적응적인 물체분리를 이용한 효과적인 공분산 추적기

Effective Covariance Tracker based on Adaptive Foreground Segmentation in Tracking Window

이진욱, 조재수*

(Jin-Wook Lee¹ and Jae-Soo Cho¹)

¹Korea University of Technology and Education

Abstract: In this paper, we present an effective covariance tracking algorithm based on adaptive size changing of tracking window. Recent researches have advocated the use of a covariance matrix of object image features for tracking objects instead of the conventional histogram object models used in popular algorithms. But, according to the general covariance tracking algorithm, it can not deal with the scale changes of the moving objects. The scale of the moving object often changes in various tracking environment and the tracking window(or object kernel) has to be adapted accordingly. In addition, the covariance matrix of moving objects should be adaptively updated considering of the tracking window size. We provide a solution to this problem by segmenting the moving object from the background pixels of the tracking window. Therefore, we can improve the tracking performance of the covariance tracking method. Our several simulations prove the effectiveness of the proposed method.

Keywords: covariance tracking, covariance matrix, adaptive scale change

I. 서론

움직이는 물체를 자동으로 추적하는 추적 알고리즘은 레이다나 카메라 등의 감지센서 신호를 이용하여 움직이는 물체의 현재 위치, 속도, 물체 크기 등을 실시간으로 추정하는 알고리즘이다. 이러한 추적 알고리즘은 그 대상이 실내인지 실외인지(즉, 조명의 변화가 있는지 없는지), 움직이는 물체에 크기 등의 변화가 있는지 없는지 등 여러 가지 환경적인 변수에 따라서 그 성능이 매우 다른 특징을 가지고 있는 것이 현실이다. 이전에 검출된 물체를 현재 프레임의 영상에서 추적하는 물체추적 알고리즘은 여러 영상응용에 매우 중요한 요소가 되고 있다. 비디오 영상을 이용하여 움직이는 물체를 추적하는 방법은 다양하게 연구되고 있지만, 형태가 가변적이며 움직임이 빠른 물체를 강인하고, 정확하게 추적하는 기술은 아직도 활발히 연구가 진행되고 있는 분야이다.

이전의 군수산업에 많이 응용되어 온 표적중심 추적법[4]과 상관도 추적알고리즘[5]보다도 성능이 좋고, 실시간 구현 가능한 추적기법들이 최근에 많이 개발되고 있으며, 이러한 추적알고리즘 중 대표적인 추적알고리즘이 mean-shift 추적알고리즘[8]과 공분산 추적기법(covariance tracking)[1]이다.

Mean-shift 추적알고리즘은 실시간 비정형(non-rigid) 물체

의 추적을 가능하게 하는 추적알고리즘으로 물체를 컬러히스토그램으로 표현하고, 추적하고자 하는 다음 프레임에서 Mean-shift를 활용하여 이전에 컬러히스토그램으로 표현된 물체영역과 가장 유사도가 높은 지역을 주변영역에서 찾는 알고리즘이다.

공분산 추적기법도 mean-shift 알고리즘과 마찬가지로 실시간 비정형 물체 추적기법으로 움직이는 물체의 공간적인 특징과 통계적 특징을 함께 공분산 매트릭스로 표현하고, 이후 프레임에서 이전의 물체 공분산 매트릭스 모델(covariance matrix model)과 riemannian manifold 영역에서 가장 유사도가 높은 영역을 추적하는 알고리즘이다.

공분산 추적알고리즘의 속도를 개선한 이전연구[2]에서는 gradient descent 최적화를 활용하여 공분산 추적알고리즘의 수행속도를 개선하였다. 하지만 공분산 추적알고리즘이 물체의 크기변화가 있는 경우(물체의 크기가 작아지거나, 커지는 경우) 지속적인 변화에 의한 편류현상(추적창에서 물체가 벗어나는 현상)이 발생하므로 물체를 포함하는 추적창(tracking or object window)의 크기가 적응적으로 변화되어야 한다. 그러므로 본 논문에서는 물체의 크기가 가변적인 경우에 대하여 적응적으로 물체창의 크기를 변화시킴으로써 물체추적의 정확도를 높이는 방법을 제안하였다.

