

論文2003-40CI-3-1

템플릿 변형과 Level-Set 이론을 이용한 비강성 객체 추적 알고리즘

(A Robust Algorithm for Tracking Non-rigid Objects Using Deformed Template and Level-Set Theory)

金鍾烈*, 羅現泰**, 文泳植*

(Jong Ryul Kim, Hyun Tae Na, and Young Shik Moon)

요약

본 논문에서는 템플릿 변형과 Level-Set 이론을 사용하여 모델과 에지 기반의 객체 추적 방법을 제안한다. 제안된 방법은 배경의 변화, 객체 자체의 모양변화, 객체간의 겹침 등이 있는 경우에도 객체를 추적할 수 있다. 먼저, 객체 추적을 위해 템플릿과 목적 프레임간의 상호 영역 차이(Inter-region distance)와 에지 값으로 구성된 에너지 함수 PDEF(Potential Difference Energy Function)를 새롭게 정의한다. 이 함수는 객체 위치 및 경계 예측과 객체 모양 재결정 단계에서 사용된다. 객체 위치 및 경계 예측 단계에서는 객체의 변화가 어파인(affine) 변형을 따른다는 가정 하에 객체의 대략적인 모양 및 위치를 예측한다. 객체 모양 재결정 단계에서는 퍼텐셜 에너지 지도(Potential energy map)와 수정된 Level-Set 운동 함수를 사용하여 객체의 정확한 형태를 재결정한다. 실험결과에서 제안된 방법은 기존의 방법보다 배경의 변화가 큰 경우, 객체 자체의 모양변화가 심한 경우, 객체간의 겹침이 있는 경우 등 다양한 상황이 포함된 동영상에서 정확하게 객체를 추적할 수 있음을 확인할 수 있다.

Abstract

In this paper, we propose a robust object tracking algorithm based on model and edge, using deformed template and Level-Set theory. The proposed algorithm can track objects in case of background variation, object flexibility and occlusions. First we design a new potential difference energy function(PDEF) composed of two terms including inter-region distance and edge values. This function is utilized to estimate and refine the object shape. The first step is to approximately estimate the shape and location of template object based on the assumption that the object changes its shape according to the affine transform. The second step is a refinement of the object shape to fit into the real object accurately, by using the potential energy map and the modified Level-Set speed function. The experimental results show that the proposed algorithm can track non-rigid objects under various environments, such as largely flexible objects, objects with large variation in the backgrounds, and occluded objects.

Keywords : object tracking, deformed template, Level-Set theory, affine transform

* 正會員, 漢陽大學校 컴퓨터工學科

(Department of Computer Science and Engineering, Hanyang University)

** 正會員, 평선베이㈜

(FunctionBay, Inc)

※ 본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(R01-2000-000-00281-0)지원으로 수행되었음.

接受日字:2002年11月11日, 수정완료일:2003年4月15日

1. 서론

동영상 내에 있는 객체들을 분할하거나 관심 있는 객체를 추적하는 것은 감시 시스템(Surveillance system)과 같은 비디오 처리 응용분야나 MPEG-4, MPEG-7 등과 같은 비디오 압축 표준에서 기본적인 단계이다. 또한, 이들 응용분야 중에는 객체의 대략적인 움직임이나 위치의 검출뿐만 아니라 보다 정확한 객체의 모양과 위치의 추출을 요구하는 분야가 많아지고 있으며, 이러한 요구를 충족시키기 위해 여러 가지 방법들이 제안되었다. 하지만 객체의 정확한 위치 및 모양을 유지하면서 추적하는 것은 상당히 어려운 문제이다. 또한 카메라에 의한 전역 움직임과 객체의 의한 지역 움직임이 동시에 존재하는 경우, 객체의 모양 변화가 심한 경우, 객체간의 겹침(occlusion) 등이 있는 상황 하에서 객체를 정확하게 추적하는 것은 더욱 힘든 문제이다. 따라서 기존의 제안된 여러 가지 객체 추출 및 추적 방법들은 동영상 내에 있는 객체들이 큰 변화가 없거나 배경에서의 큰 변화가 없다는 제약점을 두고 있다. 하지만 실제 대부분의 동영상에서는 객체들의 다양한 모양 변화나 객체간의 겹침 현상이 많고 배경 또한 다양하게 변한다.

객체추적 알고리즘은 일반적으로 움직임 기반의 접근방법(Motion-based approach)과 모델 기반의 접근방법(Model-based approach), 그리고 경계선 기반의 접근방법(Boundary-based approach)과 영역 기반의 접근방법(Region-based approach)으로 나눌 수 있다^[1, 2]. 하지만, 일반적으로 움직임 기반의 방법과 영역 기반의 방법 그리고 모델 기반의 방법과 경계선 기반의 방법으로 크게 쌍을 이루며 연구가 진행되고 있다.

객체의 정확한 위치 및 모양을 추출하여 추적하는 방법중 대표적인 방법으로는 ACM(Active Contour Model)^[3-6], Deformable template^[11, 12], Level-Set Theory^[10, 13] 등이 있다. 이들 중 가장 많이 연구가 진행되고 있는 방법으로는 M. Kass 등이 제안한 ACM(Active Contour Model)방법이다^[3]. 이 방법은 “Snake”라고 불리는 방법으로 이후 Balloons^[4], Geodesic Active Contours^[7-10] 등으로 세분화되며, 이를 확장한 여러 가지 방법들이 발표되었다.

