

논문 2008-45CI-6-24

스케일에 강건한 물체 추적 기법

(Robust Object Tracking for Scale Changes)

천기홍*, 강행봉**

(Gi Hong Cheon and Hang-Bong Kang)

요약

CCTV와 같은 기존의 영상 감시 시스템들은 상황을 통제하는 오퍼레이터에 많이 의존했었다. 하지만, 최근 제품화 되고 있는 시스템들은 오퍼레이터에 의존하지 않고 시스템 안에서 자동으로 문제를 해결할 수 있도록 지능화 되고 있다. 하지만, 시스템에서 자동으로 상황을 처리하기에 많은 문제가 존재한다. Occlusion, 타겟의 Scale, Affine 변화가 대표적인 문제인데, 본 논문에서는 타겟의 크기변 화로 인해 발생하는 정보 손상 문제를 다룬다. 이 문제는 타겟의 크기가 다양하게 변화함으로써 정확한 정보를 얻지 못하고, 배경 정보를 흡수함으로써 추적 알고리즘의 성능을 크게 저하시키는 원인이 된다. 따라서 본 논문에서는 물체의 크기가 변화함으로써 타겟 정보를 손상시키는 문제를 최소화하기 위한 방법을 제안한다. 이 문제를 해결하기 위해 Multi-Stage Sampling을 이용한 Particle Filter를 기반으로 물체 추적 알고리즘에 적합하도록 개량된 MSER을 이용하였다. 이를 통해 타겟 물체의 크기가 다양하게 변화해도 정확한 크기를 추정함으로써 이 문제를 해결할 수 있다.

Abstract

Though conventional video surveillance systems such as CCTV depended on operators, recently developed intelligent surveillance systems no longer needed operators. However, these new intelligent surveillance systems have their own problems such as Occlusion, changing scale of target object, and affine. This paper handled information damage caused by changing the scale of the target object among other objects. Due to the change of the scale, the inaccurate information of target can be obtained when we update the background information. To handle this problem, we introduce a solution for information damage caused by problem of changing scale of target object located among other objects. Specifically, we suggest multi-stage sampling particle filter based advanced MSER for object tracking system. Through this method, the problem caused by changing scale of target can be avoided.

Keywords : Object tracking, particle filter, MSER

I. 서론

개인과 사회의 안전을 중요시하는 요즘 추적시스템의 비중은 날이 갈수록 커져가고 있다. 추적시스템은 핸드폰이나 네비게이터를 위한 위치추적, 미사일 유도 장치 뿐만 아니라 점점 그 분야를 확장하여 영상 감시 시스템 및 화상 회의 시스템 등에서도 널리 응용되고

있다. 본 논문은 그 중 대표적으로 지능형 영상 감시 시스템에 사용되는 비전 기반의 물체 추적 시스템에 관한 내용으로 이루어져 있다. 기존의 영상 감시 시스템은 대표적으로 CCTV와 같은 형태로 이루어져 있다. 이 시스템은 상황을 통제하는 오퍼레이터에 많이 의존해야만 하는 문제가 있었다. 하지만, 최근 국내외에서 제품화되고 있는 시스템들은 오퍼레이터의 비중을 줄이고, 자체적으로 문제를 해결할 수 있도록 지능화 된 형태로 발전하고 있다. 현재 많은 기업체에서 이에 대한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 그 중 대표적으로 정적인 시스템인 CCTV 외에 컨트롤이 가능한 PTZ 카메라를 이용한 방법에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 예를 들어 Bosch, HonnyWell, Samsung, ObjectVideo 사 등이 이를 개발하는 대표적인 기업이다. 이와 같은

* 정회원, (주) NHN
(NHN Company)

** 정회원, 가톨릭대학교 미디어공학과
(Dept. Media Eng., Catholic University of Korea)

※ 본 연구는 문화관광부 및 한국 문화콘텐츠 진흥원의 지역문화산업연구센터(CRC) 지원사업 및 2007년도 부천로봇공동연구센터 지원으로 이루어졌음.

접수일자: 2008년6월18일, 수정완료일: 2008년10월23일

PTZ 카메라 모듈은 사람들이 많이 모이는 지하철, 학교, 공항과 같은 곳에서 널리 사용되고 있다.