본 논문의 구성은 먼저 II 장에서 기존의 공분산 추적알고리즘을[1,2] 간단하게 설명하고 그 문제점을 기술한 후, III 장에서는 공분산 추적알고리즘의 문제점을 극복하기 위해 개선된 공분산 추적알고리즘을 제안한다. IV 장에서는 III 장에서 제안된 방법을 실험하고, 결론과 추후과제는 V 장에서 기술하였다.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 4. 16., 수정: 2010. 6. 4., 채택확정: 2010. 6. 10.

이진욱: 한국기술교육대학교 대학원 정보미디어공학과

(shinjae@kut.ac.kr)

조재수: 한국기술교육대학교 컴퓨터공학부(jaesoo27@kut.ac.kr)

* 본 논문은 2010년도 ICROS 학술대회에서 초안이 발표되었습니다.

II. 공분산 추적기

1. 공분산 추적알고리즘

공분산 추적기(covariance tracker)[1,2] 상관방식 추적기법과 마찬가지로 그림 1과 같이 추적하고자 하는 물체를 포함하는 일정한 영역(추적창 또는 커널)에 대한 특징벡터(feature vector)를 추출한 후 식(1)과 같은 공분산행렬(covariance matrix)로 추적하고자 하는 물체를 표현(model)한 후, 그 다음 프레임에서 이전의 물체에 대한 공분산 행렬모델을 이용하여 가장 유사도가 높은 영역을 해당 프레임에서 물체가 위치한 영역으로 추정하는 물체 추적알고리즘이다.

$$C^{object} = \frac{1}{MN} \sum_{k=1}^{MN} (f_k - \mu)(f_k - \mu)^T \quad (1)$$

여기서 C^{object} 는 움직이는 물체를 표현하는 $d \times d$ 공분산행렬(covariance matrix)이고, $f_k = [x y R G B]^T$ 는 특징벡터이다. $d(=5)$ 는 특징벡터의 차수가 된다. μ 는 특징벡터 f_k 의 평균(mean)을 의미한다. 특징벡터는 대상물체와 영상의 특징에 따라서 x, y, R, G, B 외에 다양한 다른 특징값들(x, y 축 방향의 에지강도 등)을 사용할 수 있다. 본 논문에서는 그림 1과 같이 5개의 특징값을 사용하였다.

$$\rho(C^{object}, C^{candidate}) = \sqrt{\sum_{i=1}^d \ln(\lambda_i(C^{object}, C^{candidate}))^2} \quad (2)$$

추적하고자 하는 현재 프레임 검색영역내의 모든 후보영역에서 식 (2)와 같은 유사도 거리(distance metric)를 측정한 후, 거리가 가장 작은값(또는 유사도가 가장 높은 곳)을 선택함으로써 움직이는 물체를 추적하게 된다. λ_i 는 공분산행렬의 일반 고유치(generalized eigenvalue)를 나타낸다. 공분산 추적기는 물체가 존재하는 후보영역의 모든 유사도 거리에서 가장 최소가 되는 지점을 움직이는 물체가 있는 곳으로 결정한다. 그리고 현재프레임에서 새롭게 검출된 물체가 움직이면서 그 형태가 변경되는 것을 고려하여 식 (3)과 (4)에 의하여 물체 모델을 지속적으로 업데이트하면서 추적한다.

$$\bar{C}^{i+1} = \exp_{\bar{C}^i} \left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \log_{\bar{C}^i} (C_t) \right) \quad (3)$$

그림 1. 공분산 추적기 개념도(특징벡터와 추적창).

Fig. 1. The concept of the conventional covariance tracker (feature vector and tracking window).

그림 2. 공분산 추적기의 문제점, (a) 2프레임 추적결과, (b) 60프레임 추적결과.