또한, A. Gupta 등은 변형된 템플릿(Deformable template)을 사용하여 객체의 추적하는 방법을 제안하였다^[11]. 이 방법은 객체 추적을 위한 방법으로 보는 것

보다 영상 내에서 찾고자 하는 객체의 모양을 찾는 알고리즘이라 볼 수 있다. 하지만 [12]에서 이 방법을 수정하여 빠르고 정확하게 객체추적을 수행할 수 있는 알고리즘으로 발전시켰다. 최근에 N. Paragios와 R. Deriche는 Geodesic Active Contour와 Level-Set 이론을 기본으로 하여 정적인 카메라에서 움직이는 객체의 영역을 자동으로 찾아 추적할 수 있는 방법을 제안하였다^[13].

본 논문에서 제안된 객체 추적 알고리즘은 템플릿 변형과 Level-Set 이론을 사용하여 모델 및 에지 기반의 추적 알고리즘을 제안한다. 또한 제안된 방법은 배경의 변화, 객체간의 겹침, 객체 자체의 모양변화 등과 같은 다양한 상황에서도 객체를 추적할 수 있도록 하는 것을 목표로 한다. 이를 위해 먼저 객체 추적 시, 화소값 대신에 에너지 함수인 PDEF(Potential Difference Energy Function)을 새롭게 정의한다. 이 에너지 함수는 템플릿과 목적 프레임간의 상호 영역 차이(Inter-region distance)와 에지 값으로 구성된 에너지 함수이고, 객체 위치 및 경계 예측과 객체 모양 재결정 단계에서 사용된다. 객체의 추적 과정은 크게 객체 위치 및 경계 예측과 객체 모양 재결정 단계로 구성된다. 객체 위치 및 경계 예측 과정에서는 객체의 변화가 어파인(affine) 변환을 따른다는 가정 하에 어파인 변환을 사용하여 객체의 템플릿을 변형시켜 객체의 대략적인 위치 및 모양을 예측하게 된다. 객체 모양 재결정 과정에서는 퍼텐셜 에너지 지도(Potential energy map)와 N. Paragios와 R. Deriche가 제안한 Level Set 운동 함수를 수정하여 객체의 정확한 형태를 재결정하게 된다.

II. 제안된 객체 추적 알고리즘

제안된 객체 추적 알고리즘은 크게 두 부분으로 구성된다. 첫 번째는 템플릿으로부터 목적 프레임 상의 객체 위치 및 모양을 추정하는 단계이다. 이 때 템플릿은 전 단계에서 결정된 어파인 매개변수(affine parameter)들에 따라 변형되며 목적 프레임에 있는 객체의 위치 및 모양을 추정하게 된다. 이렇게 변형된 템플릿은 객체 모양 재결정과정에서 퍼텐셜 에너지 지도(Potential energy map)를 만든 후, 수정된 Level Set 운동함수에 적용하여 객체의 정확한 모양을 재결정하게 된다. 제안된 추정 알고리즘의 전체적인 과정은 <그림 1>과 같다.

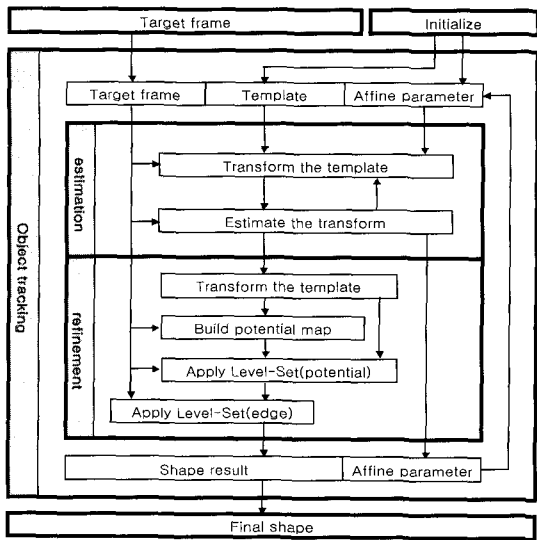


그림 1. 제안된 방법의 전체적인 구성
Fig. 1. Overall scheme of the proposed algorithm.

1. 에너지 함수 PDEF(Potential Difference Energy Function) 정의

제안된 객체 추적 방법에서는 다음 프레임에 있는 객체의 위치 및 경계를 추정하고 재결정하기 위해서 화소값을 사용하지 않고 새로운 에너지 함수인 PDEF (Potential Difference Energy Function)를 정의하여 사용한다. 에너지 함수인 PDEF는 에너지 값의 차로 정의되었기 때문에 에지 주변과 예측된 객체 주변에서는 적은 값을 갖도록 설계되었다. 따라서 PDEF는 영역 정보를 나타내기 위한 항 E_{region} 과 에지 정보를 나타내기 위한 항 E_{edge} 로 구성되어 있다. E_{region} (Inter-region distance energy)은 템플릿 상의 객체와 목적 프레임 상의 예측된 영역에 존재하는 각 화소들 간의 차이 값을 나타낸다. 이때, 화소 값이 객체에 속하는지 혹은 배경에 속하는지에 따라 식 (1)에 정의된 가중치 함수에 따라 가중치가 적용된다.

$$w(r) = \begin{cases} 1-\gamma & r \text{ belongs to object region} \\ 0 & r \text{ belongs to shape region} \\ \gamma & r \text{ belongs to background region} \end{cases} \quad (1)$$

여기서 r 은 화소값이고, γ 는 영역이 객체인지 아닌지에 따라서 에너지 함수에 적용될 기여도를 나타내며 그 값은 $0 \leq \gamma \leq 1$ 이다. 제안된 방법에서는 coarse-to-fine 접근법을 사용하기 때문에 특정 해상도에서의 E_{region} (Inter-region distance energy)은 식 (2)와 같이

정의된다.

