

에지 관측 모델과 파티클 필터를 이용한 이동 객체 추적[☆]

Tracking moving objects using particle filter and edge observation model

김 효 연¹ 김 기 상¹ 최 형 일^{*}
Hyoyeon Kim Kisang Kim Hyung-II Choi

요 약

본 논문에서는 에지를 사용한 관측 모델과 파티클 필터를 이용하여 실시간으로 객체를 추적하는 방법을 제안한다. 논문에서 제안하는 방법은 먼저, 초기 프레임에서 추적하고자 하는 객체를 지정한다. 지정된 객체에 대해 에지 관측 모델과 N개의 파티클 필터 집합을 생성한다. 에지 관측 모델과 파티클의 8방향 에지 모델의 중간 거리 평균을 비교하여 가중치를 계산하고, 계산된 값으로 가중치를 업데이트한다. 업데이트된 가중치를 이용해 파티클들을 리샘플링한 후, 추적 객체의 상태인 현재 위치를 추정할 수 있다. 마지막으로 본 논문에서 제안하는 방법은 여러 실험 데이터를 이용하여 기존의 방법과의 비교분석을 통해 안정적인 추적에 대한 성능을 입증한다.

☞ 주제어 : 파티클 필터, 에지, 관측 모델, 객체 추적

ABSTRACT

In this paper, we propose a method that is tracking an object in real time using particle filter and the observation model with edge. First of all, the proposed method defines the object to be tracked in the initial frame. Then, it generates the edge observation model for the object to be tracked and a set of particles. It calculates the weight by comparing the average of the middle distance in eight-way of particle filter edge model with that in edge observation model, and then updates the weight with the calculated value. After resampling particles using the updated weights, it estimates the current location of the tracked object. Finally, this paper demonstrates the performance of the stable tracking through comparison with the existing method by using a number of experimental data.

☞ keyword : Particle Filter, edge, observation model, object tracking

1. 서 론

객체 추적은 모바일 로봇, 차량 추적, 의료 촬영, 비디오 압축, 증강 현실 등 컴퓨터 비전 분야에서 많이 다루어지고 있다. 영상내의 객체 추적을 하기 위해 Camshift, Meanshift, Kalman filter, Particle filter 등 다양한 알고리즘을 사용한다. 본 논문에서는 객체를 추적하기 위해 최근 활발하게 연구되고 있는 파티클 필터(Particle Filter)를 이용하였다. 표 1은 파티클 필터로 객체를 추적할 때 사용되는 객체의 특징을 분류한 것이다. 표 1에 보이는 바와 같이 기존의 연구에서는 파티클 필터와 함께 색상 분포 모델, HOG, 모양 등을 주요 객체 특징으로 사용하고 있

는 것을 알 수 있다. 가장 많이 사용되는 특징인 색상 정보는 잡음, 객체의 기울어짐, 부분적 가림 등에 강건하고 계산 속도가 빠른 장점이 있다[1]. 그러나 조명의 변화에 민감하고, 배경의 복잡함, 객체의 색상 혼합도 등으로 추적의 오류가 생겨 정확한 객체 추적에 어려움이 있다. 또한, HOG(Histogram of oriented gradient)는 객체의 에지정보를 이용하기 때문에 복잡하지 않은 객체를 식별하는데 적합하지만, 파티클의 개수가 많을수록 계산 시간이 오래 걸리고 회전되거나 형태변화가 심한 경우에는 검출이 어렵다는 단점이 있다. Khan[5]이 사용한 객체의 모양과 같은 외형정보는 적은 수의 파티클로도 객체 추적이 가능하지만, 유사한 객체가 많거나 교차, 폐색이 되는 경우 객체 추적이 제한된다.

이를 개선하기 위해 본 논문에서는 관측 모델을 생성하기 위해 다양한 특징 중 하나인 에지를 사용하였다. 에지는 영상의 색상과 조명 변화에 대한 영향이 적고, 혼합된 색상을 가진 객체에 대해서도 불변하다는 장점이 있다. 또한, 에지 특징을 가진 관측 모델을 사용하게 될

¹ Dept of Global Media, Soongsil University, Seoul, 156-743, Korea.