Fig. 2. Problem of the conventional covariance tracker, (a) Object tracking result of 2th frame, (b) Object tracking result of 60th frame.

$$\bar{C} = \arg \min_C \sum_{t=1}^T d^2(C, C_t) \quad (4)$$

2. 공분산 추적알고리즘의 문제점

일반적으로 움직이는 물체의 크기변화가 없는 수평이동의 경우는 기존 공분산 추적기의 성능은 다른 어떤 추적알고리즘보다 우수하다. 이전연구[1,2]에서 실험한 대부분의 영상이 움직이는 물체의 크기변화가 미미할 정도의 영상들이 대부분이다. 하지만 그림 2에서 보는 것과 같이 움직이는 물체가 카메라의 원거리에서 계속해서 가깝게 접근하는 영상이나, 또는 크기변화가 필요한 Zoom In/Out의 경우 기존의 공분산 추적기의 성능은 매우 떨어짐을 확인할 수 있었다.

이전의 공분산 추적기는 그림 2와 같이 목표물을 추적하는 동안 추적에러가 지속적으로 누적되어 물체모델이 목표물을 정확히 묘사하지 못하므로 추적을 실패할 확률이 높아진다. 그러므로 상기의 공분산 추적기의 문제점을 극복하기 위해서는 추적창(tracking window)의 크기를 추적물체 크기변화를 고려하여 적응적으로 변경할 수 있어야 한다. 그림 2와 같은 경우 움직이는 물체의 크기가 작아지고 있으므로, 그에 대응하여 추적창의 크기를 작게 변경할 필요가 있는 것이다. III 장에서는 적응적으로 추적물체의 크기를 측정하고 물체모델을 정확한 데이터로 구성하기 위한 방안을 서술한다.

III. 적응적인 추적창 크기변화를 이용한 효과적인 공분산 추적기법

공분산 추적기의 문제점은 움직이는 물체의 크기가 변하면서 물체모델에 대한 정확도가 지속적으로 하락하는 편류현상으로 물체가 추적창을 벗어나는 현상이 발생한다는 것이다. 이는 물체에 대한 정확한 데이터를 물체모델에 포함을 시킨다면 해결할 수 있다. 즉, 추적창내에서 물체와 배경을 분리함으로써 물체의 크기 정보를 얻을 수 있고, 물체의 크기정보를 이용하여 추적창의 크기를 변경한다.

1. 추적창내 효과적인 추적 물체분할

추적기는 추적하려는 물체를 초기에 물체검출과정에서 선택되므로 그림 3과 같이 초기 물체에 대한 정보 획득이

그림 3. 초기 물체에 대한 정보.

Fig. 3. Information of the initialized object.

그림 4. 물체분리 결과.

Fig. 4. Result of object segmentation.

가능하다고 가정한다. 상기 가정은 고정된 배경에서 배경과 물체를 분리하는 과정의 결과라 가정한 것이다.

먼저 초기 움직이는 물체 검출정보를 활용해 물체의 확률밀도함수(probability density function)를 추정한다. 일반적으로 히스토그램 정보를 이용해서 물체의 컬러특징 확률밀도함수의 추정이 가능하다. 초기 정보 입력영상 $f(x,y)$ 에서 물체를 모델링하기 위해서 간단한 특징을 이용한다: 물체 화소의 컬러 값, $Z=[RGB]$. $H_{color}(Z)$ 가 물체 화소의 히스토그램을 나타내고 이를 이용해서 물체에 대한 컬러확률밀도함수를 아래와 같이 나타낼 수가 있다(ω_{object} 는 물체 클래스를 의미한다).

$$p(Z | \omega_{object}) \equiv \frac{H_{color}(Z)}{\sum_Z H_{color}(Z)} \quad (5)$$

$p(Z | \omega_{object})$ 는 0에서 1사이의 값으로 컬러확률밀도함수로 정의할 수 있다. 이는 물체에 대한 컬러수치, Z 의 확률밀도함수에 대한 좋은 추정을 제공한다.

