

큰 움직임 변위의 물체 추적을 위한 활성외곽선 모델

이주희¹, 오형규², 홍헬렌³

¹서울여자대학교 컴퓨터과학연구소, ²서울대학교 전기공학부, ³서울여자대학교 미디어학부
kevinatucb@hanmail.net, hgoh@snu.ac.kr, hlhong@swu.ac.kr

Active Contour Model for Object Tracking with Large Motion Displacement

Joo Hwi Lee¹, Hyung Gyu Oh², Helen Hong³

¹Computer Science Research Institute,

²School of Electrical Engineering, Seoul National University,

³Division of Multimedia Engineering, Seoul Women's University

요 약

본 논문은 연속 영상에서 빠르게 움직이거나 변형이 있는 물체를 추출하기 위한 개선된 활성 외곽선 모델을 제안한다. 제안 방법은 프레임간 물체의 변위를 식별하기 위한 합성 기울기 맵 생성 단계와 큰 변위에도 지역적 최저에 빠지지 않고 견고하게 수렴하기 위한 에너지 비탈면 생성 단계로 이루어진다. 이를 위하여 우선, 두 프레임의 기울기 맵을 합성하고, 불필요한 배경과 잡음을 제거하기 위해 두 프레임의 차를 마스크로 적용하여 합성 기울기 맵을 생성한다. 생성된 합성 기울기 맵에 수학적 형태학 연산의 하나인 닫기 연산을 적용하여 활성 외곽선이 매끄럽게 이동할 수 있는 에너지 비탈면을 만든다. 본 논문에서는 제안방법을 평가하기 위하여 움직임 변위가 큰 연속 영상을 사용하여 기존 활성 외곽선 모델 방법과 비교하여 육안평가, 에너지 최소화 과정 및 수행시간 측면에서 비교분석한다. 본 제안방법은 기존 활성 외곽선 모델 방법보다 큰 움직임 변위와 변형에도 빠르고 정확하게 물체 추적이 가능하다.

1. 서론

연속 영상에서 움직이는 물체를 추적하는 일은 컴퓨터 비전, 로봇 비전, 화상 회의 및 감시, 비디오 부호화, 그리고 의료 영상 분야의 체내 장기 인식 등 여러 분야에서 다루어진 중요한 작업이다. 그 중 가장 효과적인 방법 중 하나는 활성 외곽선 모델(Active Contour Model)[1]은 물체를 감싸는 탄력 있는 곡선으로 다른 방법에 비해 물체의 변형을 잘 파악하고 분할할 수 있는 장점이 있다. 그러나, 연속 영상에서 사용할 경우 물체의 이동이 빠르거나 변형이 심한 경우 물체의 움직임을 포착하지 못하는 한계가 있다.

연속 영상에서 물체를 추적하기 위해 Leymarie는 다중 해상도 기법을 사용하여 활성 외곽선의 포착 범위를 넓은 HDC 방법(Hierarchical Discrete Correlation Method)을 제안하였다[2]. 이 방법은 낮은 해상도에서는 활성 외곽선의 활동 폭을 넓혀 물체의 윤곽을 넓고 빠르게 가

하고, 높은 해상도에서는 느리지만 정확하게 물체의 윤곽을 추적할 수 있도록 한다. 하지만, 해상도 사이의 활성 외곽선 보간 문제를 해결하기 힘들고 낮은 해상도에서 발생한 오류가 높은 해상도에 전달되어 부정확한 결과를 보이기 쉽다.

Xu는 변형이 심한 부위도 추적하기 위하여 기울기 벡터 흐름(Gradient Vector Flow)을 사용한 활성 외곽선 모델 방법을 제안했다. 물체의 경계인 영상의 일차 미분값을 광학적 확산 과정을 통해 원거리로 확산시킴으로써 활성 외곽선이 경계로부터 멀리 떨어져있더라도 확산된 기울기 값의 영향을 받아 충분히 물체의 윤곽을 포착할 수 있다. 그러나 기울기 벡터 흐름을 계산하기 위한 시간이 많이 소요되기 때문에 다수의 연속 프레임에서 물체를 추적하기에 효율적이지 못하다.

