

논문 2004-41SP-5-17

차 영상 맵 기반의 능동 윤곽선 모델을 이용한 이동 물체 추적

(Tracking a Moving Object Using an Active Contour Model Based on a Frame Difference Map)

이 부 환*, 김 도 중*, 최 일**, 전 기 준**

(Boo Hwan Lee, Do Jong Kim, Il Choi, and Gi Joon Jeon)

요 약

본 논문은 연속 영상에서 능동 윤곽선 모델을 이용하여 불규칙하게 형태가 변하거나 이동 속도가 빠른 물체를 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 정의하였다. 부가적으로 윤곽점들을 안정적으로 수렴시키기 위하여 차 영상 맵의 갱신 규칙을 고안하였다. 실제 연속 영상을 이용한 실험 결과로부터 제안하는 방법은 불규칙하게 형태가 변하거나 이동 속도가 빠른 물체를 효과적으로 추적하는 동시에 그 물체의 경계선이 매 프레임마다 정확하게 추정됨을 보여 주었다.

Abstract

This paper presents a video tracking method for a deformable moving object using an active contour model in the image sequences. It is quite important to decide the local convergence directions of the contour points for correctly extracting the boundary of the moving object with deformable shape. For this purpose, an energy function for the active contour model is newly proposed by adding a directional energy term using a frame difference map to the Greedy algorithm. In addition, an updating rule of the frame difference map is developed to encourage the stable convergence of the contour points. Experimental results on a set of synthetic and real image sequences showed that the proposed method can fully track the deformable object while extracting the boundary of the object elaborately in every frame.

Keywords : object tracking, active contour model, Greedy algorithm, frame difference map.

I. 서 론

이동 물체 추적은 항공기나 유도 무기와 같은 군사적인 용도뿐만 아니라 무인 감시 시스템, 지능형 교통 시스템, 그리고 의료 영상 해석 등의 핵심 기술로서 광범위하게 응용되고 있다. 연속 영상에서 움직이는 물체를 추적하는 방법으로는 물체의 영역을 배경으로부터 추출하여 이용하는 방법, 물체의 주요 특징을 이용하는 방법, 움직임 정보를 이용하는 방법 등이 연구되어 왔다

[1-2]. 최근에는 사전에 알려진 물체의 형태를 “snake”로 불리는 능동 윤곽선 모델(active contour model)^[3-6]로부터 추출하여 추적하는 기법 등이 다양하게 연구되고 있다^[7-12].

능동 윤곽선 모델은 스프라인 곡선을 이용하여, 영상에서 관심있는 물체의 위치, 크기, 형상 등과 같은 사전 정보와 영상의 특징이 동시에 고려된 에너지 함수로 표현된다. 이 에너지 함수를 최소화시키는 방법을 통하여 물체의 경계가 배경으로부터 정확하게 추출된다^[8].

Kass 등^[3]은 변분법(calculus of variations)을 이용한 에너지 함수의 최소화 방법을 제안하여 입술 추적에 적용하였다. Amini 등^[4]은 이 방법의 단점인 에너지 함수의 고차 항으로 인한 안정성과 수렴성 문제를 해결하기 위하여, 동적 프로그래밍(dynamic programming)을 이

정회원, 국방과학연구소

(Agency for Defense Development)

** 정회원, 경북대학교 전자전기컴퓨터학부

(School of Electrical Engineering and Computer Science, Kyungpook National University)

접수일자: 2003년10월21일, 수정완료일: 2004년7월5일

용한 전역 최적화 기법을 제안하였다. Williams 등^[5]은 국부 최적화 방식을 적용한 'Greedy' 알고리즘을 제안하였다. 이 Greedy 알고리즘은 변분법을 이용하는 기법이나 동적 프로그래밍보다 안정적인 수렴성과 빠른 처리 속도를 보였다^[7]. 위에서 언급된 방법들은 사용자에게 의하여 설정된 초기 윤곽선에서 수축하는 방향으로 에너지를 최소화시키기 때문에, 초기 윤곽선의 위치가 물체에 충분히 근접되지 않으면 물체의 경계로 정확하게 수렴되지 못하게 된다^[8]. 이전 프레임의 윤곽선이 현재 프레임의 초기 윤곽선으로 이용되어 물체를 추적하는 경우에 물체의 움직임 변화가 적은 부분에서는 추적 성능이 양호하다. 그런데 이동 속도나 형태 변화가 큰 물체를 추적하는 경우에는 그 성능이 저하되는 문제가 있다^[9-11]. 이러한 문제를 해결하기 위하여 물체의 움직임 정보를 윤곽선 모델에 결합하는 다양한 추적 기법들에 대한 연구들이 진행되고 있다^[10-12]. 그런데 회전 운동이나 불규칙적인 형상 변화가 빈번한 물체에 대해서는 움직임 정보를 정확하게 추정하기 어렵기 때문에 추적 성능이 저하된다.

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. 합성 영상, 근거리와 원거리에서 촬영한 전차의 적외선 연속 영상들, 그리고 특히 물체의 형태 변화가 큰 내셔널 지오그래픽 비디오(National Geographic Video)로부터 획득한 해파리 영상을 이용하여 제안하는 방법의 성능을 확인하였다.

II. Greedy 알고리즘^[5,8]

능동 윤곽선 모델을 이산 형태로 표현하는 경우에, 윤곽선은 2차원 평면상에서 N 개의 점 또는 벡터 형태로 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} V &= \{v_1, v_2, \dots, v_N\} \\ v_i &= (x_i, y_i), i = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 (x_i, y_i) 는 i 번째 윤곽점(snaxel)^[10]의 2차원 좌표를 나타내며, 에너지 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$E(V) = \sum_{i=1}^N [E_{int}(v_i) + E_{ext}(v_i)] \quad (2)$$

여기서 E_{int} 와 E_{ext} 는 윤곽선 V 에 작용하는 내부 에너지와 외부 에너지를 나타낸다. Greedy 알고리즘은 내부 에너지 함수를 E_{con} 와 E_{cur} 로 구성하고 외부 에너지는 E_{image} 항을 이용한다. 임의의 윤곽점에 대한 국부 에너지 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$E(v_i^j) = \alpha E_{con}(v_i^j) + \beta E_{cur}(v_i^j) - \gamma E_{image}(v_i^j), \quad (3)$$

$$j = 0, 1, \dots, 8$$

여기서 α, β, γ 는 각 항들의 상대적인 영향도를 제어하는 변수이다. 그리고 $E(v_i^j)$ 는 i 번째 윤곽점 v_i 를 포함하는 j 번째 이웃 화소에서의 국부적인 에너지를 나타내는 함수이다. 또한 E_{con} 은 윤곽점들의 간격이 균일하도록 제어하는 역할을 하며 다음과 같이 정의된다.

$$E_{con}(v_i^j) = \frac{\bar{d} - |v_i^j - v_{i-1}|}{\max\{\bar{d} - |v_i^j - v_{i-1}|, 0\}} \quad (4)$$

여기서 $|\cdot|$ 는 벡터의 놈(norm)이고, $|\cdot|$ 는 절대값을 나타낸다. 윤곽점들 간의 평균거리 \bar{d} 는 다음과 같이 계산된다.

$$\bar{d} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} d_i \quad (5)$$

여기서 d_i 는 이웃하는 두 윤곽점 v_i 와 v_{i+1} 사이의 유클리드 거리(Euclidean distance)이다.

