

# 활성 템플릿의 구조와 동작특성

양애경, 최형일

숭실대학교 컴퓨터학부 인공지능연구실

## Structural and Behavioral Characteristics of Active Templates

Ae-Kyung Yang, Hyung-il Choi

Computer Vision Laboratory, School of Computing, Soongsil University

### 요 약

본 논문에서는 활성 템플릿을 이용하여 임의의 형태를 가지는 이동 물체에 대한 정보를 추출하고, 이동 물체를 감지한다. 활성 템플릿은 이용함으로써 기존의 활성 모델에서 추출하지 못했던 이동 물체의 움직임 정보, 즉 전이정보, 회전정보, 크기변화 정보의 추출이 가능하다. 이 방법은 이동물체를 정확하게 감지할 필요없이 활성 템플릿 정취만으로 이동 물체에 대한 정보 추출이 가능하게 한다. 또한 이동 물체에 대한 움직임 정보 추출 후에 활성 템플릿의 윤곽선과 이동 물체 윤곽선간의 차이벡터를 이용하여 템플릿 영역내의 이동 물체 감지가 가능하다. 이것은 기존의 스네이크 알고리즘에 존재하는 지역 최소화 문제에 대한 해결방안이라고 볼 수 있다. 본 논문은 향후 얼굴 표정 인식 및 추적, 사람의 머리 추적, 행위 인식 등에 응용이 가능하다.

## 1. 개 요

컴퓨터 비전 분야에서 이동물체 감지 및 추적에 대한 연구는 동영상 분석 및 동영상 내의 이동물체 인식 연구를 위해 필요한 부분이라고 할 수 있다.

기존의 활성 모델(Active Models)에서는 이동 물체의 에지, 색상, 텍스처 및 모양 특징에 대한 에너지 함수를 최소화시킴으로써 이동 물체를 감지하고 있다[1]. 이때 칼만필터를 이용하여 최소 인접 사각형(MER:Minimum Enclosed Rectangle)의 중심점 및 최소 인접 사각형의 크기를 상태변수를 사용하여 다음 시점에서의 이동물체의 초기 위치를 예측하고 있다. 다음 시점에서 예측된 영역 내의 에너지 함수 계산에 의하여 이동 물체를 감지하고 있다. 활성 모델에서의 단점은 이동물체의 움직임 정보(affine transform information)를 알 수 없다는 것이다[1]. 활성 모델의 에너지 함수 중 스네이크 알고리즘과 같이 외부에너지와 내부 에너지를 최소화시켜서 물체의 영역을 감지하고 있다. 그러나, 스네이크 알고리즘은 스네이크 모델의 초기 위치에 따라 지역적 최소(local minima)값을 가질 수 있다. 즉 스네이크 모델의 초기 위치를 물체의 영역 내에 위치시키면 물체를 정확하게 감지하지 못한다. 물리학을 기반으로 한 방법에서는 뉴턴의 운동 법칙을 기반으로 이동 물체의 영역을 감지하고, 감지된 이동 물체의 형태를 3차원으로 재구성하고 있다[2]. 감지된 물체 영역의 형과 무

개, 탄성 등을 고려한 모션 벡터를 계산하여 이동 물체를 추적한다. 카드보드 모델(CardBoard Model) 방법에서는 사람의 형태를 각각 사각형으로 표시하고 각 사각형의 모서리점들을 이용하여 매개변수를 계산한다[3]. 이때 계산된 매개변수를 이용하여 각 사각형들의 움직임 정보를 추출하여 얼굴의 표정 인식 및 행위 인식에 응용한다.

본 논문에서는 이동 물체의 모양에 최적화된 활성 템플릿을 사용함으로써 활성 템플릿의 정보만으로도 이동 물체의 움직임 정보를 추출하고, 추출된 활성 템플릿 영역 내에서의 각 특징에 대한 에너지 함수 최소화에 의해 이동 물체를 감지한다. 이때 스네이크 모델에서 발생하는 지역적 최소값을 가지지 않도록 항상 템플릿 영역이 이동 물체를 외접한다.