이외에도 영상 내 광학 흐름을 추적하거나 물체의 움직임을 예측하는 등의 방법이 제안되었지만 견고한

물체의 평행이동에 한해서 추적이 가능하거나 물체의 움직임을 예측하기가 쉽지 않은 경우 적용하기 어렵다는 단점이 있다[4, 5, 6].

본 연구에서는 물체의 변위가 크거나 변형이 심한 경우에도 견고하고 효율적으로 물체를 추적하기 위한 방법을 제안한다. 제안 방법은 합성 기술기 맵 생성과 에너지 비탈면 생성의 두 단계로 이루어진다. 먼저, 물체의 경계를 파악하기 위해 기울기 맵을 생성하고 두 프레임 사이의 변위를 파악하기 위해 연속한 두 프레임의 기울기 맵을 합성한다. 그리고, 생성된 합성 기술기 맵에서 활성 외곽선이 빠르고 정확하게 수렴하게 하기 위해 에너지 비탈면을 생성한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 활성 외곽선 모델에 대하여 설명하고 3장에서는 제안 방법에 대한 구체적 내용을 제시한다. 4장에서는 제안 방법과 기존의 활성 외곽선 모델과 비교 실험한 결과를 분석하며 5장에서 연구 결론을 내린다.

2. 기존 활성 외곽선 모델

활성 외곽선은 매개화된 곡선으로서 식 (1)과 같은 내부 에너지와 외부 에너지를 가지며 에너지를 최소화 하는 방향으로 움직인다.

$$v(s) = (x(s), y(s)) \quad s \in [0, 1]$$

$$E_{snake} = \int_s (E_{int} + E_{ext}) ds \quad (1)$$

E_{snake} 는 활성 외곽선이 물체의 경계를 따라서 운동 하게 하는 에너지이다. E_{int} 는 활성 외곽선의 고유 에너지를 표현하며 외곽선을 수축시키는 탄성 에너지와 부드럽게 만드는 강성에너지의 합으로 식 (2)처럼 표현된다.

$$E_{int} = \frac{1}{2} \left(\alpha \left| \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right|^2 + \beta \left| \frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2} \right|^2 \right) \quad (2)$$

식 (3)의 외부에너지 E_{ext} 는 물체의 특징을 나타내며 주로 물체의 경계를 나타내는 영상의 기울기 값을 사용한다. 여기서, γ 는 내부에너지에 대한 외부에너지의 크기를 결정한다.

$$E_{ext} = -\gamma |\nabla I(v)|^2 \quad (3)$$

활성 외곽선 에너지의 지역적 최소값은 오일러-라그랑주 방정식(Euler-Lagrange Equation)을 통해 찾을 수 있다. 오일러-라그랑주 방정식은 지역 최소값에 대한 해를 제공하기 때문에 최적의 해를 찾기 위해 사용자가 그리 는 초기 활성 외곽선 윤곽선에 크게 의존한다.

연속 영상에서 견고하게 물체를 추적하려면 이러한 초기값에 대한 민감성을 해결해야 한다. 연속 영상에서 초기값은 사용자가 아닌 이전 프레임에 의해 정해지기 때문에 활성 외곽선이 잘못된 지역적 최소값에 수렴하기 쉽다. 그림 1은 영상 내 한 열(column)의 프레임 별 기울기 크기에 대한 변위를 보여준다. 그림 1(a)에서 수렴한 활성 외곽선은 다음 프레임에 물체가 이동하였음에도 불구하고 그림 1(b)와 같이 지역적 최소값에 수렴하여 물체를 정확히 추적하지 못하는 문제점이 있다.