식 (3)에서 E_{cur} 는 윤곽점들의 연결선이 부드러운 곡선 형태가 유지되도록 제어하며 다음과 같이 정의된다.

$$E_{cur}(v_i^j) = \frac{|v_{i-1} - 2v_i^j + v_{i+1}|^2}{\max\{|v_{i-1} - 2v_i^j + v_{i+1}|^2, 0\}} \quad (6)$$

식 (3)에서 E_{image} 는 영상에서 기울기 벡터(gradient)의 크기를 나타내는 에너지 항으로서 밝기 값의 변화가 큰 부분으로 수렴되도록 제어한다. v_i 를 포함하는 이웃 화소에서 기울기 벡터의 크기가 최대와 최소가 되는 $g_{\max}(v_i)$ 와 $g_{\min}(v_i)$ 를 이용하여 E_{image} 는 다음과 같이 계산된다.

$$E_{image}(v_i^j) = \frac{g_{\min}(v_i) - g(v_i^j)}{g_{\max}(v_i) - g_{\min}(v_i)} \quad (7)$$

여기서 $g(v_i^j)$ 는 v_i 의 j 번째 이웃 화소에서 기울기 벡터의 크기를 나타낸다.

위에서 언급된 Greedy 알고리즘은 모든 윤곽점들에 대해 반복적인 국부 최적화 방식으로 식 (3)에 나타낸 에너지 함수를 최소화시킨다.

III. 차 영상 맵을 이용한 능동 윤곽선 모델

Greedy 알고리즘을 이용하여 연속 영상에서 움직이는 물체를 추적하는 경우에, 그림 1에 나타낸 바와 같이 초기 윤곽선의 위치가 이동된 물체의 경계선에 충분히 근접되지 설정되지 않으면 윤곽선이 물체의 경계로 수렴되기가 매우 어렵게 된다. 물체의 이동 변위가 클 경우에 외부 에너지의 수렴 영역밖에 존재하는 초기 윤곽점들은 물체의 경계부분으로 수렴되지 못하고 시간에 따라 불안정한 현상이 발생하게 된다.

이러한 문제를 해결하기 위해서는 물체의 이동과 형태 변화에 둔감하게 윤곽선이 물체의 경계로 정확하게 수렴되도록 하는 것이 매우 바람직하다. 따라서 이동 물체의 외부에 있는 윤곽점들은 수축되는 방향으로, 내부에 있는 윤곽점들은 팽창되는 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

밝기 분포가 거의 균일한 배경에서 차 영상을 이용하

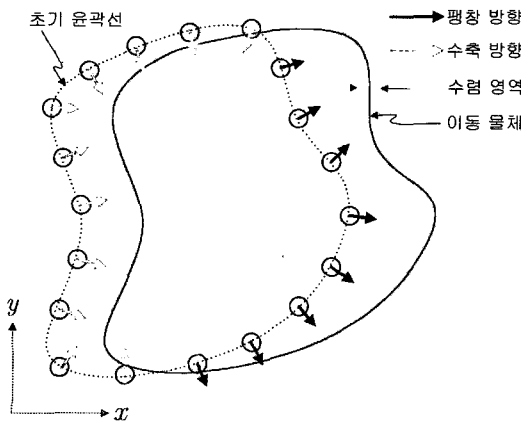


그림 1. 물체가 이동한 후의 초기 윤곽선.
Fig. 1. Initial contour after an object moved.

게 되면 연속된 두 영상에서 이동하는 물체의 움직임 정보를 추출할 수 있다. 크기가 $L \times M$ 인 두 영상을 각각 $I_{k-1}(x, y)$ 와 $I_k(x, y)$ 로 두면, 그 두 영상의 차 영상 맵 $D_k(x, y)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$D_k(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } I_k(x, y) - I_{k-1}(x, y) > I_{th} \\ -1 & \text{if } I_k(x, y) - I_{k-1}(x, y) < -I_{th} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad 1 \leq x \leq L, 1 \leq y \leq M \quad (8)$$

여기서 k 는 영상의 프레임 수이며, (x, y) 는 화소의 좌표를 나타낸다. 그리고 I_{th} 는 역치값을 나타낸다. 그림 2(a)에 나타낸 차 영상 맵은 물체의 밝기 값이 배경보다 큰 경우이다. 여기서 흰색으로 나타낸 영역은 움직이는 물체의 전면 영역에서 생성된 결과이다. 이 영역은 이전 프레임에서 결정된 윤곽선이 팽창되어야 될 영역이며, 차 영상 맵의 값은 1이다. 검은색으로 나타낸 영역은 물체의 후면 영역에서 생성된 결과이며 윤곽선이 수축되어야 될 영역이다. 이 영역의 차 영상 맵의 값은 -1이다. 그리고 회색으로 나타낸 영역은 물체가 이동하면서 물체가 중복된 영역과 배경 영역을 나타내며, 차 영상 맵의 값은 0이다.

물체의 이동과 불규칙한 형태 변화에 대하여 윤곽점들을 물체의 경계부분으로 수렴시키기 위하여, 위에서 언급된 차 영상 맵이 이용되는 새로운 방향성 에너지 함수 $E_{dir}(v_i^j)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$E_{dir}(v_i^j) = 1 - D_k(v_i^j) \langle n_i, p_i^j \rangle \quad (9)$$

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.

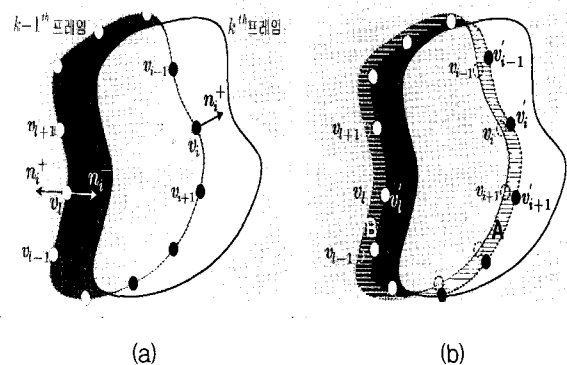


그림 2. (a) 차 영상 맵, (b) 차 영상 맵이 갱신될 영역.
Fig. 2. (a) Frame difference map, (b) Region of the frame difference map is to be updated.

$$p_i^j = \frac{v_i^j - v_i}{v_i^j - v_i} \quad (10)$$

식 (9)에서 n_i 는 그림 2(a)에 나타낸 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 최대값을 가지며, 그 크기는 1이 된다.

