

차 영상 맵 기반의 능동 윤곽선 모델을 이용한 이동 물체 추적

이 부 환, *전 기 준

국방과학연구소, *경북대학교 전자전기공학부
e-mail : bhlee@add.re.kr, *gjeon@ee.knu.ac.kr

Tracking Moving Objects Using an Active Contour Model Based on a Frame Difference Map

Boo-Hwan Lee, *Gi-Joon Jeon
Agency for Defense Development, *Dept. of Electronic and Electrical Engineering,
Kyungpook National University.

Abstract

This paper proposes a video tracking method for a deformable moving object using an active contour model. In order to decide the convergent directions of the contour points automatically, a new energy function based on a frame difference map and an updating rules of the frame difference map are presented. Experimental results on a set of synthetic and real image sequences showed that the proposed method can fully track a speedy deformable object while extracting the boundary of the object exactly in every frame.

I. 서론

이동 물체 추적을 위해 최근에는 사전에 알려진 물체의 형태를 "snake"로 불리는 능동 윤곽선 모델(active contour model)^[1-3]로부터 추출하여 추적하는 기법 등이 다양하게 연구되고 있다^[4,6-7].

능동 윤곽선 모델은 스프라인 곡선을 이용하여, 영상에서 관심 있는 물체의 위치, 크기, 형상 등과 같은 사전 정보와 영상의 특징이 동시에 고려된 에너지 함수로 표현된다. 이 에너지 함수를 최소화 시키는 방법을 통하여 물체의 경계가 배경으로부터 비교적 정확하게 추출된다^[5]. 기존의 방법들^[1-4]은 초기 윤곽선에서 수축하면서 에너지를 최소화하기 때문에 윤곽선의 위치가 물체와 충분히 근접하게 설정되지 않으면 물체의 경계로 수렴되지 못하게 된다^[6].

따라서 물체의 움직임 변화가 적은 부분에서는 추적 성능이 양호하지만, 이동 속도나 형태 변화가 큰 물체의 추적에는 문제가 있다^[6-7]. 이러한 문제를 해결하기 위해 물체의 움직임 정보를 윤곽선 모델에 결합하는 추적기법에 대한 다양한 연구들이 진행되고 있다^[5-7].

본 논문에서는 능동 윤곽선 모델을 이용하여 불규칙하게 형태가 변하거나 이동 속도가 빠른 물체를 안정적으로 추적하는 새로운 방법을 제안한다. 변형 가능한 형상을 가지는 이동 물체의 경계를 정확하게 추출하기 위해서는 윤곽점들의 국부적인 수렴 방향을 결정하는 것이 매우 중요하다. 이를 위해서, 차 영상 맵을

이용하는 방향성 에너지 항을 Greedy 알고리즘에 추가하여 능동 윤곽선 모델에서 이용되는 새로운 에너지 함수를 제안하였다. 부가적으로 윤곽점들을 안정적으로 수렴시키기 위하여 차 영상 맵의 갱신 규칙을 고안하였다.

II. Greedy 알고리즘^[3,5]

Kass 등^[1]은 variational calculus 기법을 이용한 에너지 함수의 최소화 방법을 제안하여 입술 추적에 적용하였다. Amini 등^[2]은 이 방법의 단점인 에너지 함수의 고차 항으로 인한 안정성과 수렴성 문제를 해결하기 위하여, 동적 프로그래밍(dynamic programming)을 이용한 전역 최적화 기법을 제안하였다. Williams 등^[3]은 국부 최적화 방식을 적용한 "Greedy" 알고리즘을 제안하였다. 이 방법은 variational calculus 기법이나 동적 프로그래밍보다 안정적인 수렴성과 빠른 처리 속도를 보였다.

Greedy 알고리즘은 임의의 윤곽점에서 국부 에너지 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$E(v_i^j) = \alpha E_{con}(v_i^j) + \beta E_{cur}(v_i^j) + \gamma E_{image}(v_i^j), \quad (1)$$
$$j = 0, 1, \dots, 8$$

여기서 α, β, γ 는 각 항들의 상대적인 영향도를 제어하는 변수이다. $E(v_i^j)$ 는 i 번째 윤곽점 \mathbf{r}_i 를 포함하는 j 번째 이웃화소에서의 국부적인 에너지를 나타내는 합

수이다. 식 (1)에서 E_{com} 은 다음과 같이 정의된다.