* Corresponding author (hic@ssu.ac.kr)

[Received 1 December 2015, Reviewed 8 December 2015(R2 15 March 2016, R3 9 May 2016), Accepted 10 May 2016]

☆ 본 연구는 2013년도 미래창조과학부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No.2013R1A1A2012012)

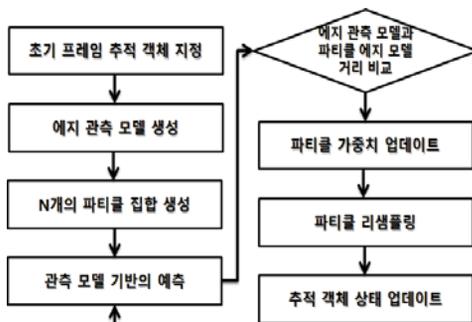
경우 객체의 무늬로 인한 색상 혼합도, 배경과 유사한 색상 등과 같은 영상의 색상 변화에 영향을 크게 받지 않기 때문에 이동 객체 추적에 대한 오류가 감소된다.

(표 1) 파티클 필터에 사용되는 객체 특징
(Table 1) The object feature that are used in particle filter

feature	관련 논문
Color	Nummiaro[1], Yang[2], Okuma[3]
HOG	Yang[2], Ming[4]
Shape	Khan[5]

본 논문에서는 성능 향상을 위해 에지를 이용하여 관측 모델(Observation model)을 생성하고, 파티클 필터 알고리즘을 이용하여 객체를 추적하는 방법을 제안한다. 그림 1의 시스템 흐름도와 같이 먼저 초기 프레임에서 추적하고자 하는 객체를 지정한다. 지정된 객체에 대해 에지 관측 모델을 생성한다. 초기 N개의 파티클 집합을 생성한 후, 관측 모델 기반으로 예측한다. 다음으로 에지 관측 모델과 파티클들의 에지 모델을 비교하여 각 파티클들의 가중치를 업데이트한다. 마지막으로 업데이트된 가중치를 가진 파티클들을 리샘플링하고 이동 객체 상태인 위치를 추정하는 과정으로 이루어진다.

위와 같은 내용으로 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 에지 특징을 이용한 관측 모델에 대해 설명한다. 3장에서는 에지 관측 모델과 파티클 필터를 이용하여 이동 객체 추적하는 과정에 대해 서술한다. 4장에서는 기존의 방법들에서 많이 사용되는 특징인 HSI 색상 특징과 HOG특징을 이용한 파티클 필터와 제안하는 파티클 필터 간의 성능을 비교분석하고 5장에서는 본 논문에 대한 결론과 향후 연구 방향에 대해 기술하였다.



(그림 1) 시스템 전체 흐름도
(Figure 1) The system flowchart

2. 관측 모델 (Observation model) 생성

파티클 필터를 이용해 객체를 추적할 때, 중요한 요소에는 관측모델 (Observation model)이 있다. 관측 모델은 다양한 특징을 이용해 생성될 수 있으며, 예측된 현재 상태를 업데이트하기 위해 사용된다. 객체 추적을 위해 사용되는 여러 가지 특징 중에서 색상 성분은 잡음이나 부분적인 가려짐에 강하고, 영상의 회전이나 크기 변화에 덜 민감하며, 계산 속도가 빨라 객체 추적을 위해 매우 중요한 정보가 된다.[5] 그러나, 색상 성분을 이용한 색상 히스토그램의 경우에는 공간적 배치는 무시되고, 색상 기반의 추적기들은 비슷한 색상을 가진 배경에 의해 쉽게 혼란을 겪게 된다는 단점이 있다.[2] 본 논문에서는 색상 성분에 구애받지 않고, 에지 특징만을 이용한 관측 모델을 생성하는 방법을 제안한다. 에지는 영상의 색상 및 조명 변화에 크게 영향을 받지 않고, 복잡한 무늬를 가진 객체에도 불변하기 때문에 관측 모델의 특징으로 사용할 수 있다. 또한, 배경 색상에 대해 차별적이고, 계산이 단순하고 빠르기 때문에 객체 추적에 적합하다.