지금까지 지능형 영상 감시 시스템에 적용하기 위한 물체 추적 알고리즘은 대표적으로 Kalman Filter 시리즈^[1]와 MeanShift^[2], Particle Filter 시리즈^[1] 등이 있는데, 비전 기반의 추적 시스템에서는 주로 Particle Filter^[3~4]를 널리 사용하고 있다. Particle Filter 알고리즘은 Importance Sampling 기법을 기반으로 한 방법으로 Nonlinear, Nongaussian 모델에서 사후 확률 분포를 계산하여, 다음 프레임에서의 타겟의 위치를 추정하는 방법이다. 그 밖에도 최근에는 불변 특징을 이용한 방법도 다양하게 개발되고 있다. 그 중 대표적으로 SIFT (Scale Invariant Feature Transform)^[5]와 MSER (Maximally Stable Extremal Regions)^[6~8]을 이용한 방법이 있다.

이와 같이 지금까지 많은 알고리즘들이 제안되어 왔지만, 아직도 명확하게 해결되지 않은 많은 문제점들이 존재한다. 더구나, 제품화를 위해 실제에 적용하였을 때 그 문제점들은 더욱 크게 영향을 끼치고 있다. 특히 추적하려는 타겟의 크기가 변화하는 경우 급격한 정보 왜곡이 발생할 수 있다. 이는 시간이 지날수록 추적 성능에 나쁜 영향을 끼치게 된다. 만약 고정된 카메라가 아닌 PTZ 카메라와 같이 제어가 가능한 경우 이 문제는 더욱 선명하게 드러난다. 타겟의 크기 변화는 정확한 타겟 정보를 얻지 못하고 필요 없는 주변 정보를 반영함으로써 추적 성능을 저하시키는 가장 큰 원인으로 작용하게 된다. 또한, 카메라를 동적으로 제어할 경우 그에 따라 빛의 정보도 변하기 때문에 아무리 같은 타겟이라 할지라도 색상과 같은 정보가 실시간으로 변화하는 문제가 발생한다. 따라서 이 문제를 명확하게 해결하는 것이 시스템의 성능을 높이기 위해 무엇보다도 필요하다. 본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 기존의 Particle Filter 추적 알고리즘을 이용하며, 크기 변화에 민감하지 않도록 불변 영역 기반의 MSER 알고리즘을 물체 추적에 적합하도록 개량하여 사용하는 방법을 제안한다. 본 논문은 다음과 같이 이루어져 있다. II장 관련연구에서는 그 동안 연구된 알고리즘들을 간단히 되짚어 보고, III장에서는 본 논문에서 제안하는 Particle Filter를 기반으로 한 개선된 MSER(Maximally Stable Extremal Regions)을 이용한 물체 추적 방법을 설명한다. 그리고 IV장에서는 실험 및 비교를 통해 본 알고리즘의 성능 평가한다.

II. 관련 연구

본 장에서는 지금까지 제안된 대표적인 물체 추적 시스템에 대해서 간단히 설명한다. 물체 추적을 위해 가장 기반이 되는 알고리즘으로써 Background Subtraction 기법^[9]이 있다. 이 방법은 명확하게 얘기하면, 추적 알고리즘은 아니지만, 추적을 위한 전처리 단계로써 관심영역(ROI: Region of Interest)에서 움직이는 타겟을 추출하는 알고리즘이다. 이 방법은 고정된 카메라에서는 유용하게 사용할 수 있으나, 모션이 있는 카메라 환경에서는 그대로 적용하기는 어렵다. 정확한 카메라 파라미터 또는 연속적인 프레임 간에 매칭 정보를 정확히 계산할 수 있다면 가능하나, 아직 발생하는 오차들로 인해 실제 상황에 적용하기에는 어려움이 많다. 이러한 카메라 제약을 받지 않고 적용할 수 있는 알고리즘으로는 대표적으로 확률 분포 기반의 MeanShift, CamShift, Kalman Filter, Particle Filter와 같은 알고리즘들이 있으며, Unscented Particle Filter^[10], Multi-Stage Sampling을 이용한 Particle Filter^[11], Dynamic Bayesian Network^[12~14]와 같이 복잡한 형태의 추론 기법을 이용한 알고리즘들이 있다. 물론 카메라에 완전히 독립적일 수는 없으나 카메라 환경에 의지 않으면서 어느 정도 동일한 성능을 보여주고 있다. 특히 이 중 Particle Filter는 Nonlinear, Nongaussian 환경에서도 확률 분포를 근사하게 추정할 수 있는 장점으로 인해 추적 시스템에서 가장 많이 사용되는 알고리즘이다. MeanShift, CamShift, Kalman Filter와 같은 알고리즘들은 Occlusion이 발생할 경우 추적에 실패할 확률이 높지만, Particle Filter는 샘플링 기반의 알고리즘으로써 위 세 가지 알고리즘보다 좋은 성능을 발휘한다. 하지만, Particle Filter는 샘플을 생성하는 과정에서 주어지는 확률 분포인 Proposal Distribution이 현재의 Observation을 포함하지 않고 이전 시간대의 분포에 의존하는 문제로 인해 의미 없는 샘플의 수가 증가하여 확률 추론 과정에서 오히려 좋지 못한 영향을 끼친다는 문제가 있다. 이 문제를 해결하기 위해 Extended Particle Filter, Unscented Particle Filter, Multi-Stage Sampling을 이용한 Particle Filter 등 여러 가지 방법이 제안되었다. 이 밖에도 칼라 히스토그램뿐만 아니라 모션 정보^[15], 모션과 중력의 법칙을 이용한 방법^[16], EOH(Edge Orientation Histogram)^[17~18] 등과 같이 타겟의 정보를 보다 정확하게 추출하는 방법들도 많이 제안되고 있다.