$$E_{com}(v_i^j) = \frac{\|\bar{d} - \|v_i^j - v_{i-1}\|\|}{\max_j\{\|\bar{d} - \|v_i^j - v_{i-1}\|\|\}} \quad (2)$$

여기서 \bar{d} 는 윤곽점들 간의 평균거리이다. 식 (1)에서 E_{cur} 는 다음과 같이 정의된다.

$$E_{cur}(v_i^j) = \frac{\|v_{i-1} - 2v_i^j + v_{i+1}\|^2}{\max_j\{\|v_{i-1} - 2v_i^j + v_{i+1}\|^2\}} \quad (3)$$

식 (1)에서 E_{image} 는 영상에서 그래디언트의 크기를 나타내는 에너지 항으로 다음과 같이 계산된다.

$$E_{image}(v_i^j) = \frac{g_{\min}(v_i) - g(v_i^j)}{g_{\max}(v_i) - g_{\min}(v_i)} \quad (4)$$

여기서 $g(v_i^j)$ 는 v_i 의 j 번째 이웃화소에서 그래디언트의 크기를 나타낸다.

Greedy 알고리즘은 모든 윤곽점들에 대해 반복적인 국부 최적화 방식으로 식 (1)에 나타난 에너지 함수를 최소화시킨다.

III. 차 영상 맵을 이용한 능동 윤곽선 모델

Greedy 알고리즘을 이용하여 연속 영상에서 움직이는 물체를 추적하는 경우에 초기 윤곽선의 위치가 이동된 물체의 경계선에 충분히 근접되지 않으면 윤곽선이 물체의 경계로 수렴되기가 매우 어렵게 된다. 그러므로 이전 프레임의 윤곽선을 초기값으로 이용하여 적응적으로 물체의 이동과 형태 변화에 둔감하게 추적이 가능하도록 하는 것이 매우 바람직하다. 이를 위해서는 이동 물체의 외부에 있는 윤곽점들은 수축하는 방향으로, 내부에 있는 윤곽점들은 팽창하는 방향으로 제어되어야 한다. 본 논문에서는 차 영상 맵과 이를 이용하는 새로운 방향성 에너지 함수를 도입하여, 물체의 이동과 형태 변화에 둔감하게 윤곽선이 물체의 경계에 적응적으로 수렴되는 새로운 능동 윤곽선 모델을 정의한다. 부가적으로 윤곽점들을 안정적으로 수렴시키기 위하여 차 영상 맵의 갱신 규칙을 유도한다.

1. 차 영상 맵을 이용한 방향성 에너지 함수

크기가 $L \times M$ 인 연속된 두 영상을 $I_{k-1}(x, y)$ 와 $I_k(x, y)$ 로 두면, 그 두 영상의 차 영상 맵 $D_k(x, y)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$D_k(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } I_k(x, y) - I_{k-1}(x, y) > I_{th} \\ -1 & \text{if } I_k(x, y) - I_{k-1}(x, y) < -I_{th} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$1 \leq x \leq L, 1 \leq y \leq M$

여기서 k 는 영상의 프레임 수이며, (x, y) 는 화소의 좌표를 나타낸다. 그리고 I_{th} 는 역치값을 나타낸다. 그림 1(a)에 나타난 차 영상 맵은 물체의 밝기 값이 배경보다 큰 경우이다. 여기서 흰색으로 나타난 영역은 움직이는 물체의 전면 영역에서 생성된 결과이다. 이 영역은 이전 프레임에서 결정된 윤곽선이 팽창되어야 될 영역이며, 차 영상 맵의 값은 1이다. 검은색으로 나타난 영역은 물체의 후면 영역에서 생성된 결과이며 윤곽선이 수축되어야 될 영역이다. 이 영역의 차 영상 맵의 값은 -1이다. 그리고 회색으로 나타난 영역은 물체가 이동하면서 물체가 중복된 영역과 배경 영역을 나타내며, 차 영상 맵의 값은 0이다.

