

개선된 Observe 기법을 적용한 Particle Filter 물체 추적

Object Tracking Using Particle Filter with an Improved Observe Method

조현중, 이철우, 정재기, 김진율
Hyun-Joong Cho, Chul-Woo Lee, Jae-Gi Jung, Jin-Yul Kim

Abstract - In object tracking based on the particle filter algorithm controlling the proper distribution of the samples is essential to accurately track the target. If the samples are spread too wide compared to the target size, the tracking accuracy may degrade as some samples can be caught by background clutters that is similar to the target. On the other hands if the samples are spread too narrow, the particle filter may fail to track the abrupt motion of the target. To solve this problem we propose an improved particle filter that adopts "re-weighting" technique at the observe step. We estimate the distribution of the weights of the current samples by its mean and variance. Then the samples are re-weighted so that the appropriate distribution of the samples in proportional to the target scale is obtained at the next select step. The proposed tracking method can avoid convergence to local mean and improve the accuracy of the estimated target state.

Key Words : Object tracking, Particle filter, Re-weighting

1. 서론

최근 몇 년간 영상 장치의 급격한 발달로 말미암아 영상 처리의 응용분야가 보안 감시 장치, 의료 영상 분석과 같은 전문 분야에서 비디오 게임 장치, 증강 현실, 디지털 카메라 화상 통화 등 폭넓은 분야로 크게 확대되고 있다. 그중에서 영상 추적 분야는 주로 보안 감시 장치, 디지털 카메라, 증강 현실 등 사람의 얼굴과 같은 특정한 물체를 감지하여 추적하는 기술로 응용되고 있다. 그러나 이러한 발달로 말미암아 영상 추적을 요구하는 기술이 기존의 고정된 CCTV와 같은 고정된 장소에서 PTZ 카메라, 디지털 카메라와 같이 영상 내 타겟의 움직임이 활발한 상황까지 추적이 지속되도록 요구되고 있다. 이에 대응하여 촬영하는 환경과 추적하는 물체의 크기가 변화하는 영상에 대한 물체 추적 기법이 폭넓게 연구되고 있다. 영상 추적 시스템에 적용되는 기법으로는 Mean Shift[1], Particle Filter[2] 등이 있는데, 비전 기반의 추적 시스템에는 유사한 물체가 있는 환경에서도 확률 분포를 근사하게 추정할 수 있는 장점이 있는 Particle Filter [2][3][4][5]가 활발히 연구되고 있다.

본 논문에서는 개선된 가중치 부여 기법으로 샘플의 분포가 일정하게 되는 방법을 제안한다. 이 기법을 사용하여 타겟의 급격한 움직임에도 추적이 안정적으로 이루어지도록 하였다. 본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 기존

의 Particle Filter를 이용한 물체 추적 방식에 대해 살펴보고, 3장에서는 제안하는 기법에 대한 설명이 있다. 그리고 실험 및 비교를 통해 제안하는 기법의 성능을 평가한다.

2. 본론

2.1 관련 연구

본 절에서는 기존에 제안된 Particle Filter[2]에 대한 물체 추적 기법에 대해서 설명한다.

2.1.1 기존의 파티클 필터 기법

Particle Filter를 이용한 물체 추적 기법은 영상에 샘플을 분포하여 확률 분포를 추정하는 방법이다. 샘플의 상태는 $s = \{x, y, hy, hx, \theta\}$ 으로 구성된다. 여기서 x, y 는 샘플의 좌표이다. hy 와 hx 는 물체를 나타내는 타원의 장축과 단축의 길이이며, θ 는 타원의 회전 각도이다.

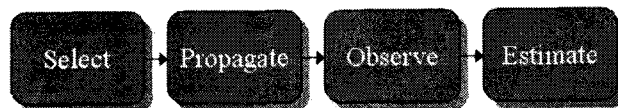


그림 1. 기존의 Particle Filter를 사용한 물체 추적 순서도

그림 1은 기존의 Particle Filter 방식의 순서이다. 4단계로 이루어져 있으며, 일반적으로는 한 프레임 동안에 그림 1의 과정이 한번 수행된다.

