. 기존의 Active Contour 알고리즘은 단순배경을 갖는 객체에는 잘 적용되도록 설계되었으나, 복잡한 배경을 갖는 객체에는 부적절한 단점을 가지고 있다. 본 논문에서는 형태학적인 방법을 이용한 새로운 외부 에너지를 정의하고, 복잡한 배경을 갖는 객체에서도 좋은 성능을 보이는 Active Contour 알고리즘을 제시하였다.

1. 서론

최근 멀티미디어 통신 서비스가 확대됨에 따라 MPEG-4 표준에 대한 관심이 크게 높아지고 있다. 기존의 영상부호화 방식과는 달리, MPEG-4 표준에서는 VOP(Video Object Plane)라는 개념을 도입하여 객체기반 영상부호화를 시도하고 있다. 따라서 우선 영상을 구성하고 있는 객체들로 나누어야 한다. 이때 영상 객체의 모양에 관한 정보는 객체기반 부호화에서 중요한 내용이 된다. 즉, 입력되는 영상시퀀스의 각 화면은 임의의 모양을 갖는 영역으로 분할되고, 분할된 각 영역은 의미있는 비디오 객체를 나타낸다.

MPEG-4 표준의 버전 1에서 권장하는 영상분할 방법은 시공간(Spatio-Temporal) 영상분할 알고리즘이다 [1, 2]. 이 방법은 CDM(Change Detection Mask)과 형태학적(Morphological) 접근 방법을 사용한다. 여기서 비디오 객체의 정확한 경계는 형태학적인 방법을 이용하여 검출하고, 비디오 객체의 영역은 CDM 을 이용하여 찾는다. 그러나 이 방법은 단일 프레임에서 복수의 비디오 객체를 구분하기 곤란하며, 비디오 객체에 대한 정의 자체가 주관적이고 정확한 수학적 모델을 제시할 수 없기 때문에 MPEG-4 응용에 실제 사용하기에는 부적절하다.

이러한 문제점을 극복하기 위해 Active Contour 알고리즘을 사용하여 영상의 첫 프레임이나 임의의 프레임에 처음 등장하는 객체를 정의할 수 있다면, 이후에 연속되는 화면에서 효과적으로 정확한 영상분할의 결

과를 얻을 수 있다. 아울러 Active Contour 는 외부의 에너지를 포함하기 때문에, Active Contour 를 이용한 접근은 사용자의 개입을 수용하는 반자동 영상분할에 적합하다.

2. Active Contour

Active Contour 는 Kass 가 처음 제안한 방법으로 Active Contour 가 가지는 위치 에너지를 이용한다 [3]. 즉, 위치 에너지가 큰 높은 위치의 물체가 낮은 위치로 자연스럽게 이동하는 현상을 모델화한 것이다.

기본적으로 Active Contour 알고리즘은 초기에 사용자가 입력한 곡선으로부터 에너지를 최소화하는 Spline 곡선을 찾는다. 이 알고리즘에서는 에너지 함수를 어떻게 정의하느냐가 중요하다. Active Contour 의 모양은 내부 에너지, 외부 에너지, 제한 조건의 세 항목에 의해 조절된다. 외부 에너지는 Active Contour 영상의 특징을 추적하도록 도와주고, 내부 에너지는 곡선의 부드러운 변화를 보장한다. Active Contour 알고리즘을 전개할 때, 제한적인 조건은 물론 사용자의 개입이 허용된다. Active Contour 에 대한 수식은 다음과 같다.

$$E_{snake}^* = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds \\ = \int_0^1 [E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s)) + E_{con}(v(s))] ds \quad (1)$$

여기서 첫항은 내부 에너지를, 둘째 항은 외부 에너지를, 마지막 항은 제한 조건을 의미한다. Active Contour 의 목표는 식(1)의 에너지 함수를 주어진 영역에서 국부적으로 최소화하는 곡선 $v(s)$ 를 구하는 것이다.

내부 에너지는 곡선의 구부러지는 정도를 나타내며 식(2)와 같이 나타낸다.

$$E_{int} = (\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_{ss}(s)|^2) \quad (2)$$

식(2)에서 첫번째 항은 곡선의 1차 미분값을 이용하므로 곡선의 불연속적인 곳에서 큰 값을 갖는다. 두번째 항은 곡선이 급격하게 휘어지는 지점에서 큰 값을 갖

는다. 그러므로 각 점에서의 $\alpha(s)$ 와 $\beta(s)$ 의 값은 그 점에서의 객체의 윤곽선 특성을 잘 반영해야 한다. 예를 들면, 큰 값의 $\beta(s)$ 는 곡선을 부드럽게 만들므로, 폐곡선(Closed Contour)의 경우에는 원을 생성하고, 개곡선(Opened Contour)의 경우는 직선을 만든다. 만약 $\alpha(s)$ 가 0이면, 그 점에서 불연속성이 일어날 수 있다. 반면에 $\beta(s)$ 가 0이면, 그 점이 코너가 될 수 있다. 따라서 영상에 따라서 적절한 값을 가지도록 선택해야 한다.