물체에 대한 컬러확률밀도 함수를 바탕으로 추적창내에서 식 (6)과 같이 움직이는 물체와 배경화소를 분리한다.

$$\begin{aligned} & \text{Decide } B(x,y) \\ & = \begin{cases} 1 \text{ (object)}, & \text{if } p(\omega_{object} | Z) > \text{Threshold} \\ 0 \text{ (background)}, & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

$B(x,y)$ 는 물체와 배경이 분리된 이진영상을 의미하고, 특징벡터 $Z=[RGB]$ 를 밝기정보가 아닌 컬러정보(R, G, B)로 변경하면(참고로 R, G, B가 독립이라고 가정하였다.) 각각에 대한 물체의 확률밀도함수로 식 (6)을 변경하면 식 (7)과 같다.

그림 5. 물체에 대한 투영히스토그램 예시, (a) 물체분리 결과영상, (b) x축 투영 히스토그램, (c) y축 투영 히스토그램.

Fig. 5. An example of projection histogram, (a) Result of object segmentation, (b) x-axis projection histogram, (c) y-axis projection histogram.

$$\begin{aligned} & \text{Decide } B(x,y) \\ & = \begin{cases} 1 \text{ (object)}, & \text{if } p(\omega_{object} | R) \cdot p(\omega_{object} | G) \cdot p(\omega_{object} | B) > \text{Threshold} \\ 0 \text{ (background)}, & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

그림 4는 추정된 물체의 컬러정보 확률밀도함수를 활용하여 식 (7)에 의하여 물체와 배경을 분리한 결과를 보여주고 있다.

2. 적응적인 추적창 크기변화

3.1절과 같이 추적창내의 물체와 배경을 분리하여 물체의 크기를 추정하는 것이 필요하다. 물체의 크기를 추정하기 위해 본 논문에서는 추적창내에서 분리한 이진화 영상에 대한 투영히스토그램(projection histogram)을[4] 활용했다. 각 축에 대한 투영히스토그램은 물체의 크기를 측정하는데 효율적이다. 그림 5는 물체에 대한 투영히스토그램의 예시를 보여준다.

H_x, H_y 를 각 축에 대한 투영 히스토그램이라 하면, 물체의 너비와 높이를 측정하기 위해서 투영 히스토그램과 편중(bias)보상을 위한 물체의 무게중심(centroid, $x_{centroid}, y_{centroid}$)을 활용한다. 물체의 무게중심과 히스토그램의 평균과 차이를 보상함으로써 물체를 추적창의 중심으로 위치시키고, 추적창의 크기를 새롭게 설정할 수 있다. 아래의 식과 같이 보상치($\Delta x, \Delta y$)와 임계치 설정을 위한 투영 히스토그램의 각 최대값($\max_{H_x}, \max_{H_y}$)을 활용한다. μ_{H_x} 은 x축 투영히스토그램의 평균값, μ_{H_y} 은 y축 투영히스토그램의 평균값을 나타낸다.

$$\begin{aligned} \Delta x &= (\mu_{H_x} - x_{centroid}) \\ \Delta y &= (\mu_{H_y} - y_{centroid}) \\ \max_{H_x} &= \arg \max_{i=1}^M H_x(i) \\ \max_{H_y} &= \arg \max_{i=1}^N H_y(i) \end{aligned} \quad (8)$$

추적창 영상은 $M \times N$ 이고 $x_{obj}, y_{obj}, width_{obj}, height_{obj}$ 는 측정된 추적창의 시작 좌표와 너비, 높이를 의미한다. 투영 히스토그램의 분석방법은 식 (9)와 같다.

그림 6. 투영 히스토그램을 활용한 물체 크기 측정결과.

