

논문 2011-48SP-5-3

확률적 표본화와 배경 차분을 이용한 비디오 객체 추적

(Visual Tracking Using Monte Carlo Sampling and Background Subtraction)

김 현 철*, 백 준 기**

(Hyuncheol Kim and Joonki Paik)

요 약

본 논문에서는 배경 차분에 의해 객체를 검출하고 확률적으로 표본화된 입자 필터링(particle filtering)기법을 사용한 다중객체 추적 기법을 제안한다. 확률적으로 표본화된 입자들을 사용하여 다중 객체에 독립적으로 적용할 때 발생하는 계산 복잡도(computational complexity)를 감소시키는 동시에 안정적인 추적을 가능하게 하였다. 객체의 색상정보를 사용한 히스토그램 분포에 의한 관측 모델(observation model)을 구성하고 객체의 움직임 정보를 위해 동적 모델을 공식화하여 영상을 해석하였다. 전체적인 추적 시스템은 베이시언 최대 우도 기법(Bayesian maximum likelihood method)을 근간으로 하되, 입자 필터링을 객체 추적에 적용하여 실용적인 현실 객체 추적 상황에도 강건하게 대처할 수 있음을 실험을 통해서 증명하였다.

Abstract

This paper presents the multi-object tracking approach using the background difference and particle filtering by monte carlo sampling. We apply particle filters based on probabilistic importance sampling to multi-object independently. We formulate the object observation model by the histogram distribution using color information and the object dynamic model for the object motion information. Our approach does not increase computational complexity and derive stable performance. We implement the whole Bayesian maximum likelihood framework and describes robust methods coping with the real-world object tracking situation by the observation and transition model.

Keywords : multi-object tracking, particle filter, monte carlo sampling

I. 서 론

비디오를 구성하는 연속된 영상프레임 내의 객체 혹은

특징 정보를 추적하는 기술은 컴퓨터시각, 로봇시각, 지능형 감시시스템(intelligent surveillance system), 스마트 환경 (smart space), 비디오 압축 및 편집 등의 다양한 적용분야를 갖는다. 특히 감시시스템의 객체 움직임 추적은 비디오 추적기술의 실용화라는 관점에서 그 중요성이 부각되고 있다. 이와 같은 이유로 다양한 객체 추적 기술들이 개발되었는데, 이들 중 가장 널리 사용되고 있는 배경 차분을 이용한 방법은 구현이 용이한 반면 생성되는 배경의 변화 및 복잡성에 매우 민감하기 때문에 안정성을 보장하기 어렵다. 단순한 배경 생성의 문제를 해결하기 위해서 고유 공간 분석 (Eigen space analysis) 및 가우시언 혼합 모델 (Gaussian mixture model; GMM)을 사용한 방법들이 제안 되었다^[1]. 배경 생성에 의한 객체 추적은 환경적 요인 등으로 인한 영

* 학생회원, ** 평생회원-교신저자, 중앙대학교 첨단영상대학원

(Dept. of Image Engineering, Graduate School of Advanced Image Science, Multimedia, and Film, Chung-Ang University)

※ 본 연구는 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(2009-0081059)과 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT 연구센터 지원사업의 지원(NIPA-2010-C1090-1111-0010)과 지식경제부, 방송통신위원회 및 한국산업기술평가관리원의 산업원천기술개발사업(정보통신)[UHD 콘텐츠 편집 및 재생을 위한 실시간 입출력 시스템 기술 개발]의 연구결과로 수행되었습니다.