윤곽점들은 팽창과 수축 방향이 자동적으로 결정되어 물체의 경계로 수렴되어야 한다. 그림 2(a)를 살펴보면 팽창되어야 될 검은색 작은 원으로 표시된 윤곽점 v_i 의 수렴 방향은 n_i 의 방향이 팽창이 이루어지는 n_i^+ 방향으로 결정되어야 한다. 반면에 수축되어야 될 흰색 작은 원으로 표시된 윤곽점 v_i 의 수렴 방향은 n_i 의 방향이 수축이 이루어지는 n_i^- 방향으로 결정되어야 한다. 그런데 윤곽점 v_i 에서 계산되는 $\langle n_i, p_i^j \rangle$ 의 값이 최대가 되는 방향만으로는 그 위치에서 윤곽점이 이동될 방향이 n_i^+ 인지 n_i^- 인지를 구별하지 못하게 된다. 본 논문에서는 윤곽점 v_i 의 이웃 화소들의 위치에 대응되는 차 영상 맵의 값을 식 (9)에 나타낸 바와 같이 이용한다. 이 경우에 회색으로 표시된 영역의 차 영상 맵의 값이 0이므로 식 (9)에 나타낸 두 번째 항의 결과 값은 최소가 되어 방향성 에너지 $E_{dir}(v_i^j)$ 가 최대가 되므로 윤곽점 v_i 는 수축되지 않게 된다. 반면에 흰색으로 표시된 영역의 차 영상 맵의 값은 1이므로 식 (9)에 나타낸 두 번째 항의 결과 값은 n_i^+ 방향으로 최대가 된다. 그러므로 방향성 에너지 $E_{dir}(v_i^j)$ 이 최소가 되어 윤곽점 v_i 는 팽창하는 방향으로 이동할 수 있게 된다. 이와 같은 유사한 방법으로 윤곽점 v_i 은 수축하는 방향으로 이동시킬 수 있게 된다. 따라서 식 (9)에 나타낸 방향성 에너지 $E_{dir}(v_i^j)$ 을 이용하여 윤곽점들의 팽창과 수축 방향을 자동적으로 결정할 수 있게 된다.

윤곽점들의 수축과 팽창 방향을 결정하는 제안된 식 (9)를 식 (3)으로 표현되는 Greedy 알고리즘의 에너지 함수에 추가하면, 본 논문에서 이용되는 최종적인 에너지 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$E(v_i^j) = \alpha E_{con}(v_i^j) + \beta E_{cur}(v_i^j) + \gamma E_{image}(v_i^j) + \zeta E_{dir}(v_i^j), \quad j = 0, 1, \dots, 8 \quad (11)$$

여기서 $\alpha + \beta + \gamma + \zeta = 1$ 의 조건이 만족되도록 설정한

다. 이 경우에서 임의의 윤곽점 v_i 가 갱신될 위치 v_i' 은 에너지 함수의 값이 최소가 되는 화소의 위치가 되며 다음과 같이 결정된다.

$$v_i' = \underset{v_i^j}{\operatorname{argmin}} E(v_i^j), \quad j = 0, 1, \dots, 8 \quad (12)$$

식 (11)과 식 (12)를 이용하여 모든 윤곽점들에서 계산되는 국부 에너지가 최소화되도록 윤곽점들의 갱신을 반복적으로 수행함으로써 윤곽선은 물체의 경계로 수렴하게 된다. 그림 2(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' 위치에서 계산되는 식 (9)의 두 번째 항이 n_i^+ 와 n_i^- 방향에 대해 동일하게 최대값을 가지게 된다. 그러므로 윤곽점 v_i' 이 이동될 방향이 n_i^+ 인지 n_i^- 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 (12)가 이용되어 윤곽점의 갱신이 이루어지는 경우에 그 윤곽점의 이웃 화소들에 대해서만 국부적으로 차 영상 맵을 갱신한다. 차 영상 맵이 갱신 될 영역은 갱신되는 윤곽점 v_i' 를 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 윤곽점 v_{i-1} 의 위치에서 갱신된 윤곽점이다. 이 경우에 새롭게 갱신되는 윤곽점 v_i' 의 위치에 따라 차 영상 맵이 갱신될 영역은 다르게 결정된다.

그림 3(a)와 같이 윤곽점 v_i 가 팽창하는 경우는 v_i' 와 v_{i-1}' 을 연결하는 직선을 기준으로 $f_{i,i-1}(x, y) < 0$ 및 v_i' 와 v_{i+1}' 을 연결하는 직선에 대해 $f_{i,i+1}(x, y) > 0$ 인

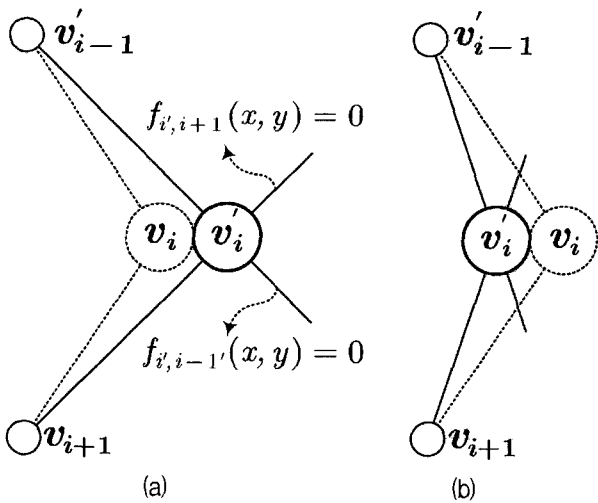


그림 3. 차 영상 맵의 갱신 영역; (a) 팽창, (b) 수축.
Fig. 3. Updating regions of the frame difference map; (a) Growing case, (b) Shrinking case.

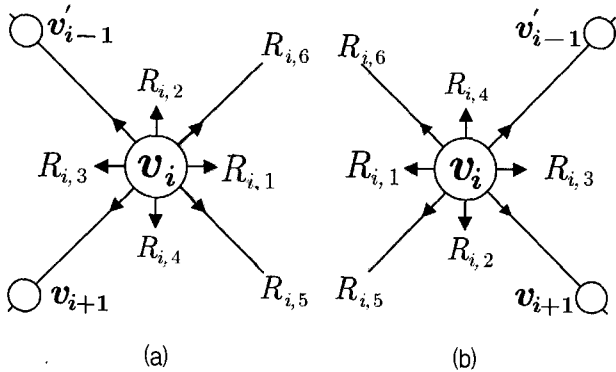


그림 4. 이동 영역 정의; (a) 볼록 형상인 경우, (b) 오목 형상인 경우.
Fig. 4. Definition of the moving regions; (a) Convex case, (b) Concave case.

조건을 모두 만족하는 영역에서 차 영상 맵을 갱신한다. 윤곽점 v_i 가 수축하는 경우는 그림 3(b)와 같이 $f_{i,i-1}(x,y) > 0$ 을 만족하거나 $f_{i,i+1}(x,y) < 0$ 인 조건을 만족하는 영역에서 갱신한다.