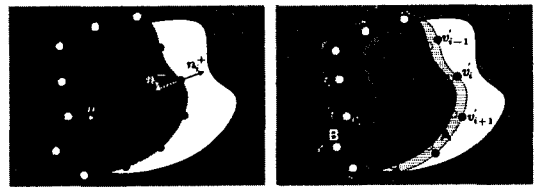


그림 1. (a) 차 영상 맵, (b) 차 영상 맵이 갱신될 영역

윤곽점들의 수렴방향을 자동으로 결정하여 윤곽점들을 물체의 경계 부분으로 수렴시키기 위하여, 위에서 언급된 차 영상 맵이 이용되는 새로운 방향성 에너지 함수 $E_{dir}(v_i^j)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$E_{dir}(v_i^j) = 1 - |D_k(v_i^j) \langle n_i, p_i^j \rangle| \quad (6)$$

여기서 $D_k(v_i^j)$ 는 v_i 의 j 번째 이웃 화소에서 차 영상 맵의 값이며, $\langle \cdot \rangle$ 는 벡터의 내적이다. 그리고 p_i^j 는 v_i 위치에서 v_i 의 j 번째 이웃 화소에 대한 방향을 나타내는 단위 벡터이며 다음과 같이 계산된다.

$$p_i^j = \frac{v_i^j - v_i}{\|v_i^j - v_i\|} \quad (7)$$

식 (6)에서 n_i 는 그림 1(a)에 나타난 바와 같이 윤곽점 v_i 와 바로 이웃하는 두 윤곽점 v_{i-1} 과 v_{i+1} 을 연결하는 벡터에 직교하는 단위 벡터이다. 그리고 $\langle n_i, p_i^j \rangle$ 는 두 윤곽점 v_{i-1} 과 v_{i+1} 을 연결하는 벡터와 p_i^j 벡터가 서로 직교하는 경우에 최대 값을 가지며, 그 크기는 1이 된다.

그림 1(a)를 살펴보면 팽창되어야 될 검은색 작은 원으로 표시된 윤곽점 v_i 의 수렴 방향은 식 (6)에 의해서 n_i^+ 방향으로 결정된다. 반면에 수축되어야 될 흰색 작은 원으로 표시된 윤곽점 v_i 의 수렴 방향은 n_i^- 방향으로 결정된다. 따라서 식 (6)에 나타난 방향성 에너지

$E_{dr}(v_i^j)$ 을 이용하여 윤곽점들의 팽창과 수축 방향을 자동적으로 결정할 수 있게 된다.

윤곽점들의 수축과 팽창 방향을 결정하는 제안된 식 (6)을 식 (1)로 표현되는 Greedy 알고리즘의 전체 에너지 함수에 추가하면, 본 논문에서 이용되는 최종적인 에너지 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$E(v_i^j) = \alpha E_{con}(v_i^j) + \beta E_{cur}(v_i^j) + \gamma E_{magn}(v_i^j) + \zeta E_{dr}(v_i^j) \quad (8)$$

여기서 $\alpha + \beta + \gamma + \zeta = 1$ 의 조건이 만족되도록 설정한다. 이 경우에서 임의의 윤곽점 v_i^j 가 갱신될 위치 v_i^k 은 에너지 함수의 값이 최소가 되는 화소의 위치가 되며 다음과 같이 결정된다.

$$v_i^k = \arg \min_j E(v_i^j), \quad j = 0, 1, \dots, 8 \quad (9)$$

그림 1(b)는 윤곽선이 물체의 경계로 수렴되는 과정을 나타내는데, 점선으로 표시된 작은 원들로 구성되는 초기 윤곽점들로부터 흰색과 검은색으로 표시된 작은 원들로 나타낸 갱신된 윤곽점들을 보여준다. 흰색 작은 원으로 표시된 윤곽점들은 수축된 결과이며, 검은색 작은 원으로 표시된 윤곽점들은 팽창된 결과이다. 그리고 빗금친 영역 A와 B는 차 영상 맵의 값들이 영으로 갱신되어야 될 영역이다. 여기서 A영역은 팽창된 영역에서 윤곽점들이 갱신되면서 생성된 영역이다. 반면에 B영역은 수축된 영역에서 윤곽점들이 갱신되면서 생성된 영역이다. 만약 A와 B영역에 대응되는 차 영상 맵의 값들이 영으로 갱신되지 않으면, 반복적인 윤곽점의 갱신과정에서 갱신된 윤곽점 v_i^j 위치에서 계산되는 식 (6)의 두 번째 항이 κ^+ 와 κ^- 방향에 대해 동일하게 최대 값을 가지게 된다. 그러므로 윤곽점 v_i^j 이 이동될 방향이 κ^+ 인지 κ^- 인지 구별하지 못하게 된다. 따라서 윤곽점들이 안정적으로 수렴되도록 하기 위하여 차 영상 맵 $D_k(x, y)$ 도 갱신되어야 한다.