2.1.2 Select와 Propagate 단계

먼저 Select 단계는 이전 프레임에 분포된 샘플로부터 가

저자 소개

조 현 중 : 수원대학교 전자공학과 석사과정

이 철 우 : 수원대학교 전자공학과 박사과정

정 재 기 : 수원대학교 전자공학과 석사과정

김 진 율 : 수원대학교 전자공학과 부교수·공학박사

* 본 연구는 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구 센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음. (IITA-2009-C1090-0902-0010)

중치에 비례하는 확률로 새로운 샘플 집합을 선택한다. 이전 샘플 Set의 가중치로부터 Random 하게 새로운 샘플 Set 을 선택한다. 다음으로 Propagate 단계에서는 새로운 샘플 Set을 현재 프레임에 분포한다. 움직임 모델에 따른 타겟의 이동 방향을 예측하여 Random 움직임을 추가하고 현재의 프레임에 샘플을 분포하게 된다. 기존에 제시된 방법으로는 Propagate 단계에 움직임 모델[2][4]이 적용되었다. 수식 (1)은 일반적으로 사용되는 1차 움직임 모델이다.

$$S_t = AS_{t-1} + W_{t-1} \quad (1)$$

S_t 와 S_{t-1} 은 각 프레임에 분포된 샘플 Set의 상태를 나타낸다. A 는 타겟의 상태로부터 추정된 타겟의 이동 속도이다. W_{t-1} 는 Random 움직임요소이다. 1차 움직임 모델은 추정된 타겟의 속도를 적용하여 분포하는 방식이다. 그러나 추적하는 타겟이 좌우로 이동하는 경우처럼 속도가 급격히 변하는 상황에선 움직임 예측을 벗어나게 되어 샘플의 분포가 타겟을 놓치는 상황이 발생한다. 0차 움직임 모델은 수식 (1)에서 추정 속도 A 를 사용하지 않고, Random 움직임에 의존한 분포 방식이며, 예측할 수 없는 움직임에도 추적을 지속할 수 있는 특징이 있다. 그러나 움직임 예측을 위해 타겟이 존재하지 않는 공간에 많은 샘플이 분포되어 추정하게 되는 타겟의 정확도가 떨어지게 된다. 그리고 타겟과 유사한 물체가 있는 경우 추적을 실패하게 되는 상황도 나타난다.

2.1.3 Observe와 Estimate 단계

Observe 단계는 각 샘플에서 타겟과 유사한 정도를 나타내는 관측 확률을 측정하고 그에 따른 가중치를 부여한다. 가중치 산출에는 수식 (2)와 같은 가우시안 형태의 함수가 사용되며, $d_{(n)}$ 는 n 번째 샘플을 통해 측정된 관측확률인 Bhattacharyya Distance[2]를 사용한다.

$$\pi^{(n)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{d_{(n)}^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

수식 (2)는 같은 유사도 값을 가지는 샘플 Set인 경우에도 가우시안 함수의 분산을 나타내는 σ 값에 따라 가중치가 다르게 부여되는 것을 알 수 있다. Observe 단계에서 가중치가 부여된 샘플은 Select 단계와 Estimate 단계에서 사용한다. Estimate단계는 수식 (3)과 같이 샘플의 가중치와 샘플 상태의 평균으로 결정된다.

$$E[S_t] = \sum_{n=1}^N \pi_t^{(n)} s_t^{(n)} \quad (3)$$

Observe 단계에서 산출되는 가중치는 수식(2)에 있는 σ 의 값에 따라 크게 달라진다. 그러나 기존에는 σ 를 고정된 값으로 분포된 샘플의 특성이 반영되지 않은 상태로 사용되었다.

그림 2의 (a)는 영상 전역에 분포된 샘플의 위치를 보이며, (b)에서 원의 크기는 샘플들의 관측확률을 의미한다. (c)는 수식 (2)에서 $\sigma = 0.1$ 을 사용하여 산출한 샘플들의 가중치를 보이고 있다. 원의 크기는 원의 중심에 있는 샘플의 가중치에 비례한다. (d)와 (e)는 각각 $\sigma = 0.15$, $\sigma = 0.2$ 를 사용하여

산출된 샘플들의 가중치를 나타낸다. (f)는 해당 영상에서 실험한 결과 추적이 가장 잘된 값인 $\sigma = 0.17$ 을 사용하였다. 기존의 추적 방식은 고정된 σ 의 값으로부터 산출되는 가중치가 샘플의 분포가 반영되지 않은 채 사용되었다. 따라서 Select 단계에서 적절한 샘플 Set을 생성하려면, Observe 단계의 σ 조정은 추적성능에 매우 직접적인 영향을 끼친다.