(그림 2) 관측 모델
(Figure 2) Observation model

본 논문에서는 초기 프레임에서 에지 영상을 생성한 후, 초기 영역에서 사용자가 지정한 영역 중심으로부터 8방향으로 가장 가까운 에지를 탐색하여 그림 2와 같은 관측모델을 생성하는 것을 제안한다. 8방향의 거리 값과 각도를 가진 하나의 관측모델을 생성하여 파티클 필터 알고리즘의 업데이트 단계에서 사용된다.

$$M = \{mDis_j, \theta_j\} \quad [j \in 1 \dots 8] \quad (1)$$

관측 모델 M 는 사용자가 지정한 영역의 중심으로부터 45° 씩 8방향으로 가장 가까운 에지를 탐색하여 8방향 에지 모델로 만들어진다. 이 8방향 에지 모델이 관측

모델(Observation model)이 된다. M 는 식 1와 같이 각 방향에 대한 각도 θ_j 와 중심에서 가장 가까운 에지까지의 거리인 $mDis_j$ 를 포함한다. 예를 들어, $\theta_1 = 0^\circ$ 이면, 중심에서부터 θ_1 의 방향으로 가장 가까운 에지까지의 거리인 $mDis_1$ 를 구할 수 있다. M 의 θ_j 와 $mDis_j$ 는 파티클 필터 단계 중 업데이트 단계에서 에지 관측 모델과 t 시간에서의 각 파티클의 8방향 에지 모델을 비교하여 파티클의 가중치 w_t^i 를 업데이트할 때 사용된다. 또한, 에지 관측 모델의 8방향 거리에 대한 비율을 이용하여 이동 객체의 원근에 의한 추적 오차를 줄였다.

3. 에지 관측 모델과 파티클 필터를 이용한 이동 물체 추적

파티클 필터(Particle Filter)는 최근 활발하게 연구되고 있는 객체 추적 알고리즘이다. 이것은 시스템의 상태가 시간에 따라 진화하고, 상태에 대한 정보가 각 단계에서 생긴 노이즈 측정값에 따라 얻어지는 state-space model에서 추론을 수행하는 일반적인 Monte Carlo (sampling) 방법이다.[3] 파티클 필터에 사용되는 각각의 파티클들은 상태 변수(state variable)와 가중치(weight)를 가지고 있다. 따라서, t 시간에서의 i 번째 파티클 집합 P_t^i 는 식 2와 같이 상태 변수 X_t^i 와 가중치 w_t^i 로 구성된 집합으로 표현된다. 파티클의 총 개수인 N 은 사용자가 원하는 개수로 설정할 수 있고, N 이 클수록 추적에 대한 정확도를 높일 수 있다. 본 논문에서는 최대 999개의 파티클을 사용하였다.

$$P_t^i = \{X_t^i, w_t^i\}, \quad [i \in 1 \dots N] \quad (2)$$

상태 변수 X_t^i 는 영상에서 각 파티클의 위치 좌표를 표현하기 위한 변수 x_t^i, y_t^i 를 이용하여 식 3과 같이 나타낸다.

$$X_t^i = \{x_t^i, y_t^i\} \quad (3)$$

3.1 파티클 필터 알고리즘

(표 2) 에지 관측 모델을 이용한 파티클 필터 알고리즘 (Table 2) Particle filter algorithm using edge observation model

```

IF t=0 THEN
  Initialize :
  추적하고자 선택된 객체에 대해 에지 관측 모델 M
  생성.
  가중치가 동일한 랜덤 파티클 N개를 생성.
ELSE THEN
  input :  $x_t^i, y_t^i, w_t^i [i \in 1 \dots N]$ 
  FOR  $i \in 1 \dots N$ , DO
    파티클의 k방향 에지 모델 p 생성.
    에지 관측 모델 M과 k방향 에지 모델 p
    비교하여 가중치 계산.

$$w_t^i = 1 - \left( \frac{\sum_{j=1}^k |pDis_j - mDis_j|}{\sum_{j=1}^k mDis_j} \right)$$

  END FOR
  업데이트된 가중치로 파티클 리샘플링.
  추적 객체 위치 갱신.

$$C_t^x = \sum_{i=1}^N (x_t^i * w_t^i) \quad C_t^y = \sum_{i=1}^N (y_t^i * w_t^i)$$

END ELSE
    
```