접수일자: 2010년12월9일, 수정완료일: 2011년5월6일

상 데이터 유실 혹은 차분 과정에서 오차의 증폭 등의 문제점을 안고 있기 때문에 이를 사용한 추적 성능은 배경 모델링의 정확도에 의존한다. 최근에는 객체 추적을 위해서 순차적 Monte Carlo 샘플링 방법으로 불리는 입자 필터링 (particle filtering)을 이용하는 방법들이 소개 되었는데, 복잡하고 산만한 배경장면과 같은 야외 환경에서의 객체의 극단적인 형태 변형에 대응한 방법과^[2] 상호 작용하는 다중객체 추적 방법^[3] 등이 제안된 바 있다. 입자 필터링은 비디오 객체 추적에 있어서 고도의 확장성과, 객체 모델의 비선형성 (nonlinearity) 및 비정규성(non-Gaussianity)에 유연하게 대처 할 수 있는 방법이다. [4]에서 제안된 추적 기술은 상호 작용하는 다양한 수의 객체를 간단한 계산 복잡도를 가지고 자동적으로 추적할 수 있는 기술로서 이를 위해 다중 객체의 화소 데이터(차원)을 적절히 조정 하는 차원 초월 몬테 카를로 마르코프 체인 (Trans-dimensional Monte Carlo Markov Chain) 알고리즘을 적용하였다. 본 논문에서는 입력 영상에서 배경 차분을 이용해서 초기 객체 검출을 수행하고, 이후의 연속적인 객체 추적을 위해서 입자 필터링을 적용하여 추적 성능을 향상시킨다. 특히, [4]에서 제안된 객체 차원에 대한 별도의 특수한 알고리즘 없이 객체가 추출 될 때 마다, 그 객체에 입자를 표본화(Sampling)하여 추적을 실행함으로써 효과적인 객체 추적이 가능 하도록 하고자 한다.

II. 본 론

1. 객체 검출 및 확률기반 추적

본 논문에서는 객체의 초기 위치 검출을 위해서 적응적 배경생성 방법을 사용하였다. 배경 차분을 얻기 위해서 입력 영상의 인접 프레임간 화소(pixel)의 밝기 차이를 이용한다. 계산된 배경과 입력 영상 간의 차이를 미리 정한 임계치를 사용하여 이진화하고, 그 결과를 다시 모폴로지 연산을 통해서 잡음 제거 후 객체 영역으로 정의한다.

객체의 초기 위치가 정해진 이후의 추적 문제에 있어서 베이시언(Bayesian) 방식이 널리 사용된다. 주어진 마르코프 상태 공간 모델(Markov state space model)에 결합적인 다중 객체 상태들로 표현 할 수 있는 상태 변수 X_t 와 장면(scene)으로부터 측정된 측정 변수 Z_t 와 t 번째 프레임까지의 모든 측정(observation) 자료

$Z_{1:t} = (Z_1, \dots, Z_t)$ 를 가지고 X_t 의 사후 입자 (particle) 필터링(filtering) 분포 $p(X_t|Z_{1:t})$ 를 다음과 같이 구성할 수 있다.

$$p(X_t|Z_{1:t}) \approx p(Z_t|X_t) \cdot \int p(X_t|X_{t-1})p(X_{t-1}|Z_{1:t-1})dX_{t-1} \quad (1)$$

우선 t 번째 프레임에서의 알려지지 않은 객체 상태 X_t 는 객체의 위치, 크기 등이 그 예이며, 대응하는 측정 변수 Z_t 는 영상으로부터 획득된 색상, 모션, 텍스처(texture)와 같은 알려진 정보이다.

(1)의 우변을 분리하여 정의 하면, $p(X_t|X_{t-1})$ 는 영상 프레임 내에서 이전 프레임의 객체 상태 X_{t-1} 를 기반으로 다음 프레임의 객체 상태 X_t 가 어떻게 움직이는지를 예측하는 확률이다. 본 논문에서는 동적 모델 또는 분포라고 한다. $p(Z_t|X_t)$ 는 특정한 상태(예를 들어 특정 위치)에 있는 객체가 주어진 측정(observation) 자료들을 만들어 낼 확률 (likelihood)이다. 이를 관측(측정) 우도 모델이라고 하며 주어진 상태 변수 X_t 와 측정된 객체에서의 관측 Z_t 사이의 유사도(similarity)를 측정한다. 이러한 관측 우도 모델과 동적 모델에 의해 구해진 사후 확률 $p(X_t|Z_{1:t})$ 을 가지고 N개의 표본(sample) 입자 가운데 최대 사후(posterior)확률을 가지는 객체 상태 X_t^{MAP} 을 구하는 것이 최종 목표이다.

$$X_t^{MAP} = \arg \max p(X_t^n|Z_{1:t}) \quad n = 1, \dots, N \quad (2)$$

객체 상태 공간의 차원이 높으면 (1)의 적분을 최대화시키는 해를 구하기 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 [4]에서는 Metro-Hasting 알고리즘에 기반한 “Reversible-jump”MCMC (RJ-MCMC) 표본화(Sampling) 방법을 제안하였다. 즉, 단순한 제안 분포로부터의 표본화 방법을 취하는 것이 아니고, Metro-Hasting 알고리즘의 단계 중 제안(Proposal) 단계에서, 객체의 움직임(moves)들의 집합과 그것들의 사후 확률들의 집합들을 정의하고, 특정한 움직임에 관련된(move-specific) 일련의 제안 분포 집합으로부터 객체 상태들을 표본화 한다.