외부 에너지는 영상에 의해서 주어지는 에너지로서, 일반적으로 영상 속의 객체의 윤곽선 반영할 수 있는 Laplace 연산자나 Sobel 연산자와 같은 방법을 이용하여 생성하여 경사도(Gradient)가 큰 곳에서 작은 에너지를 갖도록 한다. 즉, 영상의 Edge에서 작은 값을 가지므로, 곡선이 영상의 윤곽선에 놓이는 것을 보장한다. 보통 영상에서 단순 마스크 연산을 통해 객체의 윤곽선을 추출하기 위해서는 배경이 비교적 단조로워야 효과적인 성능을 발휘할 수 있지만, 대부분의 영상은 배경이 복잡하므로 효과적인 객체의 특징을 추출하기가 어렵다. 또한 Active Contour의 최소화 과정(Minimizing Processing)을 수행할 때, 복잡한 영상의 경우는 마지막 곡선이 우리가 원하지 않는 국부 최소값으로 수렴할 수 있다.

외부 에너지를 식(3)과 같이 제한 조건을 포함하여 다시 정의하면, 식(1)은 식(4)와 같이 쓰여질 수 있다.

$$E_{EXT} = E_{ext} + E_{con} \quad (3)$$

$$E_{snake}^* = \int_0^1 E_{EXT}(v(s)) ds + \frac{1}{2} \int_0^1 [(\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_{ss}(s)|^2)] ds \quad (4)$$

식(4)를 최소화하는 곡선 $v(s)$ 를 구하는 것은 Euler 방정식을 이용한 Variational Calculus를 구하는 문제로 간주할 수 있다. Kass는 재귀적인 접근으로 이것을 구현하였으나, 이 방법은 수치적으로 불안정한 방법으로 밝혀졌다. 이러한 문제를 해결하기 위해 Amimi가 제안한 Dynamic Programming 방법을 이용한 접근 방법이 많이 사용되고 있다 [4, 5]. 그러나 이 방법은 연산량이 많다는 단점을 가지고 있다. 이를 개선하기 위한 고속 Active Contour 알고리즘을 Williams 등이 제안하였으나, 이 방법은 초기 곡선을 정교하게 설정해야 하는 단점을 가지고 있다 [6, 7].

이러한 기존의 Active Contour 알고리즘은 단순 배경(Homogeneous Background)을 가지는 영상에서는 제대로 동작하지만, 복잡한 배경에서는 잘 동작하지 못한다. 본 논문에서는 복잡한 배경을 가진 영상에도 효과적으로 적용할 수 있는 새로운 방법을 제안한다.

3. 형태학적 외부 에너지를 이용한 Active Contour 알고리즘

앞 절에서는 기존의 Active Contour의 개념과 복잡한 배경을 가지는 영상에서 발생하는 여러가지 문제점을 언급하였다. 본 절에서는 이러한 언급한 문제를 효

과적으로 해결하는 방안을 제시하고자 한다.

식(1)을 이산화하기 위해서는 유한 개의 제어점을 가지는 곡선으로 표현해야 하며, 식(1)을 식(5)같이 표현할 수 있다. 여기서 n 은 곡선 위에 있는 전체 제어점(Control Point)의 개수이고, λ_i 는 정규화 변수(Regularization Parameter)이다.

$$E_{snake}^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i E_{int}(v_i) + (1 - \lambda_i) E_{ext}(v_i) \quad (5)$$

식(2)의 내부 에너지를 적용하기 위해서는 식(2)를 이산화하여야 한다. 식(2)를 이산화하면 식(6)과 같이 표현할 수 있다.

$$E_{int}(v_i) = (\alpha_i |v_i - v_{i-1}|^2 + \beta_i |v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}|^2) \quad (6)$$

그러나 식(6)를 사용할 경우에는 곡선이 점차 오므라들어 외부 에너지가 없는 경우에는 곡선이 하나의 점으로 수렴한다. 이것을 막기 위해서 여러 가지 변형된 내부 에너지 식이 사용되었다. 본 논문에서는 내부 에너지를 다음과 같이 정의하였다.