표 2는 2장에서 언급된 에지 특징으로 생성된 관측 모델을 이용하여 파티클 필터에 적용한 알고리즘이다. 초기 프레임에서 사용자가 추적하고자 하는 객체를 지정하면, 그 객체에 대한 에지 관측 모델과 가중치가 동일한 N 개의 파티클을 생성한다. 각 파티클들에 대해 8방향 에지 모델을 생성하고, 초기 프레임에서 생성된 에지 관측 모델 M 과 비교하여 가중치를 계산한다. 계산된 값으로 각 파티클의 가중치 w_t^i 를 업데이트 한다. 업데이트된 가중치에 비례하여 파티클들을 리샘플링하고, 추적 객체의 상태인 위치를 갱신하여 현재 위치를 추정하게 된다.

3.2 에지 관측 모델과 파티클 필터를 이용한 이동 객체 추적

본 논문의 실험에서는 초기화 단계 (Initialization Step)에서 사용자가 추적하고자 하는 객체의 영역을 지정하였다. 또, 선택된 영역에 대해 2장에서 언급한 관측 모델을 생성한다.

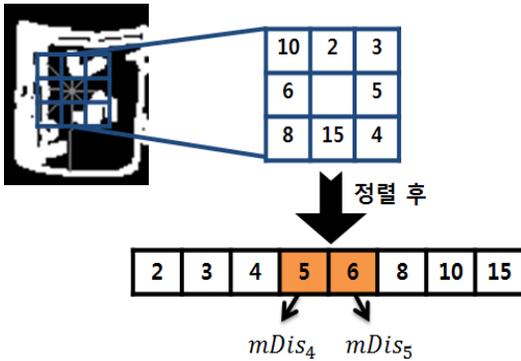
예측 단계 (Prediction Step)는 추적하는 객체의 이동량에 따라 그 이동량만큼 파티클들을 이동시킨다. 본 논문에서의 실험은 프레임 별 이동 변화가 작은 객체에 적용하기 때문에, 이동시킬 파티클의 이동량이 작아 실험에 영향을 주지 않는다고 가정한다.

업데이트 단계 (Update Step)에서는 초기화 단계에서 생성한 관측 모델과 비교하기 위해 각 파티클에 대한 8방향 에지 모델을 만든다. 8방향 에지 모델 p 는 해당 파티클을 중심으로 하여 중심에서 가장 가까운 에지까지의 거리인 $pDis_j$ 와 각 방향에 대한 각도 θ_j 를 포함한다. 이 에지 모델 p 는 식 1의 관측 모델과 같이 거리 $pDis_j$ 와 각 방향에 대한 각도 θ_j 를 포함하는 식 4처럼 표현된다.

$$p = \{pDis_j, \theta_j\} \quad [j \in 1 \dots 8] \quad (4)$$

관측 모델 M 과 각 파티클의 8방향 에지 모델 p 의 거리를 비교하여 가중치 w_t^i 를 업데이트한다. 먼저, 관측 모델 M 과 에지 모델 p 의 8방향 거리인 $mDis_j, pDis_j$ 를 각 거리에 대해 길이 순으로 정렬하고, 중간 길이인 4, 5번째 거리의 평균을 이용하여 두 모델의 유사성을 알 수 있다.