2. 차 영상 맵의 갱신

임의의 윤곽점에서 식 (9)가 이용되어 윤곽점의 갱신이 이루어지는 경우에 그 윤곽점의 이웃 화소들에 대해서만 국부적으로 차 영상 맵 $D_k(x, y)$ 를 그림 2와 같이 갱신한다. 그림 2(a)는 임의의 윤곽점 v_i^j 위치가 갱신되기 이전의 차 영상 맵을 보여주며, 그림 2(b)는 v_i^j 위치에 대한 에너지 함수를 계산하여 팽창하는 방향으로 갱신된 새로운 위치 v_i^k 와 갱신된 차 영상 맵의 결과를 보여준다. 차 영상 맵의 갱신은 갱신되는 윤곽점 v_i^k 을 기준으로 그 이웃 윤곽점 v_{i-1} 와 v_{i+1} 에 각각 연결되는 두 직선으로부터 결정할 수 있게 된다. 여기서 윤곽점 v_{i-1} 는 순차적인 윤곽점의 갱신에 따라 이

미 갱신된 새로운 윤곽점이다. 이 경우에 식(9)에 의하여 갱신되어지는 윤곽점 v_i^k 의 갱신 위치 및 이전 윤곽점 v_i^j 가 팽창 영역에 존재하는지 수축 영역에 존재하는지와 윤곽점이 갱신되기 이전과 이후에 그 윤곽점이 각각 포함되는 윤곽선의 국부적인 형상이 오목한지 볼록한지에 따라 차 영상 맵의 갱신 영역은 다르게 된다. 그러므로 이러한 점을 모두 고려하여 차 영상 맵의 갱신 규칙은 정의된다.

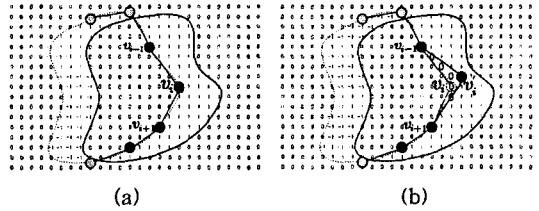


그림 2. 차 영상 맵 갱신 (a) 갱신 전, (b) 갱신 후

IV. 실험 결과

본 논문에서 제안된 알고리즘의 타당성과 성능 검증을 위하여, 합성 영상과 실제 영상들에 대해서 추적 실험을 수행하였다. 그림 3에 나타낸 바와 같이 합성 영상은 균일한 밝기를 갖는 배경에서 타원형의 물체가 이동하면서 형태가 원으로 변화되는 두 프레임의 영상에 대해 실험하였다. 그림 3(a)는 이전 프레임에서 수렴된 윤곽점들을 초기 값으로 이용하여 제안한 방법으로 이동 물체를 추적한 결과이며, 그림 3(b)는 차 영상 맵이 갱신된 결과를 보여준다. 그림 3(c)는 Greedy 알고리즘으로 추적한 결과이다. 본 논문에서 제안된 알고리즘이 Greedy 알고리즘보다 물체의 전후부분에서 윤곽선의 적응적인 팽창과 수축과정을 통하여 이동 물체의 경계로 정확하게 수렴됨을 보여준다.

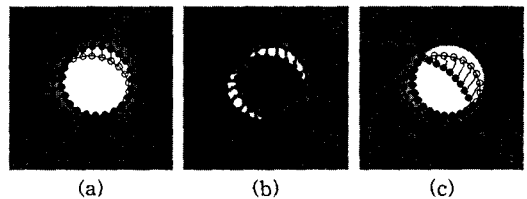


그림 3. 합성영상에 대한 추적 결과

(a) 제안한 방법, (b) 차 영상 맵의 갱신, (c) Greedy 알고리즘

본 논문에서 제안한 방법의 성능을 정량적으로 분석하기 위하여, 수렴된 N개의 윤곽점들의 위치가 모델링된 원의 함수에 얼마나 근접한지를 다음과 같이 정의된 평균 오차로 계산하였다.

$$error = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\{ r - \sqrt{(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2} \right\} \quad (10)$$

여기서 (a, b) 는 물체의 이동량이며, $(10, 10)$ 화소일 때 Greedy 알고리즘과 본 논문에서 제안된 알고리즘에 대한 평균 오차는 각각 10.0과 0.33이었다.