$$E_{int}(v_i) = \frac{1}{l(V)} |v_i - \alpha(v_{i-1} + v_{i+1})|^2 \quad (7)$$

여기서 α 값은 개곡선의 경우는 0.5로 설정하고, 폐곡선의 경우는 $0.5 \cos^{-1}(2\pi/n)$ 으로 설정한다. 식(7)은 개곡선과 폐곡선에서 제어점간의 평균 길이를 이용하였으므로, 내부 에너지를 이산화하였을 때 곡선이 움츠러드는 문제를 해결하였다. 식(7)의 $l(V)$ 는 Active Contour 위의 제어점들 사이의 평균 거리이다.

$$l(V) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |v_i - v_{i-1}|^2 \quad (8)$$

본 논문에서는 두 종류의 외부 에너지를 정의하여 사용하였다. 첫번째는 영상에 윤곽선 검출기(Edge Detector)를 적용하여 얻은 결과를 에너지로 이용하는 것이다. 두번째는 윤곽선 검출기를 사용할 경우 복잡한 배경에 대해서 효과적인 성능을 얻지 못하므로, 이를 개선하기 위해 영상에 형태학적(Morphological) 처리 방법을 사용하여 영상을 간략화하고, 간략화된 영상으로부터 얻어진 형태학적 윤곽선을 외부 에너지로 사용하였다.

본 논문에서는 윤곽선 검출기에서 구한 외부 에너지는 영상의 각 제어점으로부터 이웃하는 점과의 차분에 의한 경사도 벡터(Gradient Vector)를 구하여, 식(9)와 같이 적용하였다.

$$E_{grad}(v_i) = 1 - |n_i^T g(v_i)| \quad (9)$$

여기서 $g(v_i)$ 는 제어점 v_i 에서의 2×1 경사도 벡터이고, $n_i(v_i)$ 은 v_i 에서의 곡선의 방향에 직교하는 방향의 단

위 법선 벡터(Unit Normal Vector)이다. 따라서 윤곽선의 경사도 벡터가 곡선의 법선의 벡터 같은 방향일 때 에너지는 최소값을 가진다. 곡선의 법선 벡터는 식(10)과 같은 접선 벡터(Tangent Vector)를 통해서 얻어진다.

$$t_i = \frac{v_i - v_{i-1}}{|v_i - v_{i-1}|} + \frac{v_{i+1} - v_i}{|v_{i+1} - v_i|} \quad (10)$$

외부 에너지를 기존의 Active Contour 알고리즘에서 사용하는 Laplace 연산자나 Sobel 연산자와 같은 단순 마스크 연산자를 이용하여 생성하면, 복잡한 배경에 대해서 효과적인 성능을 얻지 못한다. 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 형태학적(Morphological) 처리 방법을 사용하여 외부 에너지를 정의하였다.

영상의 형태학적 처리에 기반한 에너지를 산출하기 위해, 먼저 형태학적 연산(Morphological Operation)을 이용하여 영상의 복잡성을 제거한다. 이 절차는 나중에 언급할 Watershed Line 이 너무 많이 생기는 것을 억제하기 위해서도 필요하다. 이때 영상을 단순화시키기 위해 사용한 형태학적 필터는 식(11)과 식(12)에 나타내었다.

$$\text{Open by reconstruction of erosion: } \gamma^{(rec)}(\epsilon_n(f), f) \quad (11)$$

$$\text{Close by reconstruction of dilation: } \phi^{(rec)}(\delta_n(f), f) \quad (12)$$

식(11)의 경우, 우선 침식(Erosion) ϵ_n 에 의해 형태 요소(Structuring Element)보다 작은 영역이 제거된다. 다음으로 재구성(Reconstruction)에 의해 침식에서 완전히 제거되지 않은 영역의 경계를 복원한다. 재구성에 의한 close 필터도 위와 비슷한 결과를 가진다. 재구성에 의한 open 필터는 형태 요소보다 작은 밝은 영역을 제거하고, 재구성에 의한 Close 필터는 어두운 상해 영역을 제거하는 차이점을 가진다. 이들 필터들은 경계 정보를 잘 보존시키는 장점을 가지고 있다.