그림 3은 $mDis_4, mDis_5$ 를 구하는 과정을 그림으로 표현한 것이다. 생성된 관측 모델 M 의 $mDis_j$ 값에 대해 길이 순으로 정렬한 후, $mAvg$ 을 계산하기 위한 $mDis_4, mDis_5$ 를 구할 수 있다. 또한, 해당 파티클의 에지 모델 p 에 대한 $pAvg$ 를 계산하기 위한 $pDis_4, pDis_5$ 는 해당 파티클을 중심으로 한 8방향 에지 모델을 이용하여 그림 3과 동일한 방법으로 구할 수 있다.



(그림 3) $mDis_4, mDis_5$ 를 구하는 과정

(Figure 3) The process to obtain $mDis_4, mDis_5$

$$\begin{aligned} mAvg &= \frac{mDis_4 + mDis_5}{2} \\ pAvg &= \frac{pDis_4 + pDis_5}{2} \end{aligned} \quad (5)$$

$$Ratio = \frac{pAvg}{mAvg}$$

그 다음으로 식 5와 같이 관측 모델 M 의 4, 5번째 거리의 평균 $mAvg$, 파티클의 8방향 에지 모델 p 의 4, 5번째 거리의 평균 $pAvg$ 을 이용해 비율 $Ratio$ 를 구한다. $Ratio$ 는 파티클의 8방향 에지 모델과 관측 모델간의 유사성을 판별하는데 사용한다. 이 값은 1에 가까울수록 유사성이 높음을 의미한다. 본 논문에서는 $Ratio$ 의 범위를 0.8~1.2로 지정하였다. $Ratio$ 값이 지정 범위 밖에 있을 경우 그 파티클의 가중치 w_t^i 는 0의 값이 된다. 마지막으로 지정 범위 안에 있을 경우 식 6을 이용하여 해당 파티클의 가중치 w_t^i 가 업데이트된다. 식 6은 관측 모델과 파티클 8방향 에지 모델과의 거리 차이의 비율을 이용하여 해당 파티클의 가중치 w_t^i 를 구하는 수식이다.

$$w_t^i = 1 - \left(\frac{\sum_{j=1}^k |pDis_j - mDis_j|}{\sum_{j=1}^k mDis_j} \right) \quad (6)$$

업데이트된 파티클의 가중치를 이용해 현재 위치를 추정하는 위치 추정 단계 (State-estimate Step)를 거치게 된다. 다음과 같이 식 7을 이용하여 추적하는 객체의 현재 위치를 추정할 수 있다. 파티클 집합 P_t^i 의 상태 변수 X_t^i 인 각 파티클의 위치 (x_t^i, y_t^i) 와 가중치 w_t^i 로 계산하여 현재 위치 (C_t^x, C_t^y) 를 추정할 수 있다.

$$C_t^x = \sum_{i=1}^N (x_t^i * w_t^i) \quad C_t^y = \sum_{i=1}^N (y_t^i * w_t^i) \quad (7)$$

식 7과 같이 각 파티클의 x 좌표인 x_t^i 와 가중치 w_t^i 를 곱한 후 합하면 현재 위치의 x 좌표인 C_t^x 를 구할 수 있고, 각 파티클의 y 좌표인 y_t^i 와 가중치 w_t^i 를 곱한 후 합하면 현재 위치의 y 좌표인 C_t^y 를 구할 수 있다.

마지막으로 각 파티클의 가중치 w_t^i 에 비례하여 파티클들을 리샘플링(Resampling)하는 과정을 수행한다. 본 논문에서는 업데이트 단계에서 각 모델의 중간 거리 평균 비율 $Ratio$ 를 이용하여 각 파티클의 $Ratio$ 가 지정 범위 밖에 위치한 경우, 파티클의 가중치가 0값이 되어 해당 파티클들은 소멸된다. 지정 범위 안에 속한 파티클들은 업데이트된 가중치 값에 비례하여 새로운 파티클

(표 3) 5개의 비디오에 대한 방법별 성능 비교

(Table 3) The average performance comparison about methods using 5 test videos

Video	Total Frame	방법 (1) HSI Color		방법 (2) HOG		방법 (3) Proposed	
		Correct	%	Correct	%	Correct	%
Video1	603	325	53.8	412	68.3	533	88.3
Video2	842	481	57.1	503	59.7	779	92.5
Video3	686	398	58.0	469	68.3	577	84.1
Video4	476	322	67.6	388	81.5	445	93.4
Video5	387	291	75.1	289	74.6	352	90.9
Avg			62.3		70.4		89.8

을 생성한다. 가중치가 큰 파티클 주위로 많은 파티클이 생성되고, 가중치가 작은 파티클 주위로 파티클이 적게 생성되어 리샘플링 단계를 수행하게 된다.