본 논문에서는 이를 개선할 수 있는 두 가지 방법을 제안한다. 첫째는 기본적인 중요도 표본화 입자 필터링 방법이다. [4]에서 언급한 높은 차원의 객체 공간 상태를 해결하는 방법으로서의 중요도 표본화의 기본개념을

유지하면서 자료 처리과정의 단순화를 통해 독립적인 입자 필터링을 수행하여 보다 효율적인 객체 추적을 가능하게 한다. 둘째로 전통적인 Metro-Hasting 알고리즘을 통한 표본화 방법이다. 객체 후보 입자 샘플들의 수를 조절함으로써 순수한 Metro-Hasting 표본화 알고리즘만으로도 다중 객체 추적에 있어서의 차원의 문제에 상관없이 객체 추적을 수행하는 것을 확인하였다.

[4]에서 제안한 입자 필터링의 방법과 본 논문에서 제안하는 개선된 입자 필터링 방법에 대해서 다음 절에 비교 정리한다.

2. 입자 필터링

본 절에서는 기존의 MCMC 입자 필터링을 정리해서 소개한 후, 개선된 방식을 제안하고 비교한다.

2.1 차원 변환적인 MCMC 입자 필터링

Smith^[4]가 제안한 RJ-MCMC 알고리즘은 객체의 움직임들을 우선 정의하고, 객체의 특정한 움직임에 관련된 제안 분포로부터 후보 다중 객체 상태들을 표본화한다. 객체 움직임은 birth, death, update, swap 의 네 가지 형태로 구성된다. 여기서 birth는 객체들의 차원이 임의의 수 k 에서 k+1로 변화되었다는 것이고, death는 그 역이다. update는 목표객체의 위치의 변화이며, swap은 한 쌍의 목표객체 동일성을 상호 교환한다. 따라서 이러한 움직임들의 사후 확률 집합 $\{p_b, p_d, p_s, p_u\}$ 을 정의 하고 나면, RJ-MCMC 입자 필터링은 알고리즘 1과 같이 요약 된다.

알고리즘1: RJ-MCMC 입자 필터링

$\{X_{t-1}^{(n)}, w_{t-1}^{(n)}\}$ 로부터 N개의 표본 $\{X_t^{(n)}, w_t^{(n)}\}$ 을 생성한다.

- 동일한 객체 상태 X_{t-1}^{MAP} 을 공유하는 하위 집합에서 입자를 임의로 선택하고 예측 분포로부터 X 를 표본화 한다.
 - B + N개의 표본을 추출한다.
 - 표본 $\mu \sim U[0,1]$
 - * If $0 \leq \mu < p_b, v^* = birth$
 - * Else if $p_b \leq \mu < p_b + p_d, v^* = death$
 - * Else if $p_b + p_d \leq \mu < p_b + p_d + p_s,$
 $v^* = swap$

- * Else $v^* = update$
 - 특정한 움직임에 관련된 제안 분포 q_{v^*} 로부터 객체 상태 변수를 표본화 한다.
 - 수락 비율을 계산한다.
 - 수락/거절을 수행한다.
 - 객체 상태 변수 X_t 에 대한 MAP 평가를 수행한다.

Smith^[4]에서는 RJ-MCMC 입자 필터링 알고리즘에 의해 구해진 각각의 객체 움직임 별 제안분포와 수락 비율 계산 방법을 상세히 기술하고 있다. 즉, birth, death, update, swap 별 수락 비율을 적용함으로써 다중 객체 추적에 있어서의 차원 계산의 문제를 최종적으로 해결하고 있다.