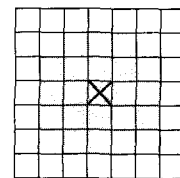
$$E_{l,region}(X_s, X_c) = \sum_{dX \in region} w(R_{l,l}(X_s + dX)) \cdot (I_{l,t}(X_s + dX) - I_l(X_c + dX))^2 \quad (2)$$

여기서, l 은 다중해상도에서의 단계, I , I_t 는 템플릿과 목적 프레임 상에 있는 화소 값, $R_{l,l}(X)$ 는 화소 값 X 가 객체에 속하는지 혹은 배경에 속하는지를 결정한다. <그림 2>는 Eregion을 계산하기 위해 고려되는 영역과 그 가중치를 보여주고 있다. 가중치 마스크의 기본적인 원리는, 찾고자 하는 점은 목적 프레임에서 위치하는 점의 주위 영역이고 그 점과 인접할수록 비슷할 것이라고 보는 것이다. <그림 2(a)>는 첫 단계에서 고려되는 5×5 마스크를 나타내고 <그림 2(b)>는 coarse-to-fine 접근법에서의 마스크를 보여주고 있다.

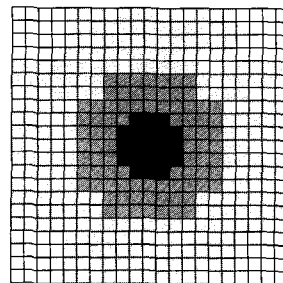
E_{region} 은 최종적으로 식 (3)에서 보는 바와 같이 각 해상도에서의 값을 더하여 결정하게 된다.

$$E_{region}(X_s, X_c) = \sum_{l \in level} E_{l,region}(X_s, X_c) \quad (3)$$

또한, 에지(edge)에 대한 에너지 값을 나타내기 위한 E_{edge} 는 식 (4)와 같이 작은 상수 값을 가지는 미분 에



(a) 5x5 마스크
(a) 5x5 mask



(b) coarse-to-fine 방법을 위한 마스크
(b) mask for coarse-to-fine strategy

Fig. 2. 가중치 마스크
Fig. 2. Mask of weights.

지 필터의 역으로 정의된다.

$$E_{edge}(X_c) = \frac{1}{|\nabla I_r(X_c)| + \xi}, \quad (4)$$

이때, $|\nabla I_r(X_c)|$ 는 미분 에지 필터를 나타내고, ξ 는 작은 상수 값이다. 이 상수 값은 $|\nabla I_r(X_c)|=0$ 이 될 경우, E_{edge} 를 계산할 수 없기 때문에 이를 피하기 위한 값이다.

최종적으로 정의된 에너지 함수 PDEF는 식 (5)에서 보는 바와 같이 영역을 위해 고려된 에너지 함수와 에지를 위해 고려된 에너지 함수의 곱으로 나타낸다.

$$E_{potential}(X_s, X_c) = E_{region}(X_s, X_c) \cdot E_{edge}(X_c) \quad (5)$$

이렇게 정의된 PDEF 함수는 다음 단계에서 화소값 대신 어파인(affine) 움직임 매개변수를 추정하는 과정과 객체의 정확한 모양을 재결정하는 과정에서 사용된다.

2. 객체의 위치 및 경계 추정

어파인 변환(affine transform)은 전역 움직임을 추정하기 위해서 널리 사용되고 있는 방법이다. J. M. Odobez 등이 제안한 방법^[14]에서는 광류(optical flow)를 어파인 변환을 따르는 매개변수적인 움직임(parametric motion)으로 정의하고, 움직임의 광류를 계산하기 위해 LMS(Least mean square)를 사용하였다. 또한 다른 방향으로 존재하는 광류로부터 발생하는 에러를 줄이기 위해 Tucky-weight 함수를 가중치로 사용하여 coarse-to-fine 방법을 적용하였다. 이는 local-minima에 빠지는 문제와 계산량을 줄이기 위해서다.