우는 배경과 객체의 내부패턴의 복잡함은 물론 무늬가 있는 객체로 인한 색 혼합도, 조명의 변화에 크게 영향을 받지 않고 객체와 유사한 배경에 의한 추적의 혼돈이 적기 때문에 객체 추적의 정확성이 우수함을 확인할 수 있다.

4. 실험 결과

본 논문에서는 에지 관측 모델을 가진 파티클 필터의 성능을 평가하기 위하여 5개의 동영상을 실험 영상으로 사용하였다. 실험을 위해 본 논문에서는 (1) HSI 색상 모델 기반 파티클 필터를 이용한 방법, (2) HOG특징 기반 파티클 필터를 이용한 방법, (3) 에지 관측 모델을 가진 파티클 필터를 이용한 방법의 성능을 비교하였다. 표 1에서 보듯이, 파티클 필터에 사용되는 객체 특징 중 많이 사용되는 HSI 색상 모델과 HOG 특징을 이용하여 파티클 필터의 객체 추적 성능을 비교하기 위한 방법으로 사용하였다.

표 3은 각 비디오 영상에서 객체가 제대로 추적되었는지에 대한 성공률을 이용하여 (1) HSI 색상 모델 기반 파티클 필터와 (2) HOG특징 기반 파티클 필터, (3) 제안하는 파티클 필터의 성능을 비교하였다. 표 3에서 Correct는 각 비디오 영상에서 객체가 추적에 성공한 프레임의 개수를 나타내고, %는 각 비디오에 대한 객체 추적 성공률을 나타낸다. 성능 결과표에서 보듯이, 본 논문에서 제안한 방법은 방법 (1), 방법 (2)에 비해 우수한 성능을 확인할 수 있다. 방법 (1)인 HSI 색상 모델 기반 파티클 필터는 객체의 움직임 속도, 객체와 유사한 배경, 객체의 색 혼합도에 의해 정확성이 떨어지게 된다. 또한, 방법 (2)인 HOG 특징 기반 파티클 필터는 객체의 기하학적 정보는 유지되지만, 회전 등에 의해 객체의 형태변화가 심하거나 객체의 HOG특징과 비슷한 배경으로 인해 객체 추적이 어렵다. 그러나 본 논문에서 제안한 방법을 사용하였을 경



(a) Result of particle filter based on HSI color model (Frame : 25, Frame: 100)

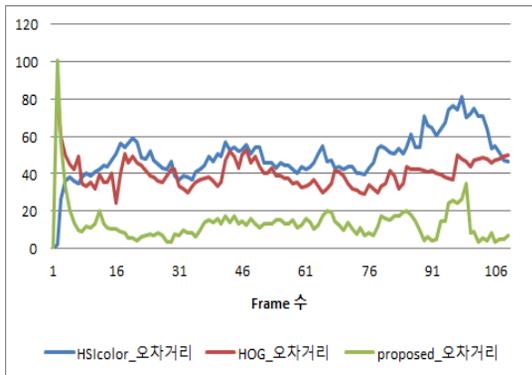


(b) Result of particle filter using HOG (Frame : 25, Frame: 100)



(c) Result of proposed particle filter using edge observation model
(Frame : 25, Frame: 100)

(그림 4) 객체 추적 결과 (a) HSI 색상 모델 기반 파티클 필터
(b) HOG특징 기반 파티클 필터
(c) 제안된 에지 관측 모델을 이용한 파티클 필터
(Figure 4) The object tracking results (a) Particle filter based on HSI color model (b) Particle filter using HOG (c) Proposed particle filter using edge observation model