2.2 순차 중요도 표본화 기반 입자 필터링

본 논문에서 제안하는 입자 필터링을 기술하기 위해서, 앞서 언급한 (1)의 적분 공식은 높은 차원의 객체 상태 공간을 위해서는 적절한 해를 구하기 어렵다는 전제를 동일하게 적용하며, 따라서 필터링 분포(1)은 아래와 같이 근사화 된다.

$$p(X_t | Z_{1:t}) \approx \alpha p(Z_t | X_t) \sum_{i=1}^n \pi_t^{(i)} p(X_t^{(i)} | X_{t-1}^{(i)}) \quad (3)$$

1절에서 언급한 대로 수정된 (3)을 근거로 입자 필터링을 수행하기 위해서 세 가지의 확률분포를 정의하여야 한다. 즉, 이전 영상 프레임에서의 객체 상태를 조건으로 현재 프레임에서의 객체상태를 예측하는 동적 분포 $p(X_t^{(i)} | X_{t-1}^{(i)})$ 와 매 영상 프레임마다 입자들의 분포를 갱신하는 제안 분포 $q(X_t^{(i)} | X_{0:t-1}^{(i)}, Z_{1:t})$, 마지막으로 추적에 있어서 비디오 데이터 내에서 객체들이 어떻게 보이는지를 나타내는 우도(likelihood) 분포 $p(Z_t | X_t)$ 이다.

각각의 영상 프레임에서, 주어진 이전 입자 집합 $\{X_{t-1}^{(i)}, \pi_{t-1}^{(i)}\}$ 에서 순차적 중요도 표본화 입자 필터는 입자들을 다음의 알고리즘을 사용해서 갱신한다.

알고리즘2: 순차 중요도 입자 필터링

1. 확률 $\pi_{t-1}^{(i)}$ 에 따라 현재 입자 집합의 대체 입자로 n개의 입자 $X_{t-1}^{(i)}$ 을 표본화한다.

2. 제안 분포로부터의 표본화에 의해 갱신된 입자 집합을 생성한다. 즉,

$$X_t^{(i)} \sim q(X_t^{(i)} | X_{0:t-1}^{(i)}, Z_{1:t})$$

3. 다음의 수식에 따라 각각 입자들에 재 가중치 매김을 수행하고 $\pi_t^{(i)}$ 을 정규화 한다.

$$\pi_t^{(i)} \propto \frac{p(Z_t | X_t^{(i)})p(X_t^{(i)} | X_{t-1}^{(i)})}{q(X_t^{(i)} | X_{0:t-1}^{(i)}, Z_{1:t})} \quad (4)$$

본 논문에서는 관심 있는 각각의 객체에 단일 객체입자 필터를 할당하였다. 이 필터들은 완전한 독립 필터는 아니지만, 각각의 추적기가 오직 단일 객체의 상태만을 평가한다는 측면에서 독립 필터에 가까운 필터링을 수행한다고 할 수 있다. 본 논문의 접근 방법은 다중 객체 추적에 있어서의 차원에 따른 알고리즘 계산 복잡도가 증가하지 않는다. 따라서 Smith^[4]에서 언급한 다중객체 추적에 있어서의 중요도 표본화 방법은 계산 복잡도의 증가 문제에 해당 되지 않는다.

2.3 Metro-Hasting(MH) 표본화 기반 입자 필터링

본 논문에서는 MH 표본화 기반 입자 필터링을 사용한 방법을 제안하여 다중 객체 추적에 있어서의 차원의 문제를 제기한 Smith^[4]의 주장을 분석한다. MH 표본화 방법은 제안 단계와 수락단계로 나누어서 수행된다. 제안단계에서는 제안분포로부터 새로운 객체 상태를 표본화를 통하여 획득한다. 수락 단계에서는 제안된 객체상태를 수락 또는 거절할 것인지에 대한 기준을 비율로 계산하여 수락 또는 거절을 수행한다.

각각의 영상 프레임에서, 주어진 이전 입자 집합 $\{X_{t-1}^{(i)}, \pi_{t-1}^{(i)}\}$ 에서 MH 표본화 입자 필터는 입자들을 다음과 같은 알고리즘을 사용해서 갱신한다.

알고리즘3: MH 표본화 입자 필터링

1. 확률 $\pi_{t-1}^{(i)}$ 에 따라 현재 입자 집합의 대체 입자로 n 개의 입자 $X_{t-1}^{(i)}$ 을 표본화 한다.