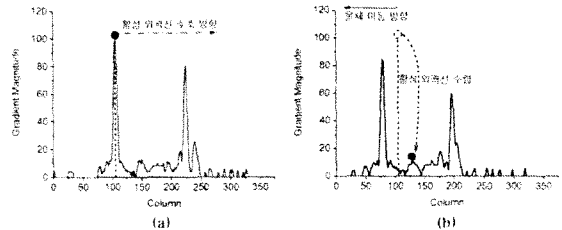


그림 1. 기존 활성외곽선 모델 기반 물체 추적 방법의 지역적 최소 수렴 예

3. 제안 방법

본 논문은 그림 2와 같이 이동 변위가 크거나 변형이 심한 물체의 움직임에도 빠르고 정확하게 추적하는 방법을 제안한다.

3.1 합성 기울기 맵 생성

활성 외곽선이 변위가 큰 운동을 포착하기 위해서는 프레임 간 변위를 파악해야 한다. 이를 위하여 이전 프레임과 현재 프레임 간 기울기 맵을 합성하고자 한다. 이를 위하여 첫째, 이전 프레임과 현재 프레임의 기울기 맵을 가중치를 두어 합성한다. 둘째, 프레임 합성으로 인해 생기는 불필요한 배경 및 잡음을 차별 연산자를 이용한 마스킹으로 제거하고 물체의 이동 및 변형 만을

포착한다.

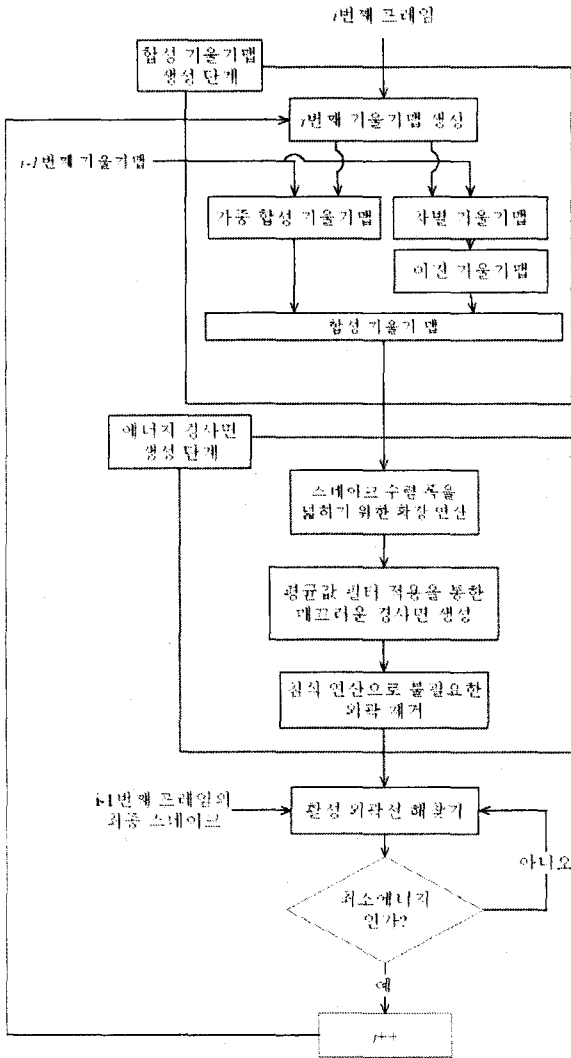


그림 2. 제안 방법의 수행단계

먼저, 합성 단계에서는 이전 프레임의 기울기 맵(그림 3(a))과 현재 프레임의 기울기 맵(그림 3(b))을 합성(그림 3(c))하여 두 프레임의 활성 외곽선 에너지를 하나의 프레임으로 합성한다. i 번째 프레임의 기울기 맵을 G_i 라 할 때 i 번째 프레임의 가중 기울기 맵은 식 (4)와 같이 표현된다.

$$C_i = \omega G_{i-1} \text{ OR } G_i \quad (4)$$

이 때, ω 는 이전 프레임의 기여도를 의미하며 활성 외곽선이 다음 프레임을 향해 출발하는 초기 에너지의 비중을 나타낸다. 즉, ω 는 이전 프레임에서 포착한 물체의 경계가 현재 프레임의 잡음보다 강하게 표현될 만큼 커야 하지만, 합성된 기울기 맵의 차이가 현재 프레임으로 활성 외곽선을 끌어 당기는 힘의 크기가 되므로 가능한 작게 유지한다.