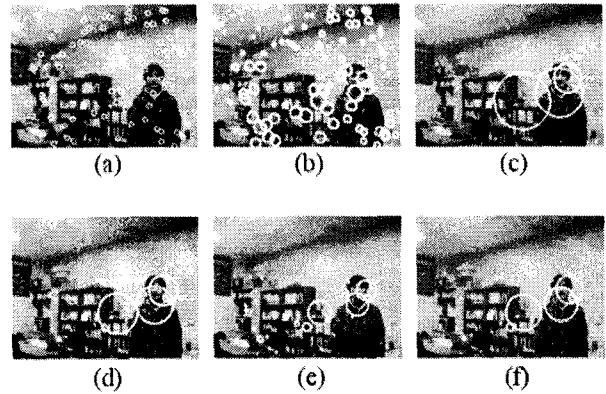


그림 2. 관측 확률로부터 산출된 가중치
(a) 샘플의 분포 상태 (b) 관측확률 (c) 가중치($\sigma=0.1$)
(d) 가중치($\sigma=0.15$) (e) 가중치($\sigma=0.2$) (f) 가중치($\sigma=0.17$)

2.2 기존 방식의 문제점

기존에는 샘플의 분포가 적정 범위로 유지되는 기법이 사용되지 않았다. 다만, 타겟의 일정한 움직임에 대응하기 위해 1차 움직임 모델[2]을 적용하거나 또는 샘플을 넓게 분포하여 예측할 수 없는 이동에 대응하는 0차 움직임 모델[4]을 사용한다. 그러나 0차 움직임 모델을 사용하는 경우에는 타겟 주변으로 분포되는 샘플이 많아져서 타겟의 상태(크기, 회전각) 추정에 도움을 주지 못하며, 타겟과 유사한 물체에 분포되면 추적을 지속하기 어려워지는 단점이 있다. 그리고 1차 움직임 모델은 타겟의 움직임을 추정하여 분포하는 방식이지만 급격한 방향전환이 발생할 때는 샘플의 분포가 타겟을 따라가지 못하는 상황이 나타나게 된다. 따라서 물체 추적 시 샘플의 분포는 타겟의 급격한 움직임에 대응해야 하며, 또한 타겟 추적에 도움이 되지 못하고 멀리 분포되는 샘플이 나타나지 않도록 적절히 조정되어야 한다. 본 논문에서는 샘플의 분포가 적절히 유지될 수 있도록 기존의 방식을 개선한 샘플의 분포 범위를 조정하는 기법을 제안한다.

3. 개선된 Observe 기법설명과 실험 결과

제안하는 샘플 분포 범위 조정 기법은 기존의 방법에서 Observe 단계를 개선하였다. 샘플 Set으로부터 관측확률의 분포를 측정하는 Measure 단계와 측정된 결과로 샘플의 가중치를 산출하는 Re-weight 단계로 구성된다.

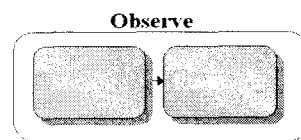


그림 3. 개선된 Observe 기법

3.1 제안하는 기법의 설명

본 절에서는 개선된 Observe 단계에 대해 설명한다. 제안하는 기법은 Measure 단계에서 분포된 샘플 Set에서 측정된 관측 확률들의 통계적인 특징인 평균과 분산을 이용하여 가중치 계산에 사용되는 σ 를 설정하였다. 그리고 Re-Weight 단계에서는 σ 를 사용하여 Measure 단계에서 측정된 샘플의 분포 상황을 반영하여 가중치를 산출하였다. 이처럼 산출된 샘플의 가중치는 유사한 관측확률이 많이 측정되었을 때 특히 효과적으로 가중치가 부여된다. 다음으로 샘플의 분포는 기존의 1차 움직임 모델을 적용하고, Random 움직임요소 W_{t-1} 에 추정된 타겟의 지점의 관측 확률 $\rho(E[S])$ 와 개선된 Observe 단계에서 사용한 σ 를 조합하여 샘플이 분포되는 범위를 조정하였다. 제안된 기법으로 샘플 분포의 범위는 추정된 타겟의 관측 확률과, 분포된 샘플 Set의 특징인 관측 확률의 평균과 분산치를 사용하여 조정이 이루어지도록 하였다.

3.2 실험 및 비교

본 실험은 MATLAB을 통해 이루어졌으며, 프레임당 샘플의 수 N은 100개로 하였다. 타겟의 특징은 색상기반 Histogram을 사용하였으며 RGB 8x8x8 총 512 BIN을 사용하였다. 타겟의 Size는 모든 영상에서 40x40 pixel로 시작하고, 최소 8x8 pixel부터 64x64 size까지 크기가 대응되도록 하였다. 연산시간은 최적화되지 않은 코드에서 한 프레임당 최대 0.8초에서 최소 0.4초가 소모되었다. 실험에 사용한 영상은 얼굴 추적용 영상 시퀀스와 직접 촬영한 영상을 사용하였다.