재구성에 의한 open_close 필터와 close_open 필터는 앞에서 정의된 재구성에 의한 open 필터와 close 필터의 조합으로 정의되며, 밝은 상해 영역과 어두운 상해 영역을 동시에 제거할 수 있다. 재구성에 의한 open_close 필터와 close_open 필터는 원영상보다 단순한 결과를 만들지만, 영상의 객체가 명확하게 드러나게 한다.

다음으로 형태학적 경사도(Morphological Gradient)를 사용하여 영상의 특징을 추출한다. 이 과정은 밝기가 균일한 평지 영역을 구분하는 Watershed 알고리즘의 입력 영상을 만들기 위한 것이다. 형태학적 경사도가 작은 영역들이 Watershed 알고리즘에 의해 초기 평지 지역으로 설정된다. 주어진 임계값보다 낮은 경사도를 가지는 영역들은 너무 많은 영역으로 분할되는 것을 막기 위해 0으로 설정하였다.

경사도 영상은 Watershed 알고리즘 [8]에서 생성하는 Watershed Line 을 통하여 정교한 영역으로 분할된다. Watershed 알고리즘은 집수 지역들(Catchment Basins)과 그들을 나누는 경계선인 Watershed Line 을 결정하는 알고리즘이다. 본 논문에서는 여러 가지 Watershed 알고리즘중에서 침수 실험(Immersion Simulation)을 이용한

방법을 사용하였다. 침수 실험은 각각의 국부 최소점에서 표면을 침수시켜가면서 Watershed Line 을 찾는 방법이다.

Watershed 알고리즘에서 얻은 영상을 바탕으로 Watershed Line 의 위치에는 1로, 다른 위치에는 0으로 치환하여 새로운 영상(W_{img})을 구한다. 이렇게 구한 영상 위에서 형태학적 외부 에너지를 식(13)과 같이 정의한다. 여기서 3x3의 작은 마스크 윈도우를 이용하는 이유는 Watershed Line 이 한 화소 두께의 직선이기 때문이다.

$$E_{mor}(v_i) = 1 - \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 W_{img}(v_{ix+m}, v_{iy+n}) \quad (13)$$

4. 최소화 알고리즘

본 절에서는 앞 절에서 정의한 에너지와 초기에 사용자로부터 주어진 곡선을 이용하여 식(5)의 함수를 최소화하는 제어점의 집합을 찾아내는 방법을 다룬다. 본 논문에서는 Euler 방정식에 기초한 접근방법과 LMS(Least Mean Square)에 기초한 방법에서 발생할 수 있는 수치적 오류를 극복하기 위하여 Amimi가 처음으로 Active Contour 에 적용한 Dynamic Programming 의 접근 방법을 사용한다.

본 논문에서는 매개변수 λ 값을 사전에 조절할 수 없으므로 식(5)를 최소화하기 위해 각 제어점에서 임의의 λ 값에 대해 최대값이 나오는 경우를 최소화하는 곡선을 구한다. 이것은 식(14)와 같이 국부적인 Minimax 비용함수(Cost Function)로 나타낼 수 있다.

$$E_{snake}^{final} = \min_v \sum_{i=1}^n \max(E_{int}(v_i), E_{ext}(v_i)) \quad (14)$$

최소화 과정은 n 개의 독립적인 단계로 분할되어 수행될 수 있다. 그러므로 Dynamic Programming 에 기반한 Active Contour 알고리즘의 최소화 과정을 식(16)과 같이 기술할 수 있다. 각 점에서의 에너지는 내부 에너지의 항을 가지므로, 연속된 3 개의 제어점이나 제어점 주변의 후보점들로 정의된다. 본 논문에서는 두 종류의 외부 에너지를 사용하므로, 임의의 위치에 있는 제어점의 에너지를 다음과 같이 정의한다.

$$E_i = \max(E_{int}(v_{i-1}, v_i, v_{i+1}), E_{mor}(v_i), E_{gd}(v_i)) \quad (15)$$

Dynamic Programming 의 최소화 절차를 간단히 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} s_1(v_2, v_3) &= \min_{v_1} E_2(v_1, v_2, v_3) \\ s_2(v_3, v_4) &= \min_{v_2} (s_1(v_2, v_3) + E_3(v_2, v_3, v_4)) \\ &\vdots \\ s_{n-2}(v_{n-1}, v_n) &= \min_{v_{n-2}} (s_{n-3}(v_{n-2}, v_{n-1}) \end{aligned} \quad (16)$$

$$+E_{n-1}(v_{n-2}, v_{n-1}, v_n))$$

Dynamic Programming의 최소화 절차는 많은 연산량을 요구하지만, 수치적으로 안정적이다.