그러므로 차 영상 맵의 갱신을 위해서는 먼저 v_i 의 상대 이동 영역에 대한 정의를 해야 하고, 이동 영역별 차 영상 맵의 갱신 규칙을 유도해야 한다. 갱신되기 이전의 윤곽점 v_i 가 갱신될 윤곽점 v'_i 로 이동되는 영역은 그림 4에 나타난 바와 같이 정의된다. 그림 4는 갱신되기 이전 윤곽점 v_i 가 갱신될 수 있는 v'_i 의 위치에 따라서 결정되는 6가지 영역($R_{i,1}, R_{i,2}, R_{i,3}, R_{i,4}, R_{i,5}, R_{i,6}$)을 보여준다. 그림 4(a)는 v_i 위치에서 윤곽선이 볼록한 경우이며, 그림 4(b)는 오목한 경우를 나타낸다. 각 영역들은 윤곽점의 순차적인 진행방향을 기준으로 볼록한 경우는 v_i 의 왼쪽에, 오목한 경우는 오른쪽에 회색으로

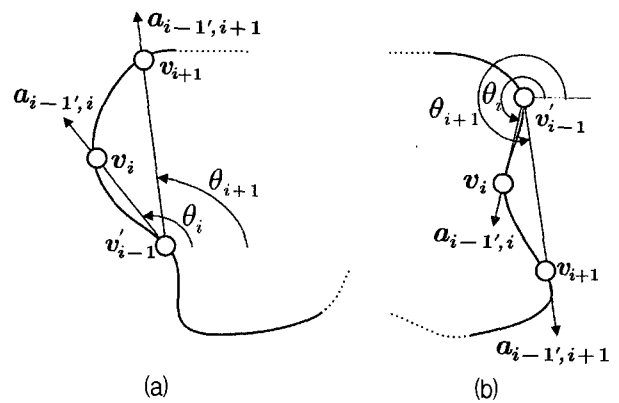


그림 5. (a) 볼록 형상, (b) 오목 형상.
Fig. 5. (a) Convex, (b) Concave.

표시된 영역을 $R_{i,1}$ 으로 정의하고 반시계방향으로 $R_{i,2}, R_{i,3}, R_{i,4}$ 를 정의한다. 영역 $R_{i,5}$ 는 v_i 와 v'_{i-1} 을 연결하는 직선상에 v'_i 가 존재하는 경우이며, 영역 $R_{i,6}$ 는 v_i 와 v_{i+1} 을 연결하는 직선상에 존재하는 경우이다. 그리고 세 윤곽점 v'_{i-1}, v_i, v_{i+1} 이 동일한 직선상에 존재하는 경우의 영역을 $R_{i,7}$ 로 정의한다. 이와 같이 v_i 가 이동 가능한 영역은 모두 7가지로 정의되며, 이동 영역은 그림 4(a)와 그림 4(b)에 나타난 바와 같이 윤곽점 v_i 와 그 이웃한 윤곽점에 의한 물체의 국부적인 형상이 볼록한 경우와 오목한 경우를 분류하여 최종적으로 결정된다. 오목과 볼록 형상은 그림 5에 나타난 바와 같이 $\theta_i \geq \theta_{i+1}$ 이면 볼록 형상이고, 그 반대이면 오목 형상이다. 여기서 $a_{i-1,i+1}$ 는 v'_{i-1} 위치에서 v_{i+1} 로 향하는 벡터이고 $a_{i-1,i}$ 는 v'_{i-1} 에서 v_i 로 향하는 벡터이다.

이와 같이 윤곽점 v_i 위치에서 윤곽선의 오목과 볼록 형상을 판단하고, 갱신될 윤곽점 v'_i 가 포함되는 영역을 결정한다. 이 경우에 계산의 편의성을 위하여, 윤곽점 v_i 를 원점으로 하고 v'_{i-1} 과 v_i 를 연결하는 직선을 지역 직각 좌표계의 수평축 x^L 로 설정하고, 그 수직축을 y^L 로 설정한다. 두 윤곽점 v_i 와 v_{i+1} 을 지나는 직선은 항상 원점을 통과하며, 이 직선의 방정식을 $f(x^L, y^L) = 0$ 로 두고, 세 윤곽점 v'_{i-1}, v_i, v_{i+1} 을 지역 직각 좌표계에서 $v'^L_{i-1}, v^L_i, v^L_{i+1}$ 로 각각 정의하면 $f(x^L, y^L) = 0$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$f(x^L, y^L) = y^L - \frac{y^L_{i+1} - y^L_i}{x^L_{i+1} - x^L_i} x^L = y^L - b x^L = 0 \quad (13)$$

여기서 b 는 기울기를 나타낸다. 식 (13)을 이용하여 볼록한 형상인 경우에 윤곽점 v'_i 의 이동 영역을 다음과

같이 정의한다.

$$v_i^L \in \begin{cases} R_{i,1} & \text{if } y_i^L > 0 \text{ and } \text{sgn}(b)f(v_i^L) < 0 \\ R_{i,2} & \text{if } y_i^L > 0 \text{ and } \text{sgn}(b)f(v_i^L) > 0 \\ R_{i,3} & \text{if } y_i^L < 0 \text{ and } \text{sgn}(b)f(v_i^L) > 0 \\ R_{i,4} & \text{if } y_i^L < 0 \text{ and } \text{sgn}(b)f(v_i^L) < 0 \\ R_{i,5} & \text{if } y_i^L = 0 \text{ and } f(v_i^L) \neq 0 \\ R_{i,6} & \text{if } y_i^L \neq 0 \text{ and } f(v_i^L) = 0 \\ R_{i,7} & \text{if } y_i^L \neq 0 \text{ and } y_i = y_{i+1} \end{cases} \quad (14)$$

여기서 v_i^L 는 갱신된 윤곽점 v_i^L 의 지역 직각 좌표계에 대응되는 위치 벡터이며, 좌표 값은 (x_i^L, y_i^L) 이다. 그리고 $\text{sgn}(\cdot)$ 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$\text{sgn}(g) = \begin{cases} 1, & \text{if } g > 0 \\ 0, & \text{if } g = 0 \\ -1, & \text{if } g < 0 \end{cases} \quad (15)$$

만약 직선의 기울기가 무한대($b = \infty$)인 경우에는 $b < 0$ 인 경우와 동일하게 처리한다.