하지만, 위에서 언급한 알고리즘들은 타겟의 크기가 변화했을 때 정확히 대처하기 어렵다는 단점이 있다. 그리고 최근에는 이러한 접근방식에서 벗어나 불변 특징 기반의 알고리즘을 이용한 방법이 추적 시스템에 제안되고 있는데, 대표적인 알고리즘은 SIFT, MSER 등이 있다. 불변 특징 기반의 알고리즘은 그 계산시간으로 인해 실시간 추적이 어려웠지만, 최근 하드웨어의 발달과 많은 알고리즘의 개발로 인해 실시간에 가깝게 추적이 가능하게 되었다. 그 중 MSER은 가장 안정적인 영역을 추출하는 알고리즘으로써 Scale외에도 Affine에 강인한 특징이 있으며, 계산속도 또한, 다른 알고리즘들에 비해 빠르다는 장점이 있다. 그러나, 이러한 알고리즘들은 영상에서 불변 특징이 발견되지 않을 경우 그것을 특징 정보로 사용할 수 없다는 문제가 있다. 본 논문에서는 이러한 양자간의 문제점을 보완하여 타겟의 변화에 보다 능동적으로 대응하는 알고리즘으로써 Multi-Stage Sampling기법을 이용한 Particle Filter를 기반으로 추적 시스템에 적합하도록 개량된 MSER을 이용한 알고리즘을 제안한다.

III. 스케일에 강건한 물체 추적 기법

1. Multi-Stage Sampling을 이용한 Particle Filter

물체 추적 시스템에서 대표적으로 가장 널리 사용되는 알고리즘은 Particle Filter를 이용한 방법이다. 하지만, 이 방법은 확률 분포를 추정하는 과정에서 생성되는 샘플들 중 시간이 지날수록 의미 없는 샘플들의 수가 증가한다는 단점이 있다. 이로 인해 Local Mean에 빠질 위험이 증가하며, 의미 없는 샘플 계산으로 인해 오히려 시스템의 성능을 저하시키는 문제가 있다. 이 문제를 해결하기 위해 Multi-Stage Sampling을 이용한 Particle Filter 방법^[11]이 제안되었다. 샘플링을 기반으로 한 확률 추정 방법은 제한된 양의 샘플을 이용하여 보다 넓고 정확한 사후 확률 분포를 추정하는 것에 목적이 있다. 이에 반해 기존의 Particle Filter는 신뢰성 없는 샘플들로 인해 이를 충분히 반영하지 못하고 있다. 하지만, 이 문제는 Multi-State Sampling을 이용한 Particle Filter를 통해 제한된 샘플들을 기존보다 효율적으로 추출할 수 있으며, 보다 넓은 범위의 정확한 분포를 유추하여 Local Mean 빠지는 오류를 줄일 수 있다.

이 알고리즘의 장점은 기존의 시스템이 N개의 샘플을 생성한다고 할 때, 각 단계마다 샘플을 나누어 생성함으로써 점차적으로 정확한 확률 분포를 계산해 나가

는 방법으로써 같은 샘플 수로 보다 넓고 정확한 확률 분포를 계산할 수 있다는 것이다. Proposal Distribution이 정확하지 않다면 아무리 샘플의 수를 늘려도 추적 물체의 정확한 예측이 불가능하다. 이와 같이 샘플의 상태 및 개수가 시스템의 성능을 크게 좌우한다고 할 때 이 방식은 단계별로 Proposal Distribution을 실제 사후 확률 분포와 비슷하게 만들어 나감으로써 기존의 알고리즘보다 높은 성능 향상을 얻어낼 수 있다.