하지만, 이 방법은 영상 전체의 각 화소값에 대해서 계산을 반복하므로 너무 많은 계산량을 요구하는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 객체의 움직임이 어파인 변환을 따른다고 가정하고, 영상전체의 화소값을 모두 고려하는 것이 아니라, 경계선을 기준으로 그와 유사한 영역을 정의하는 에너지 함수 PDEF를 사용하여 현재 프레임의 객체 템플릿과 다음 프레임에 존재하는 목적 객체 사이의 움직임 매개변수를 추정한다. 이때 객체 겹침(occlusion)과 배경에 의해 발생할 수 있는 에러를 줄이기 위해서 식 (6)에 정의된 Tucky-weight 함수 $w_{tw}(x, C)$ 를 가중치로 사용한다. 또한 계산량을 줄이고 local minima 문제를 극복하기 위해서 coarse-to-fine 접근 방법을 사용한다.

$$w_{tw}(x, C) = \begin{cases} -(C^2 - x^2)^3 / C^6 & \text{if } |x| < C \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

여기서 C 는 실험을 통해서 얻을 수 있는 상수 값이다. 먼저, 움직임 매개변수를 예측하기 위해 어파인 변환 행렬 A 를 사용하여 변환된 임의의 점 X_s 에 대한 에너지 함수 $E_{trans}(A)$ 를 식 (7)과 같이 정의한다.

$$E_{trans}(A) = \sum_{X_s \in \text{shape}} E_{potential}(X_s, \text{trans}(X_s, A)), \quad (7)$$

이때 $\text{trans}(X_s, A)$ 는 점 X_s 가 어파인 함수 A 에 의해서 옮겨진 점의 새로운 위치이다. 결과적으로 식 (8)에 있는 움직임 파라미터 δ 를 구하는 것은 반복적인 방법(recursive method)과 coarse-to-fine 접근 방법을 사용하여 에너지 함수 $E_{trans}(A)$ 를 최소화하는 문제로 귀결된다.

$$\delta_n = (\delta_a \quad \delta_b \quad \delta_c \quad \delta_d \quad \delta_e \quad \delta_f)^T$$

$$A_n = \begin{pmatrix} \delta_a & \delta_b & \delta_c \\ \delta_d & \delta_e & \delta_f \end{pmatrix} \quad (8)$$

$E_{trans}(A)$ 가 최소화될 때의 A 를 계산하면 식 (9)와 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} E_{trans}(A_n) &= E_{trans}(A_{n-1}) + \Delta E_{trans}(A_{n-1}) \\ &= E_{trans}(A_{n-1}) + \frac{d}{dA_{n-1}} E_{trans}(A_{n-1}) \cdot \hat{\delta} \\ &= \sum_{s \in \text{shape}} E(X_s, \text{trans}(X_s, A_{n-1})) + \sum_{s \in \text{shape}} \frac{d}{dA_{n-1}} E(X_s, \text{trans}(X_s, A_{n-1})) \cdot \hat{\delta} \\ &= \sum [E(X_s, \text{trans}(X_s, A_{n-1}))] + \sum \left(\frac{dE}{dx_s}, \frac{dE}{dy_s} \right) \begin{pmatrix} dx_s & dy_s \\ dA_{n-1} & dA_{n-1} \end{pmatrix} \hat{\delta} \\ &= \sum [E(X_s, \text{trans}(X_s, A_{n-1}))] + \sum \left(\frac{dE}{dx_s}, \frac{dE}{dy_s} \right) \begin{pmatrix} x_s & y_s & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_s & y_s & 1 \end{pmatrix} \hat{\delta} \\ &= [\sum B_{s,n-1}] + [\sum A_{s,n-1}] \hat{\delta} \\ &= B_{n-1} + A_{n-1} \cdot \hat{\delta} \end{aligned} \quad (9)$$

위의 식 (9)에 Tucky-weight 함수를 적용하고 $\hat{\delta}$ 로 다시 정리하면 식 (10)과 같이 된다. 식에서 보는 바와 같이 $\hat{\delta}$ 는 행렬 A' 과 B' 계산하면 자동으로 결정된다. 이때, 행렬 A' 과 B' 은 식 (11)과 같고 정의된 PDEF를 이용하여 구성할 수 있는 행렬이다.

$$\begin{aligned} & \left[\sum w_{iw}(s, A_{n-1}) \cdot B_{s,n-1} \right] + \left[\sum w_{iw}(s, A_{n-1}) \cdot A_{s,n-1} \right] \hat{\delta}_{n-1} \\ & = B'_{n-1} + A'_{n-1} \cdot \hat{\delta}_{n-1} = 0 \\ & \hat{\delta}_{n-1} = (A'_{n-1}{}^T \cdot A'_{n-1})^{-1} \cdot (A'_{n-1}{}^T \cdot B'_{n-1}) \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} A' &= \begin{bmatrix} w(1, A_{n-1}) \cdot \frac{dE_{potential}}{dx_1} \cdot x_1 & w(1, A_{n-1}) \cdot \frac{dE_{potential}}{dx_1} \cdot y_1 & \dots & w(1, A_{n-1}) \cdot \frac{dE_{potential}}{dy_1} \\ w(2, A_{n-1}) \cdot \frac{dE_{potential}}{dx_2} \cdot x_2 & w(2, A_{n-1}) \cdot \frac{dE_{potential}}{dx_2} \cdot y_2 & & w(2, A_{n-1}) \cdot \frac{dE_{potential}}{dy_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w(k, A_{n-1}) \cdot \frac{dE_{potential}}{dx_k} \cdot x_k & w(k, A_{n-1}) \cdot \frac{dE_{potential}}{dx_k} \cdot y_k & & w(k, A_{n-1}) \cdot \frac{dE_{potential}}{dy_k} \end{bmatrix} \\ B' &= \begin{bmatrix} w(1, A_{n-1}) \cdot E_{potential}(1, trans(1, A_{n-1})) \\ w(2, A_{n-1}) \cdot E_{potential}(2, trans(2, A_{n-1})) \\ \vdots \\ w(k, A_{n-1}) \cdot E_{potential}(k, trans(k, A_{n-1})) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (11)$$