5. 실험 및 결과

본 논문에서 언급한 최소화 과정은 많은 연산량을 요구하므로, 본 논문에서는 3 단계 움직임 벡터 검색 알고리즘과 같이, 점진적으로 검색 영역을 축소하여 검색하는 방법을 사용하였다. 실험에 사용된 영상은 비교적 복잡한 배경을 가지고 있는 Pepper 영상을 사용하였다.



(a) 초기 입력 제어점



(b) 형태학적 윤곽선



(c) Gsnake 알고리즘



(d) 제안된 알고리즘

그림 1: 실험 결과

그림 1(a)는 사용자가 이용하여 표시한 초기 곡선의 제어점을 나타낸다. 그림 1(b)는 형태학적 도구를 이용하여 Watershed 알고리즘으로 결과로써, 이것은 얻은 형태학적 외부 에너지를 산출하기 위해 사용된다. 그림 1(c)는 주어진 초기 곡선으로부터 Lai가 제안한 Generalized Snake 알고리즘 [9]을 이용하여 얻은 결과이다. 그림 1(d)는 본 논문에서 정의한 형태학적 에너지를 가지고 최소화 과정을 이용하여 얻은 결과이다.

그림 1(c)의 경우 볼 수 있듯이, 같은 영역이더라도 영상의 경사도가 국부적인 최소값(Local Minimum)을 가지면 그곳으로 수렴한다. 그림 1(d)는 형태학적 에너지의 차이가 없는 지역에서는 식(9)의 경사도를 이용한 에너지가 최소화되는 방향으로 수렴하고, 영상의 경사도가 적은 지역에서는 형태학적 에너지를 최소화하는 방향으로 수렴하여 객체의 윤곽을 명확하게 추출한다. 이러한 특징이 형태학적 접근 방법을 이용하면 복잡한 배경에 대해서도 향상된 성능을 보일 수 있도록 한다.

6. 결론

본 논문에서는 영상 신호에서 객체를 추출하기 위해 Active Contour를 이용한 새로운 영상분할 알고리즘을 제안하였다. Active Contour 알고리즘의 성능은 최소화해야 할 에너지 함수를 어떻게 정의하느냐의 문제에 달려있다. 본 논문에서는 평균거리를 이용한 내부 에너지를 정의하여 곡선이 일방적으로 축소되는 것을 막았다. 외부에너지는 경사도 벡터와 형태학적 윤곽선을 이용하여 정의하였다. 이 두 종류의 외부 에너지는 영상이 단순한 지역과 복잡한 지역에서 서로 상보적으로 작용하는 특성을 가지고 있다. 본 논문에서 제시한 Active Contour 알고리즘은 이러한 특성 때문에 단순한 배경에서는 물론이고, 복잡한 배경에서도 객체의 윤곽선을 정확하게 추출할 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 광주과학기술원(K-JIST) 초고속광네트워크연구센터(UFON)를 통한 한국과학재단 우수연구센터(ERC) 지원금에 의한 것입니다.

참고 문헌

- [1] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, "Information technology-generic coding of audio-visual objects Part 2: visual ISO/IEC FDIS 14496-2," MPEG98, Oct. 1998.
- [2] D. Kim, M. Kim and Y. S. Ho, "Spatio-temporal video segmentation using history information", *VLBV'98*, pp. 141-144, Oct. 1998
- [3] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos, "Snakes: active contour models", *Int. J. Computer Vision*, pp.321-331, 1988.
- [4] A. A. Amimi, T. E. Weymouth and R. C. Jain, "Using dynamic programming for solving variational problems in vision", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 9, pp. 855-867, Sep. 1990.
- [5] R. Bellman and R. Kalaba, *Dyanmic Programming and Modern Control Theory*, Academic Press, 1965.
- [6] D. J. Williams and M. Shah, "A fast algorithm for active contours and curvature estimation", *CVGIP: Image Understanding*, vol. 55, no.1, pp. 14-26, 1992.
- [7] A. R. Mirhosseini and H. Yan, "An optimal fast greedy algorithm for active contours", *IEEE Int. Symposium on Circuit and Systems*, pp. 1189-1192, June 1997.
- [8] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 6, pp. 583-598, June 1991
- [9] K. F. Lai and R. T. Chin, "Deformable contours: modeling, extraction", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, no 11, pp. 1084-1090, Nov. 1994.
- [10] S. R. Gunn, "Dual active contour models for image feature extraction", *Ph.D. dissertation, Dept. Electronics and Computer Science, University of Southampton*, May 1996.