2. 제안 분포 $q(X_t^* | X_{t-1}^{(i)})$ 에서 새로운 샘플 X_t^* 을 표본화 한다

3. 수락 비율(acceptance ratio) a 를 계산 한다.

$$a = \frac{p(X_t^*)q(X_{t-1}^{(i)} | X_t^*)}{p(X_{t-1}^{(i)})q(X_t^* | X_{t-1}^{(i)})} \quad (5)$$

4. $a \geq 1$ 이면, 새로운 객체 상태 변수 X_t^* 을 수락하고, $0 \leq a < 1$ 이면, X_t^* 을 a 의 확률로 수락하고, 그렇지 않으면, 현재 객체 상태 변수로 유지한다.

3. 모델 기반 영상 해석

3.1 동적 모델

영상 프레임간의 추출된 객체의 움직임 모델 $p(X_t | X_{t-1})$ 을 예측하기 위해서는 근사화된 확률적 접근 방법이 필요하다. 이 방법에서는 객체의 움직임에 관한 사전 지식을 기반으로, 주어진 객체 상태에서부터 새로운 객체 상태로의 동적 전이를 설계한다. 본 논문에서는 각각의 객체를 사각형태의 영역(region)으로 표현하는데, 이 영역들은 위치와 스케일로 정의 한다. 우선 스케일에 있어서의 객체의 모션은 2차 자기 회귀(second-order autoregressive) 동적 모델을 사용하여 다음과 같이 모델링 된다.

$$X_t \sim N(g(X_{t-1}, X_{t-2}), \Sigma) \quad (6)$$

여기에서 $N(\mu, \Sigma)$ 는 평균 μ 와 공분산 Σ 를 가진 정규 분포를 나타낸다. 본 논문에서는 위 (6)을 아래와 같이 정의 하여 실행한다.

$$g(X_{t-1}, X_{t-2}) = A_1 X_{t-1} + A_2 X_{t-2} \quad (7)$$

(7)에서 이전 프레임의 객체 상태 표본 X_{t-1} 와 그 이전 프레임의 객체 상태 표본 X_{t-2} 에 상수 A_1 와 A_2 를 사용하는 방법은 동적 분포 즉 제안 분포의 정규성을 유지하는데 한계가 있다고 판단되어 위 (7)을 다음과 같이 변환하여 실행 하였다.

$$g(X_{t-1}, X_{t-2}) = A_1 E[X_{t-1}] + A_2 E[X_{t-2}] \quad (8)$$

즉 객체 상태 표본 X_{t-1} 와 X_{t-2} 대신에 표본들의 평균을 매 프레임마다 적용하여 동적 분포를 구하는 것이다.

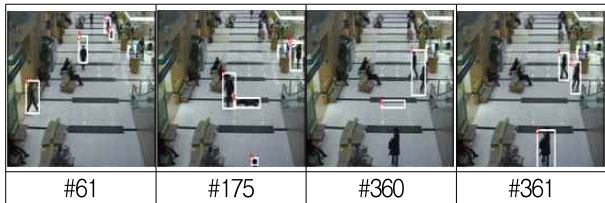
3.2 색상 관측 모델

배경 생성 및 차분에 의해 추출된 객체들은 영상내의 전경으로 관찰된다. 이러한 전경들에 전경 색상 관찰 모델을 구성할 수 있다. 본 논문에서는 HSV에 기반한 색상 관찰 모델을 적용하였다. 전체 RGB영상을 HSV

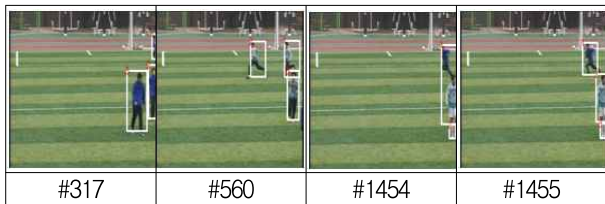
공간으로 변환하고 관심영역 즉 추출된 전경들을 위한 색상히스토그램을 생성한다. 색상히스토그램은 색조(Hue), 채도(Saturation), 명도(Value)로 구분하여 그 분포를 구하며, 이는 측정된 다중 객체 상태 내에서 오직 전경 화소만을 사용한다. HSV는 명도와 같은 강도를 색조나 채도와 같은 색상으로부터 분리하기 때문에 조명에 상당히 둔감하다. 본 논문에서는 HSV 히스토그램을 $N = N_h N_s + N_v$ 로 구성 하였다^[7]. 보다 구체적으로 측정 도구로서 본 논문에서는 색상 전경 우도는 Bhattacharya 계수 기반의 객체 참조(reference) 히스토그램 화소분포 $H_0(X_0)$ 와 X_t 에 의해 정의된 객체 영역(region) 히스토그램 화소 분포 $H(X_t)$ 간의 거리로 아래와 같이 정의 한다^[8~9].