제안된 객체 위치 및 경계 추정과정의 상세한 알고리즘은 <그림 3>과 같다.

```

function A = estimate( A0 )
iteration ← 0
A ← A0
while ( iteration < maxIteration ) {
    iteration ← iteration + 1
    make A', B'
    dA ← (AT · A)-1 (AT · -B)
    weight ← 1
    while ( weight < minweight ) {
        if( Etrans(A + α dA) < Etrans(A) ) {
            A ← A + α dA
            α ← α/2
        }
    }
    if ( weight < α ) return A
}
return A
end function
    
```

그림 3. 객체 위치 및 경계 추정 과정
Fig. 3. Estimation process of object location and boundary.

3. 객체의 경계선 재결정

객체의 위치 및 경계 추정과정을 통해서 대략적인 객체의 위치와 경계를 추정할 수 있다. 하지만 이 과정에서 추정된 결과는 객체 자체의 변화 및 정확한 모양을 결정하지 못한다. 따라서 본 논문에서 목표로 하는 객체의 정확한 영역이라 하기에는 어렵다. 이를 위해 제안된 방법에서는 객체의 모양 재결정 과정을 거치게 된다. 변형된 템플릿을 정확한 객체의 경계로 맞추기 위해서는 경계선 확률 지도(Boundary probability map)와 수정된 Level-Set 운동 함수(Speed function)를 사용한다.

앞에서 정의된 PDEF 함수는 템플릿 객체 경계선 상의 점들과 목적 프레임 상의 임의의 점 사이에 얼마나 유사한지/다른지를 나타내는 함수이므로 Level-Set 운동 함수에 적용하기 위해서 확률에 관련된 함수로 변환되어야 한다. 이를 위해 먼저 경계 상에 존재하는 각 화소의 값들이 일치된 확률 값을 가질 수 있도록 정규화(normalization) 과정을 거친 후, 확률에 관련된 함수로 변환된다. 확률 지도는 일반적으로 PDEF의 역으로 정의될 수 있다. 왜냐하면, PDEF 함수는 템플릿 객체의 경계선 상의 점들과 목적 프레임 상의 점 사이에 얼마나 다른지를 나타내므로 값이 크다는 것은 차이가 크고 이는 확률적으로 유사할 확률이 낮다는 것을 의미하기 때문이다. 정규화 과정은 식 (12)에서 보는 바와 같이 에너지들 중 값이 작은 m개를 사용하여 정규화한다.

$$\begin{aligned} LP_{shape} &= \text{normalize}(E_{potential}(X_s, X)) \\ &= \begin{cases} \frac{\min_m(E_{potential}) - E_{potential}(X_s, X)}{\min_m(E_{potential}) - \min_1(E_{potential})} \\ 0 \end{cases} \\ &\text{if } E(X_s, X) \leq \min_m(E_{potential}) \\ &\text{otherwise} \end{aligned} \quad (12)$$

이때 $\min_m(E)$ 은 객체의 경계선 위의 점 X_s 의 에너지 값들 중 m번째의 작은 값을 의미하고 $\min_1(E)$ 는 가장 작은 값을 의미한다. 이렇게 정규화된 확률 값들은 식 (13)에서와 같이 이들 중 최대값을 취함으로써 최종적으로 만들고자 하는 경계선 확률 지도를 만든다. 이러한 확률 모델은 maximum likelihood 방법에서 사용된 것과 유사한 방법이다.



그림 4. 경계선 확률 지도
Fig. 4. Boundary probability map.

$$P_{shape}(X) = \max_{X_s \in shape} LP_{shape}(X_s, X) \quad (13)$$

<그림 4>는 이러한 과정을 거쳐서 만들어진 경계선 확률 지도의 예를 보여주고 있다.

마지막으로 이러한 경계선 확률 지도를 Level-Set 운동 함수에 적용시켜 객체의 정확한 경계선을 재결정하게 된다. 본 논문에서는 N. Paragios와 R. Deriche^[13]에 의해서 제안된 운동 함수를 사용한다. 이 운동 함수는 식 (14)와 같고 Geodesic Active Contour와 Level-Set 이론을 합쳐서 만든 것이다.

$$\phi_t = \left(g(I, \sigma) \cdot \kappa + \nabla g(I, \sigma) \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \nabla \phi \quad (14)$$

이때 ϕ 는 거리 함수이고, κ 는 주어진 위치에서 함수 ϕ 의 곡률(curvature)을 나타내며 $g(I, \sigma)$ 는 에지 영상에 대한 gradient를 나타낸다. 경계선 확률 지도는 이들이 제안한 운동 함수에 바로 적용할 수 있다. 하지만 제안된 방법에서는 식 (15)와 같이 원래 식에서 $\alpha \cdot \text{sign}(\phi)$ 를 추가함으로써 겹침(occlusion) 문제를 해결하고 유동적인 객체의 경계선을 정확히 결정할 수 있도록 한다. 뿐만 아니라 이를 통해 수행시간을 절약할 수 있다.

$$\phi_t = \left(\left(g(I, \sigma) + \alpha \cdot \text{sign}(\Phi_{t=0}) \right) \kappa + \nabla g(I, \sigma) \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \nabla \phi$$

$$\text{sign}(\Phi_{t=0}) = \begin{cases} +1 & \text{object region} \\ -1 & \text{background region} \end{cases} \quad (15)$$

식 (15)에서 $\alpha \cdot \text{sign}(\phi)$ 는 interface가 예측된 위치에서 이탈하지 못하도록 조절하는 역할을 담당한다. 즉, interface에 이러한 속성을 첨가함으로써 겹침(occlusion) 문제를 다소 해결할 수 있게 된다. 만약 α 값이 커지면 interface는 쉽게 초기 gradient 영상으로 맞춰지고, 그렇지 않은 경우에는 주어진 확률지도 방향으로 맞춰지게 된다.