실제 영상 추적 실험을 위해서는 적외선(8~12 μm) 카메라를 이용하여 촬영한 야지를 주행하는 적외선 전차 영상과 내셔널 지오그래피에서 제작한 비디오에서 획득한 해파리 영상을 이용하였다. 영상의 크기는 640×480이며, 초당 15프레임의 속도로 획득한 흑백영상들이다. 그림 4는 500m 거리에서 전차가 전방으로 주행하다가 방향을 바꾸면서 형상변화가 많은 영상에 대한 추적결과이다. 전차가 주행 도중에 회전하는 부분에서 속도 변화와 형태 변화가 크게 발생하더라도 본 논문에서 제안된 알고리즘은 적응적인 수축 팽창 과정을 통하여 안정된 추적 성능을 나타냄을 볼 수 있다. 그림 5는 형상 변화가 아주 심한 해파리 영상에 대한 추적 실험 결과를 나타내었으며, 대체적으로 형상 변화와 무관하게 추적이 양호함을 볼 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 능동 윤곽선 모델을 이용하여 불규칙하게 형상이 변하거나 이동 속도가 빠른 물체를 안정적으로 추적하는 새로운 방법을 제안한다. 연속된 두 영상의 차 영상 맵을 이용하여 윤곽선의 국부적인 수축과 팽창 방향을 자동적으로 결정하기 위한 새로운 에너지 함수와 차 영상 맵의 갱신 기법을 제안하였다. 제안한 모델은 Greedy 알고리즘의 에너지 함수에 새로운 방향성 에너지 항을 추가하였고, 차 영상 맵의 국부적인 갱신과정을 통해 윤곽 점들이 이동 물체의 경계로 정확하게 수렴되도록 한다. 따라서 불규칙한 형상 변화를 가지는 물체의 경계선을 비교적 정확하게 추정할 수 있었다. 또한 이동 변화량이 큰 물체의 추적도 가능함을 실제 연속 영상을 이용한 실험을 통하여 확인하였다.

참고문헌

[1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes : active contour models," *Int. J. of Computer Vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321-331, Jan. 1988.
 [2] A. Amini, T. Weynouth, and R. C. Jain, "Using dynamic programming for solving variational problems in vision," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 12, no. 9, pp. 855-867, Sep. 1990.
 [3] 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, Jan. 1992.

[4] F. Leymarie and M. D. Levine, "Tracking deformable objects in the plane using an active contour model," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 15, no. 6, pp. 617-634, June 1993.
 [5] L. Ji and H. Yan, "Attractable snakes based on the greedy algorithm for contour extraction," *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 791-806, 2002.
 [6] M. Pardas and E. Sayrol, "Motion estimation based tracking of active contours," *Pattern Recognition Letters*, vol. 22, pp. 1447-1456, 2001.
 [7] W. Kim, S. Hong, and J. Lee, "Tracking moving object using snake's jump based on image flow", *Mechatronics*, vol. 11, pp. 199-226, 2001.

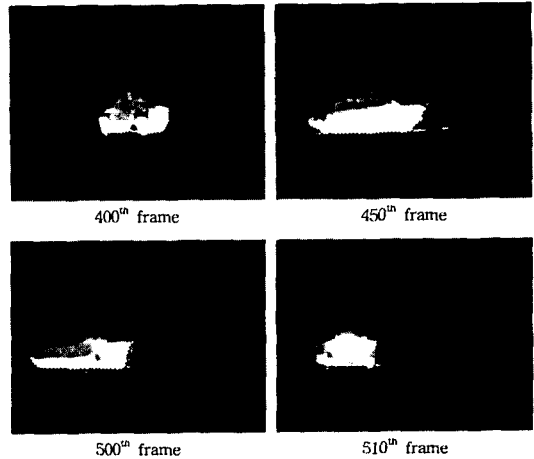


그림 4. 적외선 전차 영상에 대한 추적 결과

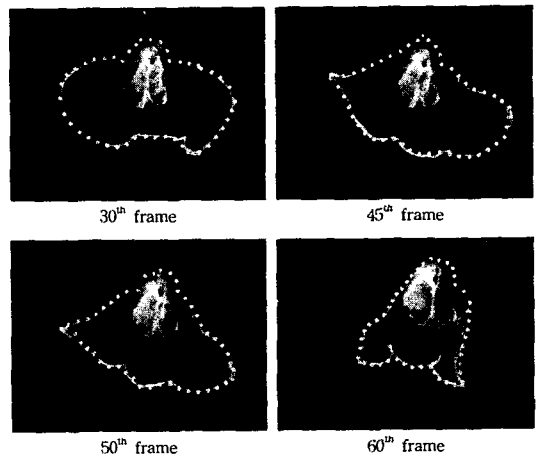


그림 5. 해파리 영상에 대한 추적 결과