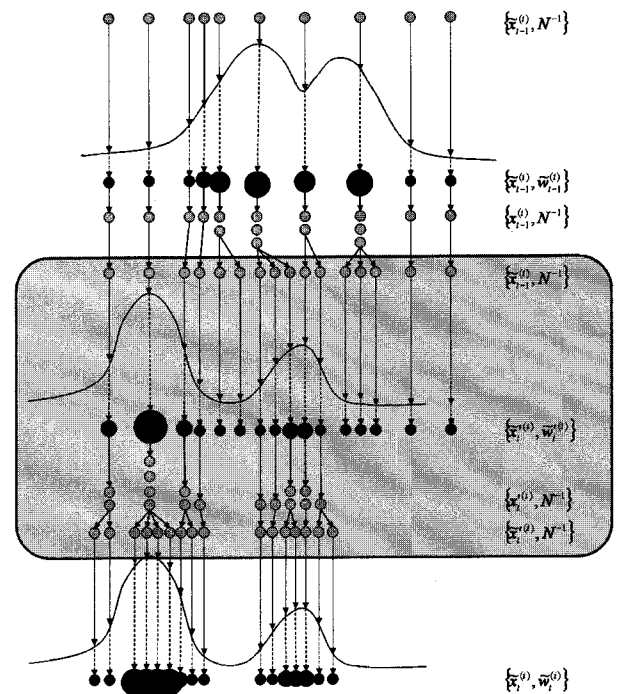


그림 1. Multi-Stage Sampling을 이용한 PF의 확률 분포 추론과정
Fig. 1. PF probabilistic distribution approximation based on Multi-Stage Sampling.

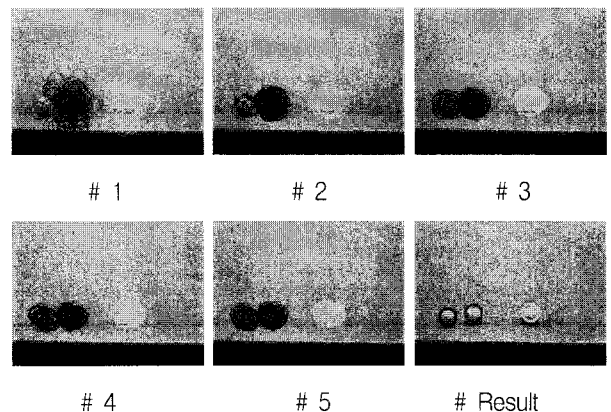


그림 2. Multi-Stage Sampling을 이용한 Particle Filter 실험 결과
Fig. 2. The results of Particle Filter based on Multi-Stage Sampling.

[그림 1]은 이 알고리즘을 통해 확률 분포를 추론하는 과정을 그림으로 나타낸 것이다^[4]. 이 과정을 통해 단계별로 부정확한 분포를 점차적으로 정확한 분포로

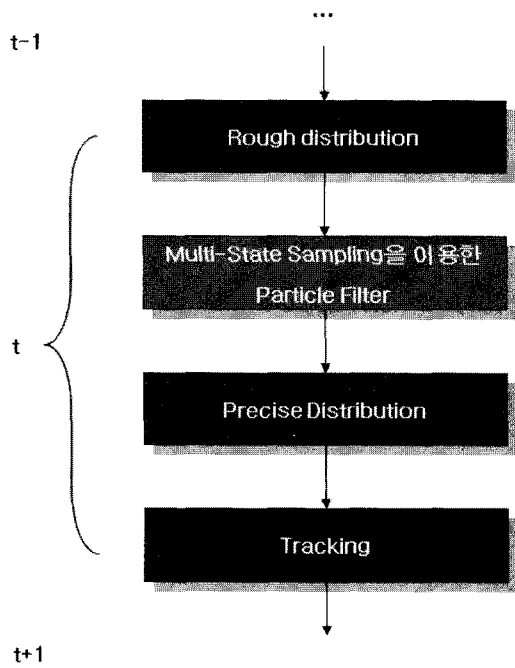


그림 3. Multi-Stage Sampling을 이용한 PF 알고리즘의 순서도

Fig. 3. Flowchart of PF algorithm using Multi-Stage Sampling.

표 1. Multi-Stage Sampling을 이용한 Particle Filter의 과정

Table 1. Processing of Particle Filter using Multi-Stage Sampling.