오목한 형상인 경우에 윤곽점 v_i^L 의 이동 영역을 다음과 같이 정의한다.

$$v_i^L \in \begin{cases} R_{i,2} & \text{if } y_i^L > 0 \text{ and } \text{sgn}(b)f(v_i^L) < 0 \\ R_{i,3} & \text{if } y_i^L > 0 \text{ and } \text{sgn}(b)f(v_i^L) > 0 \\ R_{i,4} & \text{if } y_i^L < 0 \text{ and } \text{sgn}(b)f(v_i^L) > 0 \\ R_{i,1} & \text{if } y_i^L < 0 \text{ and } \text{sgn}(b)f(v_i^L) < 0 \\ R_{i,5} & \text{if } y_i^L = 0 \text{ and } f(v_i^L) \neq 0 \\ R_{i,6} & \text{if } y_i^L \neq 0 \text{ and } f(v_i^L) = 0 \\ R_{i,7} & \text{if } y_i^L \neq 0 \text{ and } y_i = y_{i+1} \end{cases} \quad (16)$$

이와 같이 윤곽점 v_i^L 의 이동 영역이 결정되면, 차 영

상 맵의 최종적인 갱신 규칙은 식 (17) 및 식 (18)과 같이 정의된다. 영역 $R_{i,1}, R_{i,2}, R_{i,3}, R_{i,4}, R_{i,7}$ 인 경우에는 식 (17)이 이용되며, 영역 $R_{i,5}, R_{i,6}$ 인 경우에는 식 (18)이 이용된다. 이동 영역에 따르는 식 (17)과 식 (18)의 각 매개변수는 표 1에 나타내었고, \odot 는 논리 연산자를 나타낸다. 여기서 윤곽점 v_i^L 의 각 이동 영역에 대해서, 갱신되기 이전 윤곽점 v_i 가 팽창 영역에 존재하는지 수축 영역에 존재하는지와 윤곽점이 갱신되기 이전과 이후에 그 윤곽점이 포함되는 윤곽선의 국부적인 형상에 따라 차 영상 맵의 갱신 영역은 다르게 된다. 그러므로 이 두 가지 문제도 동시에 고려되어 차 영상 맵의 갱신 규칙이 정의되어야 한다. 윤곽점이 팽창 영역에 존재하는지 수축 영역에 존재하는지를 판단하기 위하여, 그 이웃 화소들에 대응되는 차 영상 맵 값의 평균을 이용한다. 이 평균이 양의 값이면 팽창 영역이고, 음의 값을 가지면 수축 영역이 된다. 또한 윤곽점이 갱신되기 이전과 이후에 그 윤곽점이 포함되는 윤곽선의 국부적인 형상을 판단하기 위하여, 경우 1, 경우 2, 경우 3, 그리고 경우 4는 다음과 같이 정의된다.

- 경우 1 : v_i 에서 블록이고 v_i^L 에서 블록일 경우
- 경우 2 : v_i 에서 블록이고 v_i^L 에서 오목일 경우
- 경우 3 : v_i 에서 오목이고 v_i^L 에서 블록일 경우
- 경우 4 : v_i 에서 오목이고 v_i^L 에서 오목일 경우

$$D_k(v_i^L) = \begin{cases} 0 & \text{if } \text{sgn}[f_{i,i+1}(v_i^L)] = \lambda_1 \text{sgn}[f_{i,i+1}(v_i)] \odot \text{sgn}[f_{i,i-1'}(v_i^L)] = \lambda_2 \text{sgn}[f_{i,i-1'}(v_i)] \\ D_k(v_i^L) & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (17)$$

$$D_k(v_i^L) = \begin{cases} 0 & \text{if } \text{sgn}[f_{i,i+1}(v_i^L)] = \lambda_1 \text{sgn}[f_{i,i+1}(v_{i-1}^L)] \odot \text{sgn}[f_{i,i-1'}(v_i^L)] = \lambda_2 \text{sgn}[f_{i,i-1'}(v_{i+1}^L)] \\ D_k(v_i^L) & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (18)$$

표 1. 차 영상 맵 갱신에 사용된 매개변수.

Table1. Parameters used in the updating a frame difference map.

\wedge : AND, \vee : OR, NC : No Condition

영역	팽창영역								수축영역															
	경우 1		경우 2		경우 3		경우 4		경우 1		경우 2		경우 3		경우 4									
	λ_1	λ_2	\odot	λ_1	λ_2	\odot	λ_1	λ_2	\odot	λ_1	λ_2	\odot	λ_1	λ_2	\odot									
$R_{i,1}$	1	1	\wedge	NC			NC	-1	-1	\vee	-1	-1	\vee	NC	NC	1	1	\wedge						
$R_{i,2}$	-1	1	\wedge	NC			NC	-1	1	\vee	1	-1	\vee	NC	NC	1	-1	\wedge						
$R_{i,3}$	-1	-1	\wedge	-1	-1	\vee	1	1	\wedge	1	1	\vee	1	1	\vee	1	1	\wedge	-1	-1	\vee	-1	-1	\wedge
$R_{i,4}$	1	-1	\wedge	NC			NC	1	-1	\vee	-1	1	\vee	NC	NC	-1	1	\wedge						
$R_{i,5}, R_{i,6}$	1	1	\wedge	NC			NC	-1	-1	\vee	-1	-1	\vee	NC	NC	1	1	\wedge						
$R_{i,7}$	1	1	\wedge	-1	-1	\vee	NC			NC	-1	-1	\vee	1	1	\wedge	NC	NC						