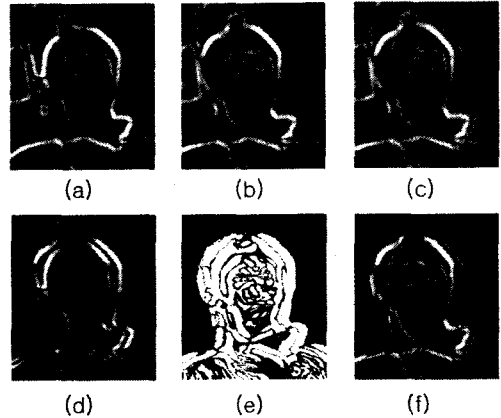


그림 3. 합성 기울기 맵 생성

합성 단계를 통해 얻어진 합성 기울기 맵은 그림 3(c)처럼 주변의 불필요한 배경과 잡음을 포함하고 있다. 물체 주변의 잡음은 활성 외곽선의 수렴에 영향을 줄 수 있으므로 제안 방법에서는 두 기울기 맵의 밝기 차이를 이용하여 물체의 변위만을 남기는 마스킹을 수행한다. 이를 위해 연속한 두 프레임의 기울기 맵에 차별 연산자(difference operator)를 적용하여 배경과 잡음을 제거할 수 있다. 그 다음 이진화 과정을 통해 마스킹을 생성하고 이 마스킹을 합성 기울기 맵에 적용하여 관심 물체의 영역만을 남긴다.

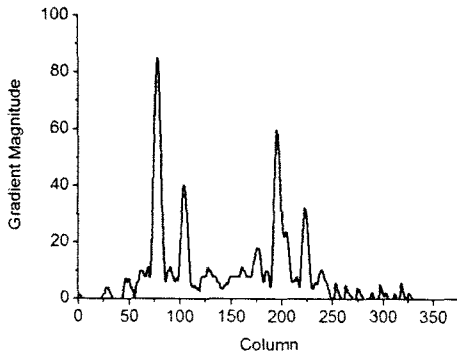
3.2 에너지 비탈면 생성

활성 외곽선이 항상 물체를 찾아 이동하려면 지역적 최소값에 영향 받지 않고 적절한 방향으로 수렴할 수 있어야 한다. 그러나 두 프레임 간 물체의 변위가 큰 경우 지역적 최소치에 수렴하는 한계가 있다. 본 논문에서는 이러한 한계점을 극복하기 위하여 활성 외곽선이 수렴할 에너지 비탈면 생성을 위해 수학적 형태학적 연산 중 닫기 연산을 제안한다.

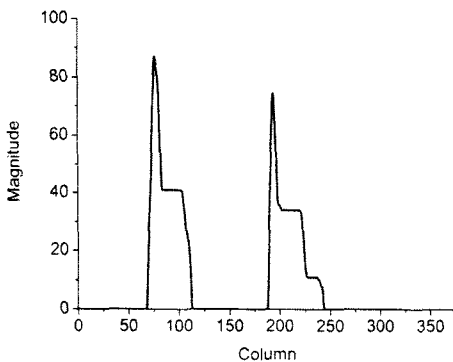
닫기 연산은 확장(dilation) 연산과 침식(erosion) 연산을 차례로 적용한 연산으로 주로 밝은 부분 사이의 어두운 부분을 메워 밝은 부분을 확장하는데 사용된다. 따라서, 합성 기울기 맵에 나타나는 변위 차이를 부드럽게 연결하는데 적용할 수 있다. 닫기 연산을 적용한 최종 합성 기울기 맵 CC_i 는 식(6)과 같이 정의된다.

$$CC_i = C_i \bullet M = (G_\sigma * (C_i \oplus M)) \ominus M \quad (5)$$

오류! 참조 원본을 찾을 수 없습니다.는 오류! 참조 원본을 찾을 수 없습니다.(a)와 비교할 때 두 프레임의 변위가 수학적 형태학 연산을 통해 부드럽게 이어진 것을 알 수 있다. 하지만, 닫기 연산을 통해 만들어진 에너지 평지에서는 활성 외곽선이 이동할 힘을 받을 수 없으므로 비탈면을 만들기 위해 평균값 필터를 사용하여 활성 외곽선이 쉽게 이동할 수 있도록 한다.