Multi-Stage Sampling을 이용한 Particle Filter

t-1 시간대의 Posterior를 근사화 하는 Sample/Weight Set을 다음과 같이 가정하자.

$$\hat{p}(x_{i-1} | Y_{i-1}) = \{x_{i-1}^{(h)}, w_{i-1, k}^{(h)}\}_{k=1}^N$$

Initialize weight(h) for each sample(x) to 1/N
 Assume $\hat{p}^{(0)}(x_i | Y_i) = \hat{p}(x_{i-1} | Y_{i-1})$
 For k=1 to K

1. Generate Samples set $\{x_{i, k}^{(h)}, h_{i, k}^{(h)}\}$ from $\hat{p}^{(k-1)}(x_i | Y_i)$
2. Propagation $N(x, \mu, \Sigma)$
3. Update the weights $h_{i, k+1}^{(h)} = h_{i, k}^{(h)} \cdot p(y_i | x_i)$
4. Normalize

$$h_{i, k+1}^{(h)} = \frac{h_{i, k}^{(h)} \cdot p(y_i | x_i)}{\sum_{h=1}^N h_{i, k}^{(h)} \cdot p(y_i | x_i)} \quad \hat{p}^{(k)}(x_i | Y_i) = \{x_{i-1, k}^{(h)}, y_{i-1, k}^{(h)}\}$$

향상시킬 수 있다.

[그림 2]는 Multi-Stage Sampling을 이용한 Particle Filter를 통해 비전 기반의 물체 추적 시스템에 적용한 결과이다^[11]. 본 실험에서는 총 5개의 단계를 걸쳐 샘플을 생성하여, 부정확한 분포를 정확한 분포로 만들어 주었다. 그림을 통해 샘플 범위가 점점 효율적인 범위로 줄어들면서, 좀 더 정확한 확률 분포를 추정하는 것을 보여준다.

[그림 3], [표 1]과 같이 기존의 Particle Filter는 t-1 시간대에서 넘어온 임의의 사후 확률을 통하여 샘플을 생성하고, 전이 모델에 따라 전과 과정을 거쳐 최종 샘플을 생성하게 된다^[11]. 이 알고리즘은 기존의 과정에서의 t-1시간대의 사후 확률을 근사화 하는 샘플의 상태와 가중치, (x, w)에 대해서 부정확한 분포라고 정의한다. 그리고 t시간대에 맞는 정확한 분포를 Multi-Stage

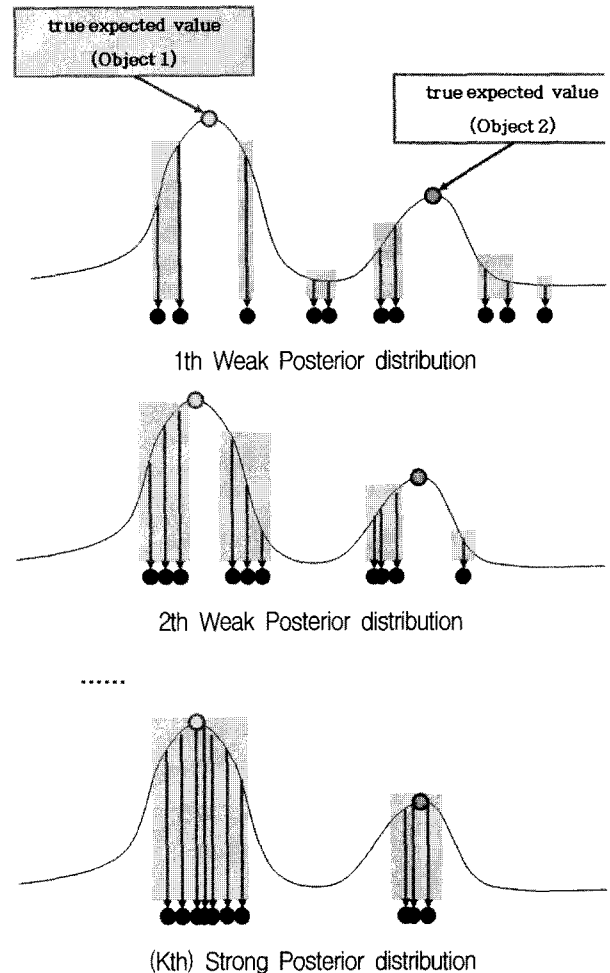


그림 4. Multi-Stage Sampling을 이용한 PF의 확률분포 추론과정

Fig. 4. PF probabilistic distribution approximation based on Multi-Stage Sampling.

Sampling을 이용한 Particle Filter를 이용하여 얻어내고 이를 통해 최종적인 샘플을 추출하여 정확한 분포를 만들게 된다.