$$p(Z_t|X_t) \propto e^{-\lambda D^2[H_0, H(X_t)]} \quad (9)$$

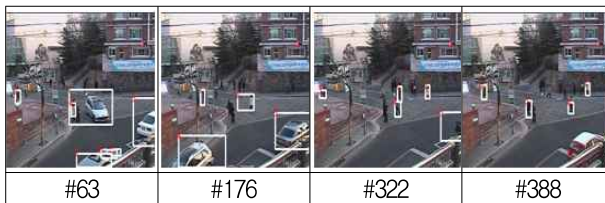
위 (9)의 거리 D는 아래와 같이 정의하여 적용하였다.



(a)



(b)



(c)

그림 1. 순차 중요도 표본화 기반 입자 필터링을 이용한 추적 결과: (a) 병원, (b) 축구장, (c) 대학교 출입구 영상

Fig. 1. The result frames using sequential importance sampling based particle filtering: (a) Hospital, (b) Soccer playground, (c) University gate.

$$D[H_0, H(X_t)] = [1 - \sum_{n=1}^N \sqrt{h_0(n; X_0)h(n; X_t)}]^{1/2} \quad (10)$$

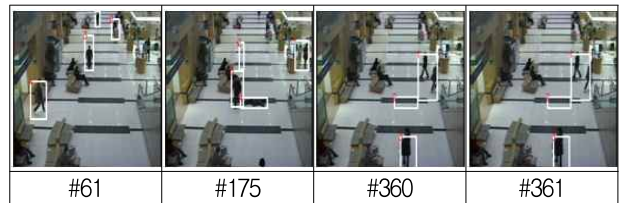
(10)에서 $h(\cdot)$ 는 참조 히스토그램 화소 분포 $H_0(X_0)$ 와 객체 영역 히스토그램 화소 분포 $H(X_t)$ 를 구하기 위한 각각의 히스토그램이다.

III. 실험

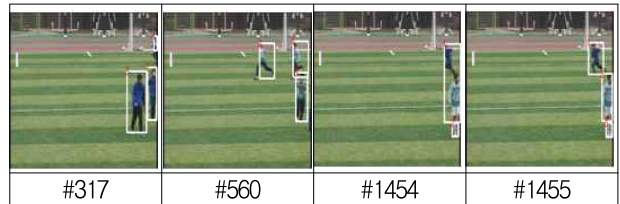
1. 실험 수행 결과

본 논문에서 제안한 다중객체 추적 기술을 실험을 통해 분석해 보고자 한다. 실험을 위해서 600 프레임의 병원, 1900 프레임의 축구장, 그리고 1100 프레임의 대학교 출입구 등 3개의 동영상상을 사용하였다. 각 영상의 해상도는 320x240이고, 인텔 펜티엄 CPU를 사용한 개인용 컴퓨터에서 비주얼 C++를 사용하여 실험을 수행하였다.

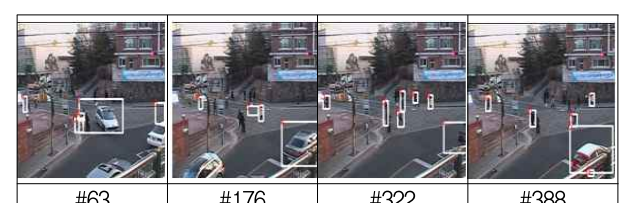
그림 1은 II장 2절에서 제안하는 순차 중요도 입자



(a)



(b)



(c)

그림 2. Metro-Hasting 표본화 기반 입자필터링을 이용한 추적 결과: (a) 병원, (b) 축구장, (c) 대학교 출입구 영상

Fig. 2. The result frames using Metro-Hasting sampling based particle filtering: (a) Hospital, (b) Soccer playground, (c) University gate.