(a) 합성 기울기 맵



(b) 닫기 연산 후 합성 기울기 맵

그림 4. 에너지 비탈면 생성 효과

한편, 닫기 연산의 계산 비용을 줄이기 위하여 형태학 연산을 근사하여 활성 외곽선 주변의 픽셀에만 닫기 연산을 적용할 수 있다. $N \times N$ 이미지 전체를 적용하였을 때 드는 $O(N^2)$ 의 비용은 닫기 연산을 활성 외곽선 주변의 픽셀로 제한하였을 때 $O(S)$ 로 감소한다. 여기서 S 는 활성 외곽선을 구성하는 픽셀의 개수이다.

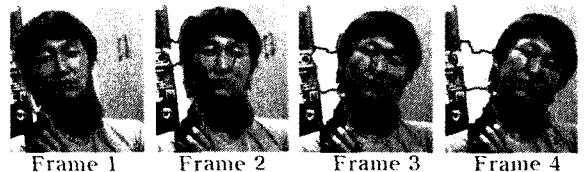
4. 실험 및 결과 분석

본 연구의 실험은 3.4 GHz의 Intel Pentium 4 CPU와 2G의 메모리를 가진 PC에서 실시하였다. 제안 방법의 견고성을 평가하기 위해 먼저 이동 변위가 큰 영상에서 얼굴 형상 추적을 시험하였다. 영상의 크기는 가로 200 세로 220의 영상이고 기존 활성 외곽선 모델 방법, HDC 방법, GVF 방법 그리고 제안 방법의 각 프레임 별 결과를 육안으로 평가하였다.

그림 5는 각 방법 별 얼굴 형상 추적 결과이다. 기존의 방법들은 얼굴의 이동을 추적하지 못하고 손실된 추적 결과를 보여주지만, 제안 방법은 이동 변위가 큰 프레임 사이에서도 견고하게 얼굴 형상을 추적할 수 있다.



(a) 활성 외곽선모델 방법



(b) HDC 방법



(c) GVF 방법

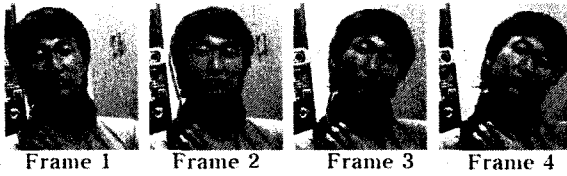


그림 5. 얼굴 추적을 위한 기존 방법과 제안방법 수행결과

그림 6의 그래프는 기존 방법과 제안 방법의 안정성을 비교하여 보여준다. 에너지 최소화 과정에서 볼 수 있는 최소 에너지의 진동은 해 찾기 알고리즘의 이산화에서 과정에서 발생하며 진동이 적을수록 수치적으로 안정하다는 것을 의미한다. HDC 방법은 그림 6(a)에서 보여지듯 해상도 변경에 따른 불안정성으로 인해 진동이 발생하지만 제안 방법은 에너지 비탈면 생성을 통한 빠른 수렴으로 진동 없이 안정적으로 에너지가 최소값으로 수렴하는 것을 볼 수 있다.

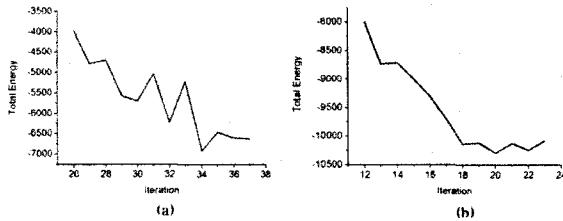


그림 6. 추적 과정에서 에너지 그래프
(a) HDC 방법 (b) 제안 방법

표 1은 기존 활성외곽선 모델 기반 방법과 제안 방법의 수행속도 측정 결과를 나타낸다.