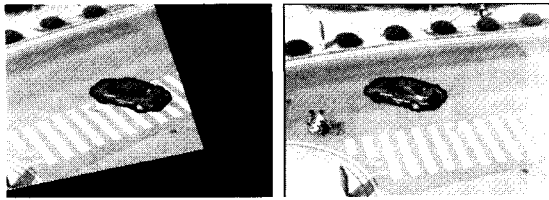
III. 실험 결과 및 성능 분석

본 논문에서는 제안된 방법의 결과 및 성능을 평가하기 위해서 객체의 모양 심한 변화가 있는 경우, 배경의 변화가 심한 경우, 부분적인 겹침(occlusion)이 있는 경우 등 다양한 시퀀스에 대하여 실험을 실시하였다. 성능 평가를 위해서는 고전적인 방법 중에 하나인 템플릿 정합(Template matching) 방법, Level Set 이론을 이용한 방법^[13], Deformable 템플릿 방법^[11]과 성능을 비교하였다. 이 때 성능 평가 기준으로는 정확성, 배경의 변화 존재 여부, 객체의 변형 여부, 객체 겹침에 대한 추적 여부, 에러 누적 여부, 수행시간을 사용하였다.

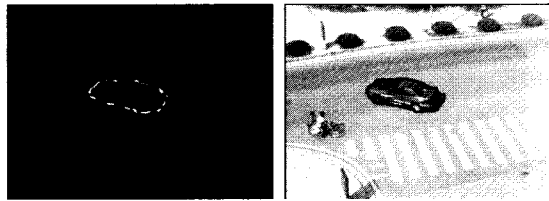
1. 실험 결과

먼저 <그림 5>는 제안된 방법을 사용하여 자동차를 추적하는 과정을 보여주고 있다. <그림 5(a)>는 어파인 변환을 사용하여 초기 템플릿을 변형한 그림이고 <그림 5(b)>는 이를 사용하여 객체의 위치 및 경계를 추정하는 결과이다. <그림 5(c)>는 객체의 모양 재결정을 위한 경계선 확률 지도이고, <그림 5(d)>는 최종 추적 결과를 보여주고 있다.

실험결과에서는 객체의 모양 변화 있는 경우, 배경의 변화가 심한 경우, 객체와 배경의 변화가 동시에 있는 경우, 겹침이 존재하는 경우에 대하여 결과를 보여주고 있다. 먼저, <그림 6>에서는 배경의 변화는 없고, 객체 모양의 변화만을 가진 시퀀스에 대한 결과를 보여주고 있다.



(a) 초기 변형된 템플릿 (b) 예측 결과
(a) Initial deformed template (b) Result of estimation



(c) 경계선 확률 지도 (d) 최종 추적 결과
(c) Boundary probability map (d) Final result of tracking

그림 5. 제안된 객체 추적 과정
Fig. 5. Procedures for tracking a car.

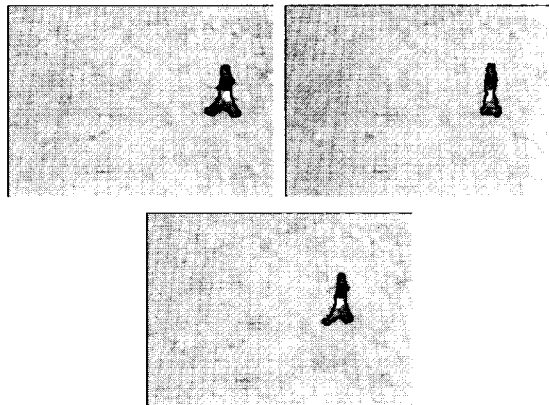


그림 6. 객체의 형태 변화가 있는 경우
Fig. 6. Tracking with object flexibility.

<그림 7>에서는 객체의 크기 및 모양 변화는 거의 없고, 배경에서의 심한 변화가 있는 경우에 대한 예이다. 실험결과에서 보는 바와 같이 파도에 의한 배경 변화가 심한 경우에도 객체에 대한 정확한 경계를 유지하면서 추적하는 것을 볼 수 있다.

<그림 8>에서는 객체의 변화 및 배경의 변화가 심한 경우 객체를 추적하는 결과이다. 그림에서 보는 바와 같이 아주 정확하게 객체의 경계를 유지하지는 못하지만 배경이 심하게 변하고 객체의 모양 변화가 빠르게 일어나는 경우에도 객체를 비교적 정확하게 추적하는 것을 볼 수 있다.