본 논문에서는 학습과정이 없으며, 첫 번째 프레임에서 최적화된 활성 템플릿을 결정하고 이를 바탕으로 이동 물체를 추적해 나간다.

본 논문의 구성은 입력된 연속 프레임의 처리에 대한 순서에 의한다. 2장에서는 전처리 과정을 3장에서는 전처리된 프레임에서 실체르 이동물체를 추적하고 감지하는 과정을 설명하고, 4장에서 결론 및 향후 방향에 대해 언급한다.

## 2. 전처리

본 논문에서는 한 프레임내의 이동 물체는 하나만 존재하며 이동 물체는 커다란 움직임이 없이 점차적으로 움직이며, 명암 역시 커다란 변화는 없다고 가정한다. 연속된 입력 프레임의 첫 번째 프레임은

배경영상이며, 배경영상으로부터 치연선에 의해 이동물체를 감지한다. 이동 물체가 감지되면 레이블링 처리에 의하여 이동 물체 영역에 최소 인접 사각형을 형성한다. 이동 물체에 대한 최소 인접 사각형이 설정되면, 이동 물체의 윤곽선에서 대표셀들을 추출하고, 각 대표셀들의 모델 에너지 함수를 설정한다. 모델 에너지 함수는 색상, 에지, 텍스처를 특징으로 사용하며, 다음 시점에서의 활성 템플릿 및 이동 물체 감지에 사용된다.

또한, 이동 물체에 최적인 활성 템플릿의 형태를 탐색한다. 본 논문에서는 이동 물체에 최적인 활성 템플릿을 사용하여 이동 물체와 활성 템플릿 사이의 차이를 최소화함으로써 이동 물체의 움직임 정보를 추론한다. 이동 물체에 최적인 활성 템플릿을 형성하기 위해 이상 타원(superellipse) 모델을 사용한다. 이상타원 모델의 공식은 식(1)과 같다.

$$S_{n,r_x,r_y} = (x(\phi), y(\phi)) \text{----- (1)}$$

$$x(\phi) = \sum_{\beta=0}^{2\pi} r_x \cos^{\beta}(\phi) \quad y(\phi) = \sum_{\beta=0}^{2\pi} r_y \sin^{\beta}(\phi)$$

$S_{n,r_x,r_y}$ 는 이상타원 모델을 나타내며,  $n$ 값에 따라 이상타원의 형태가 결정된다 즉  $n=0$ 이면, 사각형을 가지며,  $n=1$ 이면 원형을,  $n=2$ 이면 마름모형태를 가지며,  $n>2$ 이면 마름모의 각 변이 점점 원점으로 모이는 형태를 가진다. 이때  $r_x, r_y$ 값에 의해 가로변과 세로변의 길이가 결정된다. 예를 들어,  $n=1$ 이고  $r_x=r_y$ 이면 원이 되며,  $n=1$ 이고  $2r_x=r_y$ 이면 장축의 길이가 단축의 2배인 타원이 된다 본 논문에서는 이동 물체에 대한 최소 인접 사각형이 설정된 후, 이동 물체의 윤곽선을 추적하며  $5 \times 5$  크기의 대표셀들을 설정한다 대표셀들이 설정된 후, 각 대표셀의 중심픽셀로부터 다른 대표셀들의 중심픽셀까지의 유클리디안 거리를 계산하여, 그 거리가 최대가 되는 선을 이상 타원 모델의 장축으로 설정한다. 장축이 설정되면, 장축의 중간 위치를 모델의 중점 및 이상 타원 모델의 중심점으로 설정한다. 이와 같이 처리함으로써 이상타원 모델의 초기 회전각도가 자동적으로 결정된다 장축 설정 후, 장축이 가지는 모든 수직선 중에 길이가 최대가 되는 수직선의 길이를 단축길이로 설정하고 중점으로부터 단축을 위치시킨다. 이와 같이 장축과 단축을 설정함으로써 이상타원은 이동 물체를 외접하게 된다 즉 이동 물체는 이상타원의 내부에 항상 존재하게 된다

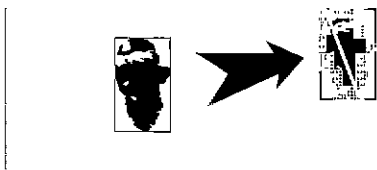


그림 1 활성템플릿의 초기화

그림1과 같이 이동물체가 감지되고 장축 및 단축이 설정되면,  $n$ 값을 결정하기 위해 각 이상타원의  $n$ 값을 변형시키면서 차이벡터를 계산한다. 여기서 차이벡터란 각 대표셀의 중심픽셀로부터 이상타원까지의 수직벡터를 뜻한다. 식(2)와 같이 차이벡터에 대한 함수의 값이 1에 가장 가까운  $n$ 값을 결정한다.