(그림 5) 객체 추적 결과에 따른 오차 거리 비교
(Figure 5) Comparison of error distance to the object tracking results

그림 4은 HSI 색상 모델 기반 파티클 필터와 HOG특징 기반 파티클 필터, 제안하는 에지 관측 모델을 이용한 파티클 필터의 결과를 나타낸다. HSI 색상 모델 기반 파티클 필터로 추적한 결과인 그림 4의 a와 같이 추적 객체의 여러 무늬로 인한 색 혼합도, 객체와 유사한 색상을 가진 배경에 의해 파티클들이 점차 배경 근처에 분포하게 되면서 객체 추적의 오차가 생기게 된다. 또한, HOG 특징 기반 파티클 필터로 추적한 결과인 그림 4의 b는 비

슷한 HOG특징 값을 가진 배경과 주변 물체에 파티클들이 분포하여 추적의 어려움이 있다. 그러나, 그림 4의 c에서 보듯이 제안하는 파티클 필터는 영상의 흔들림이나 객체의 빠른 움직임, 배경의 복잡함에도 정확한 객체를 추적하는 결과를 보여주고 있다.

그림 5는 그림 4의 실험결과를 바탕으로 추적하고자 하는 객체의 실제 중심 좌표와 (1), (2), (3) 세 가지의 방법으로 추정된 중심좌표의 거리 차를 비교하였다. (1) HSI 색상 모델 기반 파티클 필터와 (2) HOG특징 기반 파티클 필터, (3) 제안하는 에지 관측 모델을 이용한 파티클 필터로 수행되어 추정된 좌표와 추적하고자 하는 객체의 실제 중심 좌표 사이에 오차 거리를 그래프로 표현하였다. 그림 5의 그래프에서 보듯이, 파란색으로 표현된 HSIcolor_오차거리는 객체의 실제 중심 좌표와 (1) HSI 색상 모델 기반 파티클 필터로 추정된 좌표에 대한 오차 거리이다. 이 거리는 평균 60정도의 오차 거리를 보였다. 또, 빨간색으로 표현된 HOG_오차거리는 (2) HOG특징 기반 파티클 필터로 추정된 좌표에 대한 오차거리이다. 이는 평균 40정도의 오차 거리로, HSIcolor_오차거리에 비해 나은 결과를 보였다. 그러나, 초록색으로 표현된 객체의 실제 중심 좌표와 (3) 제안하는 파티클 필터로 추정된 좌표에 대한 오차 거리인 proposed_오차거리는 평균 15에서 20정도의 오차 거리를 보였다. 세 개의 오차 거리를 비교해보면 제안하는 파티클 필터의 오차 거리가 가장 적게 나타남을 볼 수 있다. 이것은 에지 관측 모델을 가진 파티클 필터를 이용한 방법이 정확한 추적에 대해 더 나은 성능의 결과를 보여주고 있다.

5. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 에지를 이용한 관측 모델을 생성하고, 파티클 필터에 적용하여 실시간으로 객체를 추적하는 방법을 제안하였다. 에지 관측 모델과 파티클의 8방향 에지 모델의 중간 거리 평균을 비교함으로써 유사도를 측정하고, 가중치를 업데이트한다. 다음 프레임에서 사용할 파티클들은 업데이트된 가중치를 이용해 리샘플링 하였다. 에지 특징을 사용하여 추적하고자 하는 객체를 효율적으로 모델링하고, 파티클 필터를 통해 객체를 추적함으로써 표 3와 그림 5의 결과와 같이 기존의 방법보다 더 나은 성능을 보였음을 확인하였다.

실험 결과에서와 달리, 객체가 구부러지는 것과 같이 변화가 있는 객체를 추적하면 초기화 단계에서 생성된

에지 관측 모델과 달라지기 때문에 오차의 가능성이 있어서 불안정한 성능을 보였다. 향후 다양한 분야에 적용하기 위해 객체의 변화에 따라 에지 관측 모델을 업데이트하거나 여러 특징을 혼합하여 모델링을 하는 방법에 대한 추가적인 연구가 필요하다.