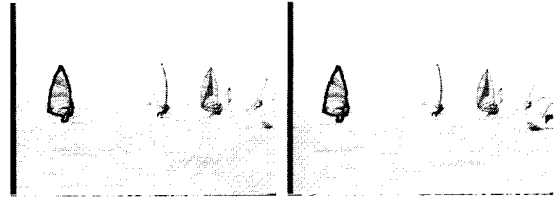


그림 7. 배경의 변화가 있는 경우
Fig. 7. Tracking with background variation.

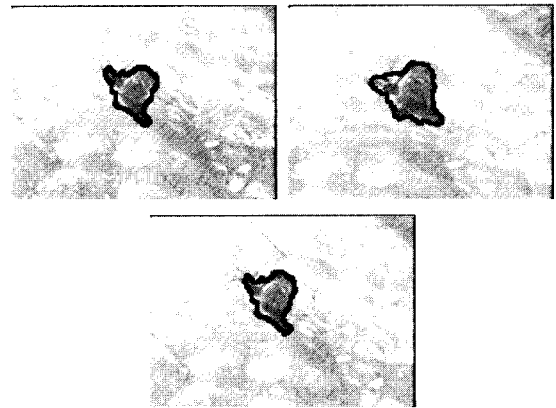


그림 8. 객체의 모양 변화 및 배경의 변화가 동시에 존재하는 경우
Fig. 8. Tracking with object flexibility and background variation

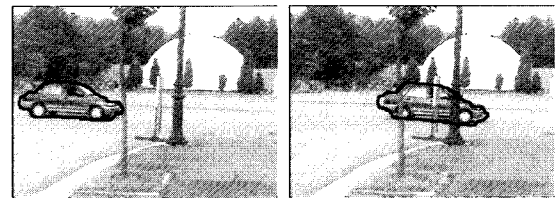


그림 9. 겹침이 있는 경우의 객체 추적
Fig. 9. Tracking result against occlusion.

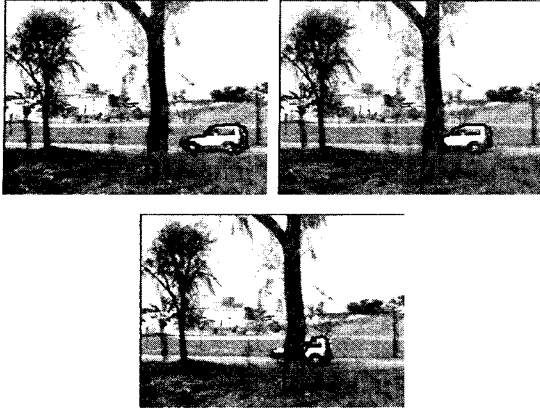


그림. 10. 추적에 실패한 경우
Fig. 10. Fail to track against occlusion.

<그림 9>는 겹침(occlusion)에 대한 실험결과이다. 제안된 방법을 사용할 경우 그림에서 보는 바와 같이 앞으로 진행되는 객체가 일부 가려지는 경우에도 계속해서 객체를 추적하는 것을 볼 수 있다.

그러나, <그림 10>과 같이 겹쳐지는 객체나 배경의 큰 물체에 의해서 가려지는 경우 객체의 추적에 실패하는 것을 볼 수 있다. 이는 어파인 변환을 사용하여 객체를 추정하는 과정에서 가려진 물체에 의해 템플릿이 잘못 변형되고, 에러 값이 누적됨으로써 최종적으로 추적에 실패하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 겹침에 의해 발생하는 템플릿 자체의 왜곡에 대한 고려가 필요하다.

2. 성능 평가

실험결과의 성능평가를 위해서 정확도, 수행시간, 배경의 변화가 있는 경우, 객체의 변화가 있는 경우, 객체간의 겹침, 에러 누적 여부를 기준으로 기존의 방법과 성능을 비교하였다.

먼저, 제시된 성능평가 기준 중 정확도와 수행시간은 정량적인 평가가 가능하고 이에 대한 결과는 <표 1>에서와 같다. 정확도를 위해서는 실제 객체의 영역과 추적된 영역 사이에서 불일치된 화소의 수를 실제 객체 영역의 화소수로 나눈값을 사용한다. 따라서 임의의 100 frame에 대하여 불일치 화소수를 평균한 결과값이 정확도에 대한 평가기준이다. 또한, 수행시간은 임의의 100 frame을 처리하는데 필요로 하는 평균시간을 초단위로 나타낸 값이다.

<표 1>에서 보는 바와 같이 제안된 방법은 기존의 두가지 방법에 비해서는 다소 많은 시간을 필요로 하

표 1. 정확도와 수행시간

Table 1. Accuracy and computation time.

	제안된 방법	Template matching 방법	N.Paragios의 방법	Deformable Template방법
정확도	0.09	0.36	0.11	1.89
수행시간	3.48	0.86	5.67	1.63

표 2. 배경 및 객체 변화, 겹침, 에러누적

Table 2. Background and object variation, occlusion, error accumulation.

	제안된 방법	Template matching 방법	N.Paragios의 방법	Deformable Template방법
배경의 변화가 있는 경우	성공	성공	실패	성공
객체의 변화가 있는 경우	성공	실패	실패	부분 성공
객체 겹침이 있는 경우	부분 성공	부분 성공	실패	성공
에러 누적	비교적 많음	없음	없음	비교적 적음

나 정확하게 객체의 모양을 추적하는 것을 확인할 수 있다.