표 1. 활성 외곽선 속도 측정 결과

방법 단계	기존 활성 외곽선 방 법	HDC 방법	GVF 방법	제안 방법
지형생성	281 ms	500 ms	78995 ms	422 ms
해 찾기 반 복 횟수	17.5 회	15.5 회	18 회	10 회

먼저 활성 외곽선의 잠재 지형(Potential Surface)을 생성하는데 드는 시간을 비교하였다. 기존 활성 외곽선 방법은 프레임 별 기술기 맵을 생성하는데 평균 280 ms가 소요되었고, HDC 방법은 다중 해상도의 이미지 피라미드를 만들기 위해 500 ms가 소요되었다. 한편, GVF 방법

은 충분한 확산 과정을 적용하기 위해 이미지의 폭과 높이가 좁은 쪽의 크기(이 실험에서는 200회)만큼 확산을 반복한 결과 다른 방법들에 비해 약 100배에 가까운 시간이 소요되었다. 반면, 제안 방법은 큰 움직임 변화나 변형에도 견고한 추적 결과를 나타냄과 동시에 빠른 수행시간을 보인다.

한편, 활성 외곽선의 최종 수렴 단계까지 에너지 최소화 과정의 반복 횟수를 측정한 결과 기존 방법과 HDC 방법은 약 15회로 비슷하지만, GVF 방법은 [3]에서 지적한 바와 같이 수렴 속도가 늦어 약 18회를 기록하였다. 제안 방법은 에너지 비탈면을 통한 빠른 수렴으로 프레임당 평균 10회의 최소화 과정으로 충분히 수렴할 수 있음을 보여준다.

연속 영상에서 물체의 추적에 드는 비용은 프레임 수가 증가할수록 선형적으로 증가하므로 이 실험 결과를 통해 제안 방법이 다른 방법들에 비해 계산 비용이 적고 최종 수렴단계에 이르는 과정도 빠른 것을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 얼굴 형상 추적과 함께 연속 영상에서 사용할 수 있는 새로운 에너지 힘을 제안하였다. 먼저 활성 외곽선이 포착할 수 있는 이동 범위를 향상시키기 위해 합성 기술기 맵을 생성하였다. 그리고 합성 기술기 맵을 통해 생성된 지형에서 전역 최소값으로 활성 외곽선을 빠르게 수렴하기 시키기 위해 수학적 형태학 연산의 하나인 닫기 연산과 평균화 필터를 사용하였다. 또, 계산 비용을 줄일 수 있는 근사 형태학 연산자를 제안하였다. 그 결과 기존 방법으로는 추적할 수 없었던 움직임이 많거나 변형이 심한 물체의 움직임도 빠르게 추적할 수 있었다.

6. 참고 문헌

[1] M.Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, Snakes: active contour models, Int. J. Computer Vision (1988) 321-331.
 [2] F. Leymarie, M.D.Levine, Tracking deformable objects in the plane using an active contour model, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15 (1993) 617-634.

- [3] C. Xu, J.L. Prince, Snakes, shapes, and gradient vector flow, IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 7, No. 3 (1998) 359-369.
- [4] Pardàs, M. and Sayrol, E. 2001. Motion estimation based tracking of active contours. Pattern Recogn. Lett. 22, 13 (Nov. 2001), 1447-1456.
- [5] Won Kim; Sun-Gi Hong; Ju-Jang Lee, "An active contour model using image flow for tracking a moving object," *Intelligent Robots and Systems, 1999. IROS '99. Proceedings. 1999 IEEE/RSJ International Conference on* , vol.1, no.pp.216-221 vol.1, 1999
- [6] P. K. Biswas, Madhukar Pandit: Opti-GVF Snake Model for Face Segmentation from Video Sequences. *ICVGIP 2002*
- [7] R.C.Gonzalez, R.E. Woods, Digital Image Processing, 2nd ed. Prentice Hall (2002) 550-551.