[그림 4]는 Multi-Stage Sampling을 이용한 Particle Filter를 통해 부정확한 분포를 정확한 분포로 만드는 과정이다^[4, 11]. 위의 그림처럼 똑같은 샘플을 사용하더라도 계층적으로 Particle Filter를 수행함으로써 점점 정확한 기대 값에 가까이 다가가는 것을 볼 수 있다.

2. Maximally Stable Extremal Regions (MSER)

불변 특징 기반의 알고리즘들은 물체 인식, 파노라마 영상 등 다양한 분야에서 활용되고 있다. 그 중 SIFT (Scale Invariant Feature Transform), MSER (Maximally Stable Extremal Regions) 등 대표적인 여러 알고리즘들이 있다. 하지만, 이와 같은 불변 특징 알고리즘의 가장 취약점은 계산량이 많다는 것이다. 그러나 이 문제는 오늘날 하드웨어의 발전과 더불어 많은 알고리즘의 개발로 인해 어느 정도 해결되었다. 또한, 지금은 실시간에 거의 가까운 속도를 내고 있다. 그 중 MSER은 영역기반의 특징 정보를 추출하는 방법으로써 처리시간이 약 0.1초 정도로 빠른 결과를 얻을 수 있어 그 효과는 더욱 극대화 되고 있다. 이로 인해 최근 불변 특징을 이용한 물체 추적 방법이 많이 제안되고 있다.

MSER 알고리즘은 흑백 영상에서 밝기의 크기에 따라 검출되는 영역들 중 가장 안정적으로 변화하는 영역들을 추출하는 방법이다. 이렇게 생성된 영역은 다른 영상에서도 전체적으로 밝기가 변화해도 똑같이 추출할 수 있으며, Affine 영상뿐만 아니라 Scale이 다른 영상에서도 같은 영역의 추출이 가능하다. MSER 알고리즘은 크게 두 단계로 나누어 생각할 수 있다. 첫 번째는 Extremal Region을 추출하는 것이고, 두 번째는 Maximally Stable Region을 찾아내는 것이다. Extremal Region을 계산하는 방법은 다음과 같다. 영상 I 가 주어지고 I 의 픽셀을 x 라 할 때 각 픽셀의 Intensity는 $I(x)$ 로 정의한다. 또한, level set $S(x)$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$A = \text{the set of pixels in the image } I$$

$$S(x) = \{y \in A \mid I(y) \leq i(x)\} \quad (1)$$

위 level set에서 Connected Component (C)를 계산하고, 이를 통해 추출된 C , 곧 $path(x_1, \dots, x_n)$ 는 이웃한 픽셀 $x_i, x_{i+1} (i=1, \dots, n-1)$ 에 대해서 4-방향 또는 8-방향

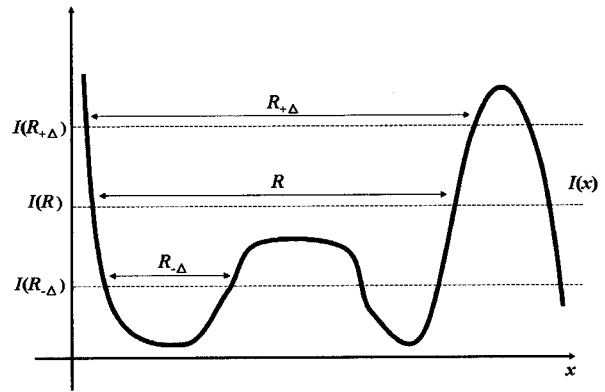


그림 5. Stable Region 추출 방법
Fig. 5. Extracting stable regions.

으로 이웃하도록 한다. 여기서 생성된 Connected Component C 를 Maximal Region R 이라고 정의한다. 이렇게 주어진 영상 I 에 대해서 생성된 모든 R 의 집합을 $R(I)$ 라고 정의한다.

다음 과정은 생성된 모든 Extremal Region $R(I)$ 사이에서 가장 변화가 안정된 영역을 추출하는 과정이다. [그림 5]는 1차원 I 에 대하여 최대 안정 영역을 추출하는 방법에 대해서 설명하고 있다.

$$\Delta > 0$$

$$R_{+\Delta} = \operatorname{argmin} \{ |Q| : Q \in R(I), Q \supset R, I(Q) \geq I(R) + \Delta \}$$

$$R_{-\Delta} = \operatorname{argmax} \{ |Q| : Q \in R(I), Q \subset R, I(Q) \leq I(R) - \Delta \}$$
(2)