<표 2>에서는 정성적인 평가지수에 대한 실험결과이다. 결과에서 보는 바와 같이 제안된 방법은 상대적으로 다양한 환경에서도 객체를 추적할 수 있음을 확인할 수 있다.

IV. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 배경 및 객체의 변화, 객체간의 겹침 등 다양한 환경에서 객체를 추적할 수 있는 모델과 예지 기반의 추적 알고리즘을 제안하였다. 이를 위해 새로운 에너지 함수인 PDEF(Potential Difference Energy Function)를 정의하여 객체의 위치 및 경계를 예측하고, 이를 재결정하는데 사용하였다. 또한, 객체 위치 및 경계 예측 단계에서는 객체의 변화가 어파인(affine) 변형을 따른다는 가정 하에 객체의 대략적인 모양 및 위치를 예측하고, 객체 모양 재결정 단계에서는 퍼텐셜 에너지 지도(Potential energy map)와 수정된 Level-Set 운동 함수를 사용하여 객체의 정확한 형태를 재결정하여 객체의 정확한 모양을 유지하면 추적이 가능하도록 하였다.

실험결과에서는 제안된 방법이 기존의 방법에 비해
서 정확도, 배경의 변화, 객체의 변형, 객체 점침에 대
한 추적여부, 여러 누적 측면에서 보다 좋은 추적 성능
을 보여주고 있다.

향후과제로는 수행시간의 단축과, 템플릿의 재 초기
화 과정에 대한 문제 해결, occlusion을 위해 템플릿 자
체의 왜곡에 대한 고려 등이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] L. Vincent, 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. 1022~1034, Jun. 1991.
- [2] D. K. Park, H. S. Yoon, C. S. Won, "Fast Object Tracking in Digital Video," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 46, no. 3, pp. 785~790, 2000.
- [3] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, pp. 321~32, 1998.
- [4] D. Cohen, "On Active Contour Models and Balloons," *CVGIP: Image Understanding*, vol. 53, pp. 211~218, 1991.
- [5] A. Kumar, A. Yezzi, S. Kichenassamy, P. Olver, A. Tannenbaum, "Active Contours for visual tracking: a geometric gradient based approach," *IEEE Conf. Decision and Control*, vol. 4, pp. 4041~4046, 1995.
- [6] M. Bertalmio, G. Sapiro, G. Randall, "Morphing Active Contours," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 7, Jul. 2000.
- [7] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro, "Geodesic Active Contours," *IEEE Proc. International Conference on Computer Vision*, 1995.
- [8] S. Kichenassamy, A. Kumar, P. Olver, A. Tannenbaum, and A. Yezzi, "Gradient Flows and Geometric Active Contour Models," *IEEE Proc. International Conference on Computer Vision*, pp. 810~815, 1995.
- [9] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro, "Geodesic Active Contours," *IEEE Proc. International Conference on Computer Vision*, 1995.
- [10] N. Paragios, R. Deriche, "Unifying Boundary and Region-based information for Geodesic Active Tracking," *IEEE Proc. International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 300~305, 1999.
- [11] Y. Zhong, A. K. Jain, M.-P. Dubuisson-Jolly, "Object Tracking Using Deformable Templates," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 5, pp. 554~549, May. 2000.
- [12] M.-P. Dubuisson-Jolly, A. Gupta, "Tracking deformable templates using a shortest path algorithm," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 81, no. 1, pp. 26~45, Jan. 2001.
- [13] N. Paragios, R. Deriche, "Geodesic Active Contour and Level Sets for the Detection and Tracking of Moving Objects," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 3, pp. 296~280, Mar. 2000.
- [14] J. M. Odobez and P. Bouthemy, "Robust Multi-resolution Estimation of Parametric Motion Models," *Journal. Visual Communication and Image Representation*, vol. 6, no. 4, December. pp. 348~365, 1995.

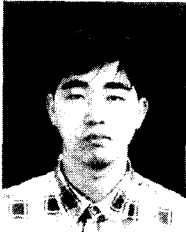
저 자 소 개



金 鍾 烈(正會員)

1997년 2월 : 한양대학교 전자계산학과 졸업(공학사). 1999년 2월 : 한양대학교 대학원 전자계산학과 졸업(공학석사). 1999년 3월~현재 : 한양대학교 대학원 전자계산학과 박사과정. <주관심분야 : 객체

분할 및 추적, 영상처리, 컴퓨터 비전, 멀티미디어 정보 보호 등>



羅 現 泰(正會員)

1999년 2월 : 한양대학교 전자계산학과 졸업(공학사). 2002년 2월 : 한양대학교 대학원 전자계산학과 졸업(공학석사). 2002년 3월 : FunctionBay, Inc. 연구소 <주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 패

턴인식 등>



文 泳 植(正會員)

1980년 2월 : 서울대학교 공과대학 전자공학과 졸업(학사). 1982년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 1990년 :

University of California at Irvine Dept. of Electrical and Computer

Engr.(박사) 1982년~1985년 : 한국전자통신연구소 연구원. 1989년~1990년 : Inno Vision Medical 선임연구원.

1990년~1992년 : 생산기술연구원 선임연구원. 1992년~

현재 : 한양대학교 전자계산학과 부교수. <주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식 등>