필터링에 의한 다중 객체 추적 결과를 보인다. 그림 1(a)와 1(c)는 걷는 사람이 주요 객체인 경우이고, 그림 1(b)는 걷는 사람과 뛰는 사람이 함께 존재하는 경우를 대표한다. 그림 1(a)와 1(b)의 세 번째와 네 번째 프레임에서 보듯이 두 객체의 겹침(Occlusion)현상이 생긴 후에도, 객체의 분리가 일어나면 그 즉시 분리된 객체를 추적하는 우수한 결과를 보인다. 결론적으로 제안된 방법은 Smith^[4]가 제안한 변화하는 다중객체의 추적에 있어서의 중요도 표본화에 기반한 방법의 문제점을 효과적으로 해결할 수 있었다.

그림 2는 II장 3절에서 제안한 MH 표본화 입자 필터링에 의한 실험결과를 보인다. 이 방법의 사용한 결과 그림 1(b)에서 객체의 움직임에 대한 추적 성능이 저하된 것을 알 수 있다. 보다 구체적으로, 뛰는 사람에 대한 추적에서 오류가 발생하였다. 따라서 II장 3절의 MH 표본화 입자 필터링의 방법은 위 II장 2 절의 중요도 표본화 입자 필터링에 비해 추적 성능이 낮다고 판단된다.

2. 성능 비교 결과

Smith^[4]에서는 지상 실측(ground truth) 객체 영역의 화소 집합 S_i^{GT} 와 추정된 객체 영역의 화소 집합 S_i^X 을 가지고 $S_i^X \cap S_i^{GT} \neq \emptyset$ 이면 $T_i = 1$ 이고 $S_i^X \cap S_i^{GT} = \emptyset$ 이면 $T_i = 0$ 인 추적 상태변수 T_i 를 이용하여 $\tau_i = \sum_t T_i / fnumber(S_{i,t}^{GT} \neq \emptyset)$ 을 측정 하였다. τ_i 는 추적성공 비율이고, 분자 부분은 집합 S_i^{GT} 가 존재하는 프레임 수를 의미한다.

본 논문에서는 [4]의 성능과 비교를 위해서 지상 실측 객체영역의 무게 중심 위치 $C_i^{GT}(x,y)$ 와 추정된

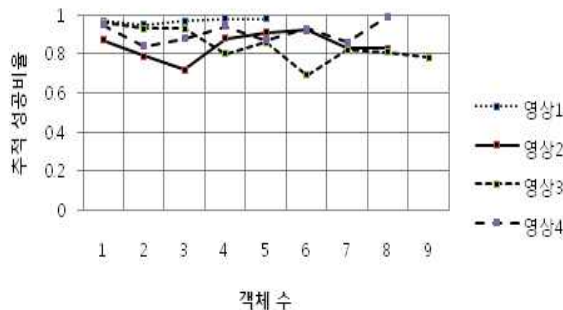


그림 3. Smith [4]의 추적 성공 비율 측정결과
Fig. 3. The result of object tracking performance in [4].

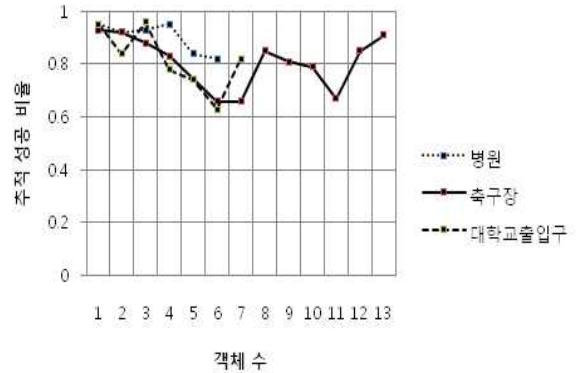


그림 4. 본 논문의 추적 성공 비율 측정결과
Fig. 4. Out result of object tracking performance.

객체 영역의 무게 중심 위치 $C_i^X(x,y)$ 를 가지고 추적 비율 $T_i = 1 - |C_i^{GT}(x,y) - C_i^X(x,y)| / P_i(x,y)$ 을 계산한다. 여기서 $P_i(x,y)$ 는 영상 전체의 화소수이다. [4]의 성능 평가기준을 따르기 위하여 추적 성공 비율 $\tau_i = \sum_t T_i / \sum_t fnumber(S_{i,t}^{GT} \neq \emptyset)$ 로 측정 하였다.