Fig. 6. Result of measurement for the object based on projection histogram.

$$x_{obj} = \arg \text{first} \left[\sum_{i=1}^M H_x(i) > \alpha \cdot \max_{H_x} \right] + \Delta x \quad (9)$$

$$y_{obj} = \arg \text{first} \left[\sum_{i=1}^N H_y(i) > \alpha \cdot \max_{H_y} \right] + \Delta y$$

$$\text{width}_{obj} = \arg \text{first} \left[\sum_{i=M}^1 H_x(i) > \alpha \cdot \max_{H_x} \right] - x_{obj} + \Delta x$$

$$\text{height}_{obj} = \arg \text{first} \left[\sum_{i=N}^1 H_y(i) > \alpha \cdot \max_{H_y} \right] - y_{obj} + \Delta y$$

α 는 임계치 설정을 위한 가중치로 실험에서는 0.1로 사용하였다. 그림 6에서는 연속한 프레임에서의 추적창의 크기변화 분석결과를 보여준다. 영상 내의 백색선분은 분석한 추적창의 크기를 나타낸다.

3. 적응적인 추적창 공분산 행렬의 변경

효과적으로 분리한 물체의 영역(III 장 1절)과 새롭게 분석한(III 장 2절) 추적창을 통해서 공분산 행렬의 수정이 필요하다. 이는 공분산 추적기에서 편류현상 극복을 위한 방안으로 지속적인 추적창의 변화는 이전 연구[1]와 비교해서 물체에 대한 공분산 행렬을 구성하기에 효과적이다.

이를 간단하게 설명하면 다음과 같다. 먼저 새로운 추적창의 크기 $M \times N$ 에 따라서 수식 (1)의 방법으로 물체를 묘사하기 위한 공분산 행렬을 계산한다. 이 공분산 행렬은 물체의 크기가 가변적일 경우에 적응적으로 크기를 변화시

키기 때문에 물체모델을 구성하는데 효율적이다. 마지막으로 새롭게 계산한 공분산 행렬은 식 (3)과 (4)에 의해서 물체모델을 갱신한다. IV 장의 실험결과와 같이 적응적으로 갱신된 공분산 물체모델은 물체의 가변적인 크기에 적응적으로 동작하므로 정확한 추적성능을 보이는 것을 알 수 있다.

IV. 실험결과 및 고찰

그림 7. 기존 공분산 추적기(첫째 열)와 제안하는 추적방법(둘째 열)의 물체추적 비교결과, (a) 2프레임, (b) 20프레임, (c) 40프레임, (d) 60프레임.

Fig. 7. Comparison results of tracking target object between the conventional covariance tracking method(1st col) and the proposed tracking method(2nd col), (a) 2th frame, (b) 20th frame, (c) 40th frame, (d) 60th frame.

그림 8. 추적창 변화에 기반한 추적결과.

Fig. 8. Object tracking results based on change of the tracking window.

그림 9. 프레임별 추적창 크기의 변화.

Fig. 9. Change of the tracking window size frame by frame.

제안한 방법의 효율성을 검증하기 위해서 이전연구[1]에서 사용한 물체 추적 영상(320x240)을 실험하였다. 대상 물체는 지속적으로 작아지며 물체 움직임의 변화도 크다. 그림 7은 물체의 크기 변화에 따른 추적창 변화와 그에 따른 공분산 추적기의 향상된 추적성능을 보여준다.

위와 같이 이전연구에서 보이던 편류현상은 본 논문에서 서술한 방법을 통해서 극복하였다. 그림 8은 연속적인 프레임에서 제안하는 추적기를 통해서 추적한 물체를 보여준다. 그림 8과 같이 물체 추적창의 적응적인 변화는 기존 공분산 추적기의 문제점을 극복하고 물체의 정확한 추적이 가능하도록 한다. 추가적으로 그림 9에서는 추적창 크기의 변화 정도를 잘 보여주고 있다. 앞서 서술했듯이 대상물체는 점점 작아지고 동적 움직임이 다수 존재하기 때문에 추적창의 너비와 높이에 대해 그림 9와 같은 결과를 보인다.