즉 이동 물체의 윤곽선을 이루고 있는 점들의 좌표값은 이상타원의 윤곽선을 이루는 점들의 좌표값보다 작거나 같아야 한다

$$b(x,y) = \left(\frac{x}{r_x}\right)^{2/n} + \left(\frac{y}{r_y}\right)^{2/n} \text{----- (2)}$$

식(2)에서  $n$ 은 0보다 큰 값을 가지며, 이상타원의 형태를 결정한다. 함수  $b(x,y)$ 의 입력값은 이동 물체의 윤곽선 상의 좌표값들이다.  $b(x,y)$ 가 1보다 크게 되면 이상 타원의 윤곽선 외부에 위치하는 것을 의미하고, 1과 같으면 이상 타원의 윤곽선상에 존재하며, 1보다 작으면 이상 타원의 윤곽선 내부에 입력 좌표기 위치해 있는 것을 의미한다

$$n = \max_{all\ n} \left( \frac{\sum_{i=1}^N b_i(x,y)}{N} \right) \text{----- (3)}$$

식(3)과 같이 모든  $n$ 값에 대하여  $b$ 함수의 합을 계산하고, 정규화된  $b$ 함수값 중 최대값을 가지는  $n$ 값을 취한다. 다시 말해서 모든  $b$ 함수는  $r_x, r_y$ 가 이미 설정된 상태이므로 1보다 작거나 같다. 따라서 모든  $b$ 함수의 값들은 0에서부터 1사이의 값을 가진다 따라서 1에 가장 가까운 즉, 최대가 되는  $n$ 값을 취함으로써 이상 타원의 형태가 결정된다.  $N$ 은 입력된 좌표의 총 개수이다

이상타원의  $n, r_x, r_y, \theta$ (이상타원의 회전각도)가 결정되면, 이동 물체에 대한 모션벡터를 계산한다. 본 논문에서는 이상타원의 형태가 시간이 지남에 따라 이동 물체의 타원으로 형태가 변형되었다고 가정한다. 이와 같은 가정은 실제로 이상타원의 형태가 변형되지 않고, 모션벡터를 계산하기 위해 필요한 가정이다 모션벡터의 계산은 매개변수에 의한 방법을 이용하며, 계산 방식은 회귀방법(regression method)으로 하여 잡음의 영향을 감소시키도록 한다.

$$u(x,y) = a_1 + a_2x + a_3y + a_4x^2 + a_5xy \\ v(x,y) = a_6 + a_7x + a_8y + a_9xy + a_{10}y^2 \text{----- (4)}$$

식(4)에 의하여 이동 물체의 모션벡터가 계산되며, 8개의 매개변수를 계산하기 위하여 이상타원 상에서 균등간격( $45^\circ$ )상에 있는 8개의 좌표값에 차이벡터를 더하여 나오는 이동 물체 상의 좌표값을 입력값으로 한다. 계산 방식은 회귀 방법(regression method)을 사용하며, 식(5)과 같다[3,4]

$$E = \rho(\nabla I \cdot \mathbf{u}(x, \mathbf{a}) + I, \sigma) \text{----- (5)}$$

$$\rho(x, \sigma) = \frac{x^2}{\sigma^2 + x^2}$$

### 3. 활성템플릿의 응용

이동 물체의 추적은 대략적인 정합단계로부터 세밀한 정합단계까지 진행되는 방법(coarse-to-fine method)을 사용한다. 우선 대략적인 정합단계에서는 킬만필터를 이용하여 다음 프레임에서의 이상타원의 위치를 예측한다. 따라서 킬만필터를 구성하는 관측 벡터(measure vector)의 요소로서 이상 타원의 중점좌표, 회전각도, 이상 타원 예측을 위한 최소 인접 사각형의 중점 및 최소인접 사각형의 가