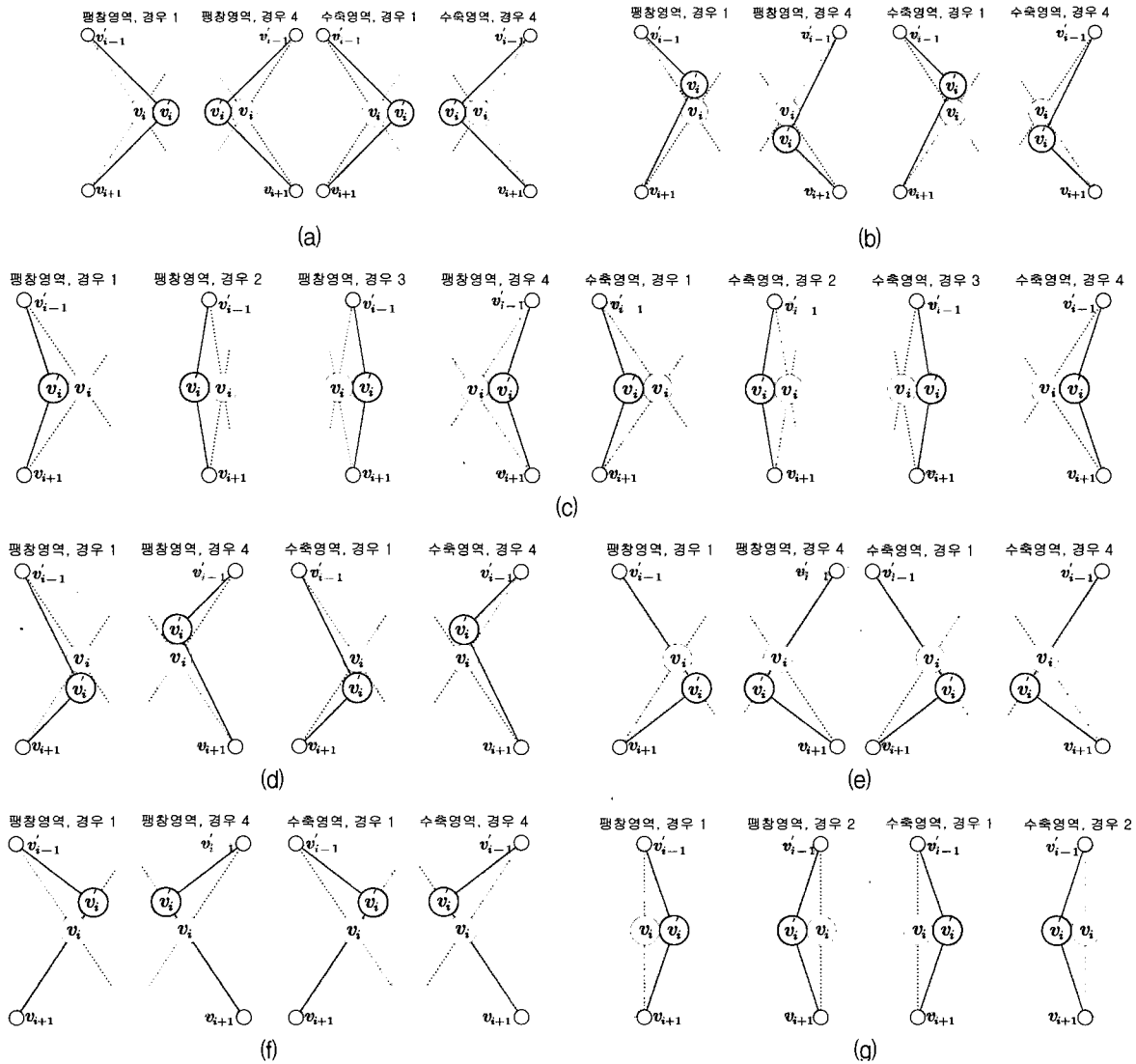


그림 6. 갱신 점 v'_i 의 이동 영역별 차 영상 맵의 갱신: (a) 영역 $R_{i,1}$, (b) 영역 $R_{i,2}$, (c) 영역 $R_{i,3}$, (d) 영역 $R_{i,4}$, (e) 영역 $R_{i,5}$, (f) 영역 $R_{i,6}$, (g) 영역 $R_{i,7}$.

Fig. 6. Updating the frame difference map for each moving region at the updated contour point v'_i : (a) Region $R_{i,1}$, (b) Region $R_{i,2}$, (c) Region $R_{i,3}$, (d) Region $R_{i,4}$, (e) Region $R_{i,5}$, (f) Region $R_{i,6}$, (g) Region $R_{i,7}$.

그림 6의 (a)부터 그림 6의 (g)까지는 표 1에 나타난 바와 같이 정의된 각 영역에서 발생하는 모든 경우의 갱신 영역들을 보여준다. 예를 들어 그림 6(a)는 갱신된 윤곽점 v'_i 가 영역 $R_{i,1}$ 에 포함되는 경우들로서 갱신되기 이전 윤곽점이 팽창 영역에 존재하는지 수축 영역에 존재하는지와 윤곽점이 갱신되기 전후의 국부적인 형태 변화에 따라 발생하는 4가지의 서로 다른 갱신 영역을 보여준다. 그림 6(a)에 나타난 첫 번째 그림은 갱신되기 이전 윤곽점 v_i 가 팽창 영역에 존재하면서 경우 1에 해당되는데, 회색으로 표시된 부분이 차 영상 맵이 갱신될 영역을 나타낸다. 이 영역 가운데서 윤곽점 v_i 의 이웃 화소에 해당되는 차 영상 맵의 영역만이 그림 7에

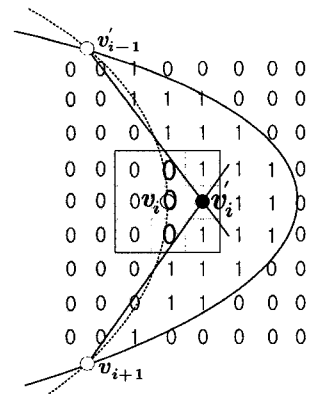


그림 7. 그림 6(a)에 나타난 차 영상 맵의 갱신 예.
Fig. 7. Example of updating a frame difference map shown in Figure 6(a).

나타낸 바와 같이 갱신된다. 그림 6에 나타낸 나머지의 경우들에서도 이와 같은 방법으로 차 영상 맵은 갱신된다.

IV. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 알고리즘의 타당성을 확인하기 위하여, 합성 영상과 실제 영상들에 대해서 추적 실험을 수행하였다. 그림 8에 나타낸 바와 같이 합성 영상은 균일한 밝기를 갖는 배경에서 타원형의 물체가 이동하면서 형태가 원으로 변화되는 두 프레임의 영상에 대해 실험하였다. 물체의 형상 모델은 타원과 원의 방정식을 이용하였다.

그림 8에서 초기 윤곽점들은 작은 원으로 나타내었으며, 검은색 작은 원들은 최종적으로 수렴된 윤곽점들을 나타낸다. 그리고 두 원들을 각각 연결하는 선은 알고리즘의 반복 수행에 따르는 수렴 궤적을 나타낸다. 그림 8(a)는 첫 번째 프레임에 대한 합성 영상으로서 추적하고자 하는 타원형의 물체가 충분히 포함되도록 수동으로 윤곽선을 초기화하여 제안한 방법에 의해 타원형의 경계로 윤곽선이 수렴된 결과이다. 그림 8(b)는

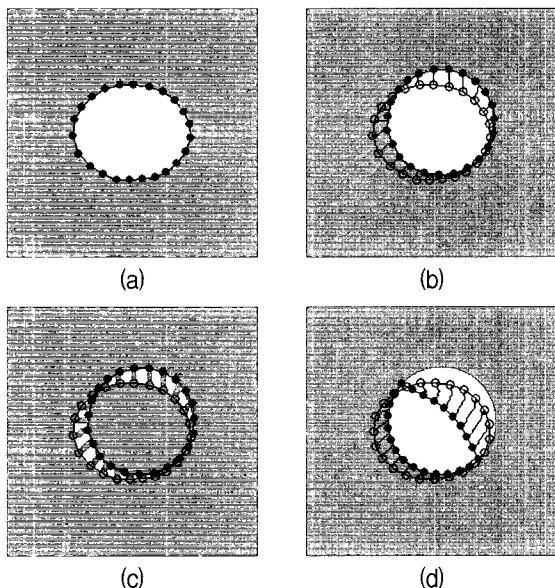


그림 8. 합성 영상에 대한 추적 결과; (a) 첫 프레임에 대한 추적 결과, (b) 최종 추적 결과 및 수렴 궤적, (c) 차 영상 맵의 갱신된 영역, (d) Greedy 알고리즘에 의한 추적 결과.

Fig. 8. Tracking results of the synthetic image; (a) Tracking result of the first frame, (b) Final tracking result and contour trajectory, (c) Updated regions of the frame difference map, (d) Tracking result by the Greedy algorithm.