IV. 결 론

본 논문에서는 비디오 다중 객체 추적 방법 중 배경 차분에 의한 초기 객체 검출과 확률적 표본화 기법을 이용한 객체 추적 방법을 제안하였다. 다중 객체 추적을 위한 차원의 증가에 따른 계산 복잡도의 문제점^[4]을 해결하기 위해서 가장 간결한 중요도 표본화 입자필터링으로도 충분히 다중 객체 추적을 수행할 수 있다는 결론을 도출 할 수 있었다. 또한 동적 모델 및 색상 관측 모델을 적용하여 입자 필터링을 수행함으로써 향후 제기되는 복잡한 야외 환경과 비정형적 객체 움직임의 추적 문제에 있어서도 응용될 수 있다. 그러나 초기 객체 검출 방법을 배경 차분 방법을 이용하여 객체 검출에 의존한 점으로 객체 검출 잡음을 제거하는 과제가 남아 있다. 추후 초기 객체 검출시 배경 차분을 배제하고 특징 추출 기법에 기반한 관찰모델을 구성하고, 추적 기술에 있어서도 보다 강건한 추적을 위한 최대 우도 확률을 도출하기 위한 학습 기법을 사용해야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] A. Yilmaz and O. Javed, "Object Tracking: A

- Survey,” ACM Computing Surveys, vol. 38, no. 4, Article 13, December 2006.
- [2] J. Kwon and K. Lee, “Tracking of a Non-Rigid Object via Patch-based Dynamic Appearance Modeling and Adaptive Basin Hopping Monte Carlo Sampling,” Proc. IEEE Conf. Computer Vision, Pattern Recognition, pp.1208-1215, Miami, FL, USA, June 2009.
- [3] Z. Khan, T. Balch, and F. Dellaert, “MCMC-Based Particle Filtering for Tracking a Variable Number of Interacting Targets,” IEEE Trans. Pattern Analysis, Machine Intelligence, vol. 27, no. 11, pp-1819-1805, November, 2005.
- [4] K. Smith, D. Gatica-Perez, and J. Odobez, “Using Particles to Track Varying Numbers of Interacting People,” Proc. IEEE Conf. Computer Vision, Pattern Recognition, pp.962-969, San Diego CA, USA, June 2005.
- [5] A. Jepson and D. Fleet, “Robust Online Appearance Models for Visual Tracking,” IEEE Trans. Pattern Analysis, Machine Intelligence, vol. 25, no.10, pp. 1296-1311, October, 2005.
- [6] R. Hess and A. Fern, “Discriminatively Trained Particle Filters for Complex Multi-Object Tracking,” Proc. IEEE Conf. Computer Vision, Pattern Recognition, pp.240-247, Miami, FL, USA, June 2009.
- [7] K. Okuma, A. Taleghani, N. De Freitas, “A Boosted Particle Filter: Mutitarget Detection and Tracking”, European Conference on Computer Vision, pp. 28-39, Prague, Czech, May 2004.
- [8] D. Comaniciu, V. Ramesh, V. Meer, “Real-time Tracking of Non-rigid Objects using Mean Shift”, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 142-151, Hilton Head, South Carolina, USA, June 2000.
- [9] P. Perez, C. Hue, J Vermaak, M. Gangnet, “Color-Based Probabilistic Tracking” European Conference on Computer Vision, pp. 661-675, Copenhagen, Denmark, May 2002.

 저 자 소 개



김 현 철(학생회원)

1996년 인천대학교 학사 졸업.

2005년 미국 뉴저지 공과대학
컴퓨터 과학과 석사 졸업.2011년 현재 중앙대학교 첨단영상
대학원 박사과정 재학중

<주관심분야: 컴퓨터 비전, 비디오 추적, 객체 인식>



백 준 기(평생회원)-교신저자

1984년 서울대학교 제어계측
공학과 학사 졸업.1987년 노스웨스턴대학교 전기 및
컴퓨터 공학과 석사 졸업.1990년 노스웨스턴대학교 전기 및
컴퓨터 공학과 박사 졸업.

2008년 현재 중앙대학교 첨단영상대학원
영상공학과 교수.

<주관심분야: 영상복원, 신호처리, 반도체>