로, 새로 크기, 8개 좌표값에 대한 모션벡터가 포함된다.

$$\bar{m}_k = H \cdot \bar{s}_k$$

$$\bar{s}_k = F \cdot s_{k-1} \quad \text{----- (6)}$$

$$m_k = \left\{ c_x, c_y, r_x, r_y, \theta, mer(c_x), mer(c_y), mer(s_x), mer(s_y), \right. \\ \left. u_x^1, u_y^1, v_x^1, v_y^1, \dots, u_x^8, u_y^8, v_x^8, v_y^8 \right\}$$

식(6)은 일반적인 칼만필터의 수식이며,  $m_k$ 는 시점 k에서의 측정벡터를 나타내며, 행렬 H는 시스템 벡터인  $s_k$ 와 측정 벡터를 연결하는 관측 행렬(observation matrix)을 나타낸다. 행렬 F는 상태전이 행렬(state transition matrix)로서 한 상태와 다음 상태간의 관계를 정의한다.



그림 2. 이상타원의 종류

그림2에 나타난 이상타원의 종류 중 이동 물체에 최적인 이상 타원이 설정되고, 모션벡터의 계산이 끝난 이후부터 입력되는 프레임에서의 이상 타원에 대한 초기 위치에 최소 인접 사각형을 위치시키고, 최소 인접 사각형 내에서 이상 타원의 중점 좌표값 및 회전 각도를 변화시켜 가면서 각각의 8개의 좌표값들에 대한 모션벡터 및 전처리 과정에서 설정된 모델 에너지 함수를 참조하여 이동 물체에 대한 에너지 함수를 최소화시킨다. 에너지 함수가 최소가 되는 이상 타원의 중점좌표 및 회전각도를 이상 타원에 대한 중점좌표 및 회전각도로 설정한다. 이상 타원에 대한 위치가 설정되면, 이상타원에 대한  $r_x, r_y$ 를 고정하고, 이동 물체에 대한 매개변수를 계산한다

#### 4. 결론 및 향후방향

본 논문에서는 이상 타원을 기반으로 한 활성 템플릿에 의하여 이동물체에 대한 움직임 정보를 추출하고, 템플릿 영역 내에서의 이동 물체를 감지한다. 즉, 이동물체의 모든 윤곽선상의 점들에 대한 정합이 없이도 이동 물체에 대한 움직임 정보를 추출하고, 또한 모든 윤곽선 상의 점들에 대한 이동물체의 감지 또한 가능하다. 따라서, 본 논문에서는 기존의 활성 모델에서 추출하지 못하는 움직임 정보를 추출하였고, 스네이크 알고리즘에서의 단점인 지역적 최소 문제를 해결하였다. 본 논문은 얼굴 표정 추적 및 인식, 사람의 머리 추적(head tracking), 행위 인식 등에 응용이 가능하다. 본 논문의 향후방향으로 이동 물체의 매개변수에 의해 발생할 수 있는 움직임 정보에 대한 연구가 필요하다. 또한, 하나의 이동 물체에서 여러 개의 이동 물체에 관한 추적 및 감지, 이동 물체간의 폐색(occlusion)시 발생하는 문제를 해결할 필요가 있다.

#### 5. 참고문헌

[1] Dae-Sik Jang, Hyung-II Choi, "Moving Object

Tracking with Active Models," Proceedings of the ISCA 7th International Conference on Intelligent Systems, p212-215, July 1-2, 1998.

[2] Dimitri Metaxas, Demetri Terzopoulos, "Shape and Nonrigid Motion Estimation through Physics-Based Synthesis," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.15, No.6, p580-591, June, 1993.

[3] Shanon X Ju, Michael J.Black, Yaser Yacoob, "Cardboard People:A Parameterized Model of Articulated Image Motion." International Conference on Face and Gesture Analysis, 1996.

[4] Michael J. Black, "Robust Incremental Optical Flow," YALEU/CSD/RR #923, September 1992.