첫 번째 프레임에서 수렴된 윤곽점들을 초기값으로 사용하여 이동하면서 원으로 형태가 변한 물체를 추적한 결과이다. 그림 8(c)는 차 영상 맵이 갱신된 결과를 보여준다. 그림 8(d)는 Greedy 알고리즘을 이용한 추적 결과이다. 이 알고리즘의 수축 특성에 의하여 이동 물체의 후면에서는 물체의 경계로 수렴이 이루어졌으나, 물체의 전면 부분에서는 물체의 경계가 초기 윤곽점들에 의하여 충분히 포함되지 않으므로 물체의 경계로 수렴이 되지 못함을 보여준다. 그렇지만 본 논문에서 제안된 알고리즘은 물체의 전후부분에서 윤곽선이 적응적인 팽창과 수축과정을 통하여 이동 물체의 경계로 수렴됨을 보여준다. 이 경우에 $\alpha, \beta, \gamma, \zeta$ 는 각각 0.18, 0.18, 0.26, 0.38로 선정하였다. 식 (11)에 나타낸 에너지 함수의 수렴 조건은 윤곽점들의 변화율이 10%보다 작은 경우로 결정하였다. 그리고 모든 윤곽점들에 대한 에너지 최소화 과정에서 최대 반복 횟수는 30번을 초과하지 않게 설정 하였다.

본 논문에서 제안된 방법과 Greedy 방법의 성능을 정량적으로 분석하기 위하여, 수렴된 N 개의 윤곽점들의 위치가 모델링 된 원의 함수에 얼마나 근접한지를 다음과 같이 정의된 평균 오차로 계산하였다.

$$error = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\{ r - \sqrt{(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2} \right\} \quad (19)$$

여기서 (x_i, y_i) 는 최종 수렴된 i 번째 윤곽점의 화소 좌표를 나타낸다. 그리고 (a, b) 는 물체의 이동량이다. 이동량이 (10, 10) 화소일 때 Greedy 알고리즘과 본 논문에서 제안된 알고리즘에 대한 평균 오차는 각각 10.0과 0.33이었다. 이러한 결과로부터 본 논문에서 제안한 방법의 타당성을 확인하였다.

실제 영상에 대한 추적 실험을 위해서 적외선(8~12 μm) 카메라를 이용하여 근거리(500m)와 원거리(1.5km)에서 각각 촬영한 야지를 기동하는 전차 영상들과 내셔널 지오그래픽 비디오로부터 획득한 해파리 영상을 이용하였다. 영상의 크기는 640×480이며, 초당 15프레임의 속도로 획득한 흑백영상들이다. 윤곽점의 수는 추적하고자 하는 물체의 크기와 형태를 고려하여 결정하였으며, 차 영상 맵 계산을 위해 사용된 역치값 I_{th} 는 최대값의 10%를 적용하였다. 그림 9는 Greedy 알고리즘과 제안된 알고리즘에 대한 추적 실험 결과이다.

실험에 사용된 영상은 전차가 전방으로 주행하다가 회전하게 되는 근거리에서 촬영된 적외선 연속 영상이다. Greedy 알고리즘은 그림 9(a)의 375번째 프레임에

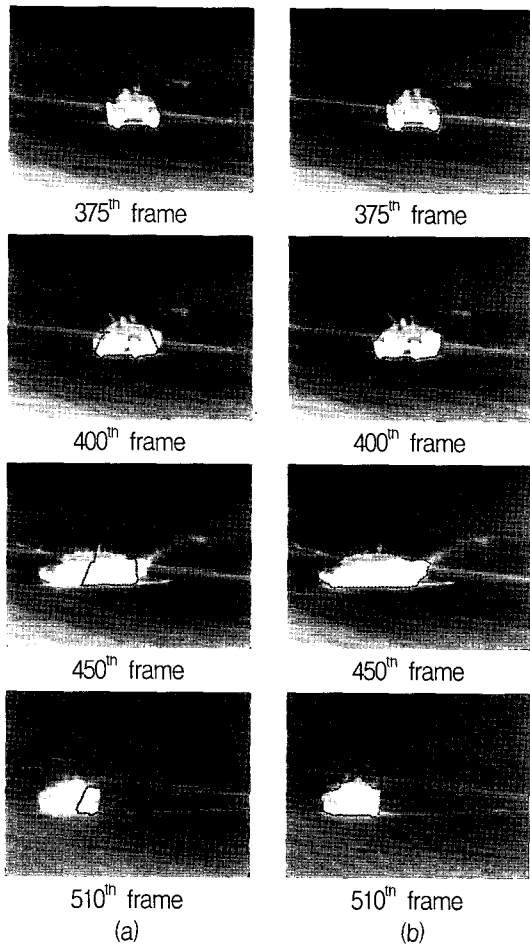


그림 9. 근거리의 기동 전차에 대한 추적 결과; (a) Greedy 알고리즘, (b) 제안된 알고리즘.
 Fig. 9. Tracking results of moving tank at short range; (a) Greedy algorithm, (b) Proposed algorithm

나타낸 바와 같이 물체의 이동 속도가 느린 경우에는 추적이 양호하다. 그러나 400번째 프레임의 결과와 같이 전차가 회전하면서 이동 속도가 빨라지고 형태가 변함에 따라 물체의 경계를 정확히 추출하지 못하며, 이후 프레임에 대해서도 추적이 잘 되지 않음을 알 수 있다. 본 논문에서 제안된 알고리즘은 그림 9(b)와 같이 속도와 형태 변화가 크게 발생하더라도 안정된 추적 성능을 나타내고, 물체의 경계를 매 프레임마다 효과적으로 추출함을 볼 수 있다. 그러나 새로운 방향성 에너지 함수의 추가 및 에너지 맵 갱신에 의해 계산량이 증가하게 된다. Pentium IV 2GHz, 메모리 256MB의 PC 환경에서 Matlab 6.5를 이용하여 실험한 결과, 모든 윤곽 점들에 대해서 국부 최적화를 위한 평균 계산시간은 Greedy 방법이 0.49초, 제안한 방법이 0.67초가 소요되었다. $\alpha, \beta, \gamma, \zeta$ 는 각각 0.18, 0.18, 0.26, 0.38로 선정하였다. 그림 10은 배경도 함께 움직이는 경우이며, 원거리에서 촬영된 전차 영상에 대해서 제안된 알고리즘을

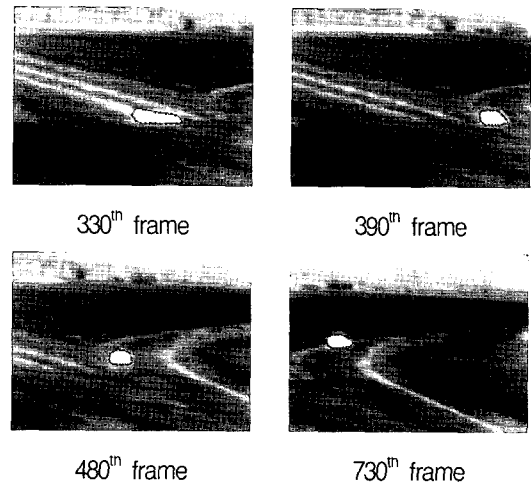


그림 10. 원거리의 기동 전차에 대한 추적 결과.
 Fig. 10. Tracking results of moving tank at long range.