참 고 문 헌 (Reference)

- [1] K. Nummiaro, E.K. Meier, and L.V. Cool, "An adaptive color-based particle filter," *Image and Vision Computing*, Vol. 21, No. 1, pp. 99-110, 2003.
[http://dx.doi.org/10.1016/S0262-8856\(02\)00129-4](http://dx.doi.org/10.1016/S0262-8856(02)00129-4)
- [2] C. Yang, R. Duraiswami, and L. Davis "Fast Multiple Object Tracking via a Hierarchical Particle Filter," *International Conference on Computer Vision*, Vol. 1, pp.212-219, November, 2005.
<http://dx.doi.org/10.1109/ICCV.2005.95>
- [3] K. Okuma, A. Taleghani, N.D. Freitas, J.J. Little, and D.G. Lowe, "A Boosted Particle Filter : Multitarget Detection and Tracking", *European Conference on Computer Vision*, pp. 28-39, 2004.
http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-24670-1_3
- [4] Fen XU and Ming Gao, "Human Detection Tracking based on HOG and Particle Filter", *International Congress on Image and Signal Processing*, 2010.
<http://dx.doi.org/10.1109/CISP.2010.5646273>
- [5] Z. H. Khan, I. Y. Gu and A. G. Backhouse, "Robust Visual Object Tracking Using Multi-Mode Anisotropic Mean Shift and Particle Filters," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 21, pp.74-87, 2011.
<http://dx.doi.org/10.1109/TCSVT.2011.2106253>
- [6] E. Orhan, "Particle Filtering", *Center for Neural Science, University of Rochester, Rochester, NY*, August, 2012.
- [7] B. C. Ko, J. Y. Nam, J. Y. Kwak, "Object Tracking Using Particle Filters in Moving Camera", *The Korean Institute of Communications and Information Sciences*, Vol.37A, No. 05, pp.375-387, 2012.
<http://dx.doi.org/10.7840/KICS.2012.37A.5.375>
- [8] H. H. Lee, X. N. Cui, H. R. Kim, S. W. Ma, J. H. Lee, H. I. Kim, "Robust Object Tracking in Mobile Robots using Object Features and On-line Learning based Particle Filter", *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, Vol 18, No. 06, pp.562-570, June, 2012.
<http://dx.doi.org/10.5302/J.ICROS.2012.18.6.562>
- [9] Tran, Antoine, and Antoine Manzanera. "A versatile object tracking algorithm combining Particle Filter and Generalised Hough Transform." *Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, November, 2015 *International Conference on* (pp. 105-110). IEEE.
<http://dx.doi.org/10.1109/IPTA.2015.7367106>

● 저 자 소 개 ●



김 효 연 (Hyoyeon Kim)

2015년 한경대학교 컴퓨터공학과(공학사)
2015년 ~ 현재 송실대학교 미디어학과 석사과정
관심분야 : 컴퓨터공학, 컴퓨터 비전
E-mail : khy_15@ssu.ac.kr



김 기 상 (Kisang Kim)

2007년 송실대학교 컴퓨터학부(공학사)
2009년 송실대학교 미디어학과(공학석사)
2014년 ~ 현재 송실대학교 미디어학과 박사과정
관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴인식, 영상처리
E-mail : illusion1004@gmail.com



최 형 일 (Hyung-il Choi)

1972년 연세대학교 전자공학과(공학사)
1982년 미시간대학교 전자공학과(공학석사)
1987년 미시간대학교 전자공학과(공학박사)
1995년 퍼지 및 지능시스템학회 이사
1996년 정보과학회 컴퓨터비전 및 패턴인식 연구회 위원장
1997년 IBM Waston Lab 방문연구원
2005년 한국정보과학회 이사
현재 송실대학교 미디어학과 교수
관심분야 : 컴퓨터공학, 컴퓨터 비전, 패턴인식, 영상처리
E-mail : hic@ssu.ac.kr