V. 결론 및 추후과제

본 논문에서는 움직이는 물체의 크기변화를 감지하여 크기에 따라 적응적으로 추적창의 크기를 변경할 수 있는 공분산 추적기를 제안하였다. 제안된 공분산 추적기는 기존의 공분산 추적기의 문제점인 물체의 크기가 변화하는 경우 발생할 수 있는 심한 편류현상을 극복할 수 있었고, 더 정교한 추적성능을 보였다. 기존의 공분산 추적기는 움직이는 물체의 크기변화에 따른 추적창의 크기를 고정함으로써 움직이는 물체의 추적 정확도가 떨어지는 문제점이 있었다. 하지만 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 추적창내에서 물체의 컬러정보에 대한 확률밀도함수를 추정 한 후 배경과 물체를 분리하고, 분리된 물체의 투영 히스토그램을 이용하여 물체의 중심과 크기 정보를 획득한 후, 적절하게 추적창 크기를 변경할 수 있도록 하였다. 그리고 변경된 추적창에 따른 공분산행렬을 수정해 줌으로써 추적의 정확도를 높이도록 하였다.

실험결과에서 알 수 있듯이 추적의 특성상 추적 중 한 프레임이라도 잘못된 피크를 검출할 경우 추적에 실패하게 된다. 추후에는 정교한 물체 모델링을 통해서 물체와 배경을 정교하게 분리가 가능하도록 할 것이다. 이는 추후의 물체의 행동패턴(물체 실루엣 분석) 등과 같은 고차원적인 정보추출을 위해서 반드시 필요한 과정이다.

참고문헌

[1] F. Porikli, O. Tuzel, and P. Meer, "Covariance tracking using model update based on means on riemannian

manifolds," *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2006.

- [2] A. Tyagi, J. W. Davis, and G. Potamianos, "Steepest descent for efficient covariance tracking," *IEEE Workshop on Motion and Video Computing*, 2008.
- [3] S. Kluckner, T. Mauthner, and H. Bischof, "A covariance approximation on euclidean space for visual tracking," *Proc. 33rd Workshop of the Austrian Association for Pattern Recognition*, 2009.
- [4] J. S. Cho, D. J. Kim, and D. J. Park, "Robust centroid target tracker based on novel distance features in cluttered image sequences," *IEICE Trans. Inf. and Syst.* vol. E83-D, no. 12, pp. 2142-2151, Dec. 2000.
- [5] D. A. Montera, S. K. Rogers, D. W. Ruck, and M. E. Oxley, "Object tracking through adaptive correlation," *Optical Engineering*, vol. 33, no. 1, pp. 294-302, Jan. 1994.
- [6] A. M. Peacock, S. Matsunaga, D. Renshaw, J. Hannah, and A. Murray, "Reference block updating when tracking with block matching algorithm," *Electronics Letters*, vol. 36, no. 4, pp. 309-310, Feb. 2000.
- [7] K. Nickels and S. Hutchinson, "Estimation uncertainty in SSD-based feature tracking," *Image and Vision Computing*, vol. 20, no. 1, pp. 47-58, 2002.
- [8] D. Comaniciu and P. Meer, "Kernel-based object tracking," *IEEE Trans. Pattern analysis and machine intelligence*, vol. 25, no. 5, May 2003.
- [9] J. W. Lee and J. S. Cho, "Effective covariance tracker based on adaptive changing of tracking window," *Proc. of ICROS Annual Conference 2010*, Chuncheon, Korea, pp. 505-506, May 2010.

이진욱

2008년 2월 한국기술교육대학교 멀티미디어 공학과(공학사). 2008년 3월~현재 한국기술교육대학교 대학원 정보미디어공학과 공학석사 과정. 관심분야는 Intelligent Visual Surveillance, Object detection and tracking, Pattern Recognition.

조재수

1993년 2월 경북대학교 전자공학과(공학사). 1996년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학(공학석사). 2001년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학(공학박사). 2001년 3월~2003년 7월 (주) 삼성전자. 2003년 9월~현재 한국기술교육대학교 컴퓨터공학부 부교수. 관심분야는 Automatic Video Tracking, Visual Surveillance, Pattern Recognition, Digital Watermarking.