수식 (2)을 통해 $R_{+\Delta}$, $R_{-\Delta}$ 를 구하고 수식 (3)을 통해 영역 변화 값을 계산한다. 영역 변화 값은 가장 안정화된 영역을 찾는 기준이 되며, 이 값이 최소화되는 영역 R 이 가장 안정된 영역이 된다.

$$\rho(R; \Delta) = \frac{|R_{+\Delta}| - |R_{-\Delta}|}{|R|} \quad (3)$$

MSER 알고리즘은 불변 정보로써 영역정보를 추출하고 이를 이용하여 매칭을 시도하게 되는데, MSER 뿐만 아니라 불변 정보 추출 알고리즘의 약점은 우리가 원하는 타겟의 정보를 추출하지 못하면, 그 타겟은 매칭이 불가능하다는 것이다. [그림 6]은 그 예를 잘 보여주고 있다.

그림 6(a)는 원본영상, 6(b)는 기존의 밝기 기반의 MSER을 이용하여 모든 MSER을 추출한 결과이다. 6(c)는 본 논문에서 제안하는 Gradient 기반의 MSER을 이용하여 추출했을 때의 결과이다. Gradient 기반의

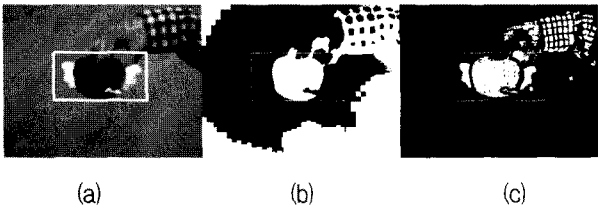


그림 6. 밝기 기반의 MSER의 성능비교
 ((a)원본영상, (b)밝기 기반의 MSER, (c)Gradient 기반의 MSER)

Fig. 6. Comparing result of MSER based on intensity.
 (a) Original Image, (b) MSER using intensity
 (c) MSER using gradient)

MSER에 대한 자세한 설명은 III장에서 다시 하도록 하겠다. 굵은 실선 박스가 ROI라고 할 때, 위의 결과를 통해 알 수 있듯이 원하는 물체에 대해서 영역이 추출되지 않는 경우가 발생할 수 있다. 이러한 문제로 인해 다른 영상과 매칭 시키기 어려워진다. 실제 물체 추적 시스템에서 이를 적용할 경우 원하는 물체의 정보를 알지 못한다는 것은 가장 큰 문제가 아닐 수 없다. 또한 (a)영상을 보면 타겟 외의 배경은 거의 비슷한 색상정보를 가지고 있음에도 불구하고 (b)와 같이 다른 영역이라 판단하여 부분적으로 MSER을 추출하는 것을 볼 수 있다. 본 논문에서는 이러한 밝기를 이용한 MSER 알고리즘의 문제점을 보완하고, 물체 추적시스템에 적용하는 방법을 제안한다.

3. 스케일에 강건한 물체 추적 기법

본 논문에서는 Multi-Stage Sampling 기반의 Particle Filter 알고리즘을 기반으로 한 Gradient MSER을 이용한 물체 크기 변화에 강건한 추적 알고리즘을 제안한다. 2절에서 언급한 것처럼 기존의 밝기 기반의 MSER은 [그림 7]의 (a)와 같이 원하는 영역의 MSER을 모두 찾을 수 없는 문제가 있다. 추적 시스템

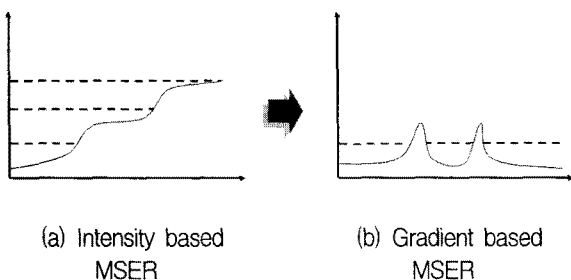


그림 7. Intensity 및 Gradient 기반의 MSER의 그래프 비교
 Fig. 7. Comparison of MSER using intensity and gradient.