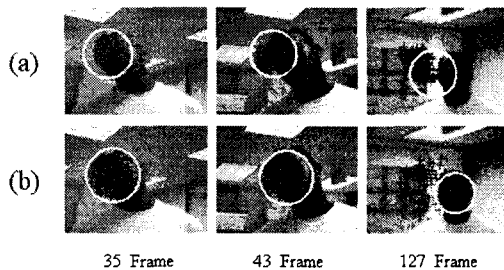


그림 4. 물체의 급격한 속도 변화를 추적한 결과 I
(a) 기존의 Particle Filter 추적 방식 1차 움직임적용
(b) 개선된 Particle Filter 추적 방식 1차 움직임적용

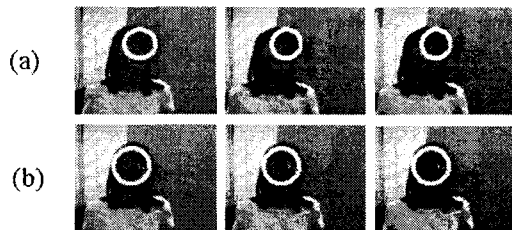


그림 5. 물체의 급격한 속도 변화를 추적한 결과 II
(a) 기존의 Particle Filter 추적 방식 1차 움직임적용
(b) 개선된 Particle Filter 추적 방식 1차 움직임적용

그림 4. 5의 (a)는 기존의 방식으로 샘플의 분포에 대한 조정이 되지 않아 샘플이 좁게 분포되며 급격한 움직임에도 적절한 가중치 계산이 이루어지지 않아서 타겟 추적에 대한 반

응이 느리다. (b)는 제안한 기법으로 추적한 결과이다. 적절한 분포가 이루어지며, 급격한 속도 변화에도 빠르게 추적하며 개선된 가중치 부여 방식으로 타겟의 크기와 위치 추정이 정확하게 이루어지고 있다.



그림 6. 기존 방식의 얼굴 추적 결과



그림 7. 제안한 방식을 사용한 얼굴 추적 결과

그림 6은 기존의 물체 추적 방식을 사용한 추적 결과이다. 영상 전역에 샘플 분포에 얼굴을 빠르게 추적하지 못하고 샘플의 분포가 옷 부분에 주로 분포된다.

그림 7은 제안한 기법으로 얼굴을 추적한 결과이다. 영상 전역에 샘플이 분포된 후, 개선된 Observe 방식으로 가중치를 산출하여 타겟을 빠르게 추적하였으며, 빠르게 샘플의 분포가 타겟 영역 이내로 수렴하는 모습을 보이고 있다.

4. 결론

기존의 Particle Filter를 사용한 물체 추적 기법에서 나타나는 샘플이 분포되는 범위에 대한 조정이 필요한 문제점에 대해 알아보았다. 샘플이 분포되는 범위가 좁을 때는 타겟의 급격한 이동에 추적을 놓치게 되고, 반대로 넓어지면 영상 내 비슷한 특징을 가진 부분에 수렴하게 되어 추적을 놓치는 상황이 발생한다. 이와 같은 샘플이 분포되는 범위에 대한 문제를 해결하기 위해서 본 논문에서는 영상에 분포된 샘플을 관측하여 샘플의 분포가 적절히 유지될 수 있는 기법을 제안하였다. 실험 결과 급격한 움직임이 있는 상황과, 얼굴과 유사한 색상을 가진 환경에서도 샘플의 분포 범위가 적절하게 유지되어 추적이 안정적으로 지속하였다.

참 고 문 헌

- [1] D Comaniciu, V Ramesh, "Robust Detection and Tracking of Human Faces with an Active Camera", IEEE Visual Surveillance, 2000
- [2] K Nummiaro, E Koller-Meier, "A Color-based Particle Filter", Image and Vision Computing, Volume 21, Issue 1, 10 January 2003
- [3] S T. Birchfield, S Rangarajan, "Spatograms Versus Histograms for Region-Based Tracking", IEEE CVPR, Volume 2, June 2005
- [4] E Maggio, F Smeraldi, "Adaptive multi-feature tracking in a particle filtering framework", IEEE TCSVT 2007