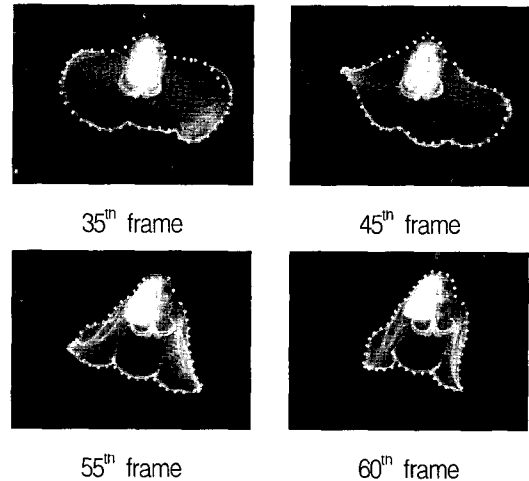


그림 11. 해파리 영상에 대한 추적 결과.
 Fig. 11. Tracking results of jellyfish image.

이용하여 추적한 결과이다. 물체 주변의 배경이 복잡하지 않고 서서히 변할 때 물체의 속도 및 형태 변화와 무관하게 추적이 양호함을 볼 수 있다. $\alpha, \beta, \gamma, \zeta$ 는 그림 9에서 사용된 값과 동일하다.

그림 11은 형태 변화가 심한 해파리 영상에 대한 추적 결과이며, $\alpha, \beta, \gamma, \zeta$ 는 0.15, 0.2, 0.4, 0.25로 선정하였다.

그림 11에서 영상의 35번째 프레임을 살펴보면 해파리의 오른쪽 상단 부분에서 일부 윤곽점들이 해파리의 경계 부분으로 수렴되지 않은 것을 볼 수 있다. 이 부분은 윤곽점들이 팽창해야 할 부분이지만 물체 내부의 밝기가 배경과 동일하여 형태 변화가 생긴 영역에서 차영상 맵의 값이 0으로 되어 정상적으로 경계 부분으로 수렴되지 않은 결과이다. 그렇지만 왼쪽 아랫부분은 배경과 유사한 밝기이지만 배경이 균일하여 수축 특성에

의해 해파리의 경계로 수렴한 결과를 보여 주고 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 능동 윤곽선 모델을 이용하여 불규칙하게 형태가 변하거나 이동 속도가 빠른 물체를 안정적으로 추적하는 새로운 방법을 제안하였다. 연속된 두 영상의 차 영상 맵을 이용하여 물체의 이동 및 변형에 대해 윤곽선의 국부적인 수축과 팽창 방향을 자동적으로 결정하고 처리하기 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 윤곽점들이 이동 물체의 경계로 정확하게 수렴 되도록 하였다.

제안한 알고리즘의 타당성을 확인하기 위하여, 합성 영상과 실제 영상들에 대해서 추적 실험을 수행하였다. 균일한 밝기를 갖는 배경에서 타원형의 물체가 이동하면서 형태가 원으로 변화되는 두 프레임의 합성 영상을 이용하여 정량적인 성능을 분석하였다. 제안한 방법이 기존 Greedy 알고리즘보다 윤곽선의 적응적인 수축과 팽창을 통해 물체의 경계를 정확히 추정함을 확인하였다. 또한 실제 야지를 주행하는 적외선 전차 영상들과 형태가 급격히 변하는 해파리 영상을 이용하여 불규칙한 형태 변화를 가지는 물체의 경계선을 비교적 정확하게 추정할 수 있었고, 이동 변화량이 큰 물체의 추적도 가능함을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] C. Gu and M. C. Lee, "Semiautomatic segmentation and tracking of semantic video objects," *IEEE Trans. Circuits and Systems of Video Tech.*, vol. 8, no. 5, pp. 572-584, Sep. 1998.
- [2] C. L. Lam and S. Y. Yuen, "An unbiased active contour algorithm for object tracking," *Pattern Recognition Letters*, vol. 19, pp. 491-498, 1998.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.

- [6] L. D. Cohen, "On active contour models and balloons," *CVGIP: Image Understanding*, vol. 53, no. 2, pp. 211-218, Mar. 1991.
- [7] J. Denzler and H. Niemann, "Evaluating the performance of active contour models for real-time object tracking," in *Proc. of Asian Conf. on Computer Vision*, vol. 2, pp.341-345, Singapore, 1995.
- [8] L. Ji and H. Yan, "Attractable snakes based on the greedy algorithm for contour extraction," *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 791-806, 2002.
- [9] 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.
- [10] M. Pardas and E. Sayrol, "Motion estimation based tracking of active contours," *Pattern Recognition Letters*, vol. 22, pp. 1447-1456, 2001.
- [11] 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.
- [12] N. Peterfreund, "Robust tracking of position and velocity with Kalman snakes," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 21, no. 6, pp. 564-569, June 1999.

— 저 자 소 개 —



이 부 환(정회원)
 1991년 2월 경북대학교
 전자공학과 졸업(공학사),
 1993년 2월 경북대학교 전자
 공학과 졸업(공학석사),
 1996년 3월~현재 경북대학교
 전자공학과 박사과정,
 1993년 3월~현재 국방과학연구소 선임연구원.
 <주관심분야: 영상신호처리, 표적탐지, 인식, 추
 적>



최 일(정회원)
 1986년 2월 경북대학교
 전자공학과 졸업(공학사),
 1988년 2월 경북대학교 대학원
 전자공학과 졸업(공학석사)
 2001년 2월 경북대학교 대학원
 전자공학과 졸업(공학박사)
 1988년 2월~1994년 12월 국방과학연구소 연구원,
 1996년 3월~1997년 8월 한국천문연구원 선임연구원,
 1998년 3월~1999년 8월 경운대학교 컴퓨터공학과
 전임강사,
 2001년 3월~2002년 2월 구미1대학 정보통신전공
 전임강사,
 2002년 3월~현재 경북대학교 대학원 전자공학과
 정교수대우 계약교수.
 <주관심분야: 컴퓨터 비전, 생체인식, 디지털 영상
 처리>



김 도 중(정회원)
 1984년 2월 경북대학교
 전자공학과 졸업(공학사),
 1987년 2월 경북대학교 전자
 공학과 졸업(공학석사),
 2001년 2월 한국과학기술원 전자
 전산학과 졸업(공학박사),
 1987년 2월~현재 국방과학연구소 선임연구원.
 <주관심분야: 표적탐지, 인식, 추적, 안정화제어>



전 기 준(정회원)
 1969년 2월 서울대학교
 금속공학과 졸업(공학사),
 1978년, 1983년 Univ. of Houston
 전기공학과 졸업(공학석
 사, 공학박사),
 1983년~현재 경북대학교 전자
 전기컴퓨터 학부 교수,
 1996년 12월~1997년 12월 Purdue Univ. 방문교수,
 2002년 2월~2004년 1월 한국과학재단
 전기정보공학 전문위원.
 <주관심분야: 지능제어, 센서시스템, 신경망응용>