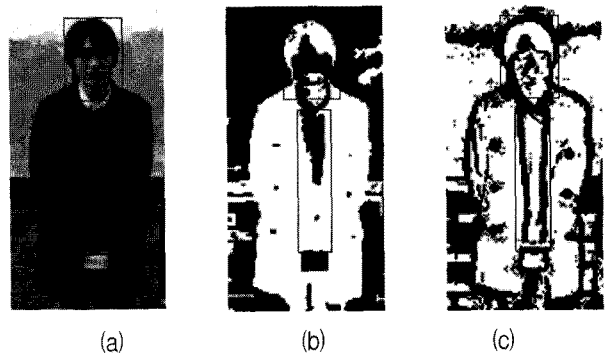


그림 8. 밝기 및 Gradient 기반의 MSER 성능비교
 ((a)원본영상, (b)밝기 기반의 MSER (c)Gradient 기반의 MSER)

Fig. 8. Comparing result of MSER based on intensity and gradient.
 (a) Original image, (b) MSER based on intensity, (c) MSER based on gradient)

에서 타겟 물체에 대한 정보가 부족하다는 것은 가장 큰 문제점이다. 따라서 본 논문에서는 MSER을 밝기 기반이 아닌 Gradient 기반으로 변환하여 사용한다. Gradient에 대한 수식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 I(x,y) &: \text{영상 } I \text{에 대한 픽셀 } (x,y) \text{의 intensity} \\
 G_x(x,y) &= I(x+1) - I(x-1) \\
 G_y(x,y) &= I(y+1) - I(y-1) \\
 G(x,y) &= \sqrt{G_x^2(x,y) + G_y^2(x,y)}
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

이와 같은 변환을 통해 계산된 Gradient G값을 기반으로 (b)와 같은 MSER 영상을 얻어낼 수 있다. 또한, [그림 8]과 같이 보다 연관성 있는 MSER을 더욱 많이 추출할 수 있다.

우선, [그림 8]에서 얼굴 부분을 ROI로 설정하여 MSER을 관찰해 보았다. (a)는 원본영상, (b)는 밝기 기반의 MSER, (c)는 Gradient 기반의 MSER을 적용한 결과이다. (b)의 결과는 ROI 영역 중 얼굴 피부 근처의 MSER이 전혀 추출되지 않은 것을 볼 수 있다. 또한 (b)영상을 보면 가슴 중앙부터 배 사이의 티셔츠 또한 유사한 색상임에도 불구하고 부분적으로만 MSER로 추출하는 것을 볼 수 있다. 기존의 MSER 알고리즘의 또 다른 단점은 ROI의 설정 부분이다. 기존의 방법은 시간의 단축을 위해 ROI내의 MSER만을 추출하고 그것을 통해 물체 추적에 사용한다. 만약 Occlusion으로 인해 ROI 영역을 침범 당한다면, 그 후의 ROI영역이 손상되어 성능에 나쁜 영향을 끼칠 수 있다.

이러한 Occlusion 문제는 물체 추적 기반 모델인 Particle Filter를 이용하여 최소화 할 수 있다. 본 논문

에서 제안하는 알고리즘은 다음과 같이 크게 3단계를 거쳐 이루어진다.

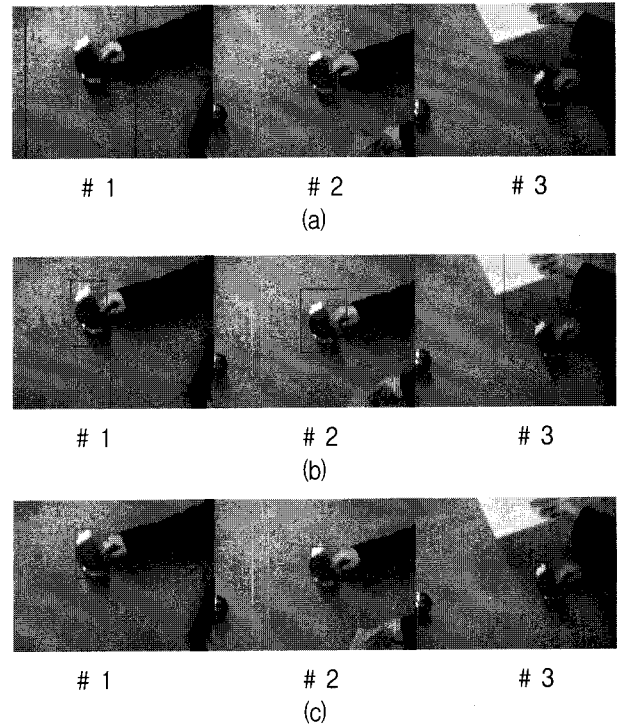
첫 번째 단계에서 Multi-Stage Sampling을 이용한 Particle Filter를 적용하여 대략적인 타겟 물체의 위치 및 ROI를 추정한다. 두 번째 단계에서는 Gradient 기반의 MSER 알고리즘을 이용하여 불변 특징 영역들을 추출하고, 이를 통해 타겟의 크기변화를 정확히 맞춰준다. 마지막 단계에서는 각 정보들을 업데이트 해줌으로써 하나의 사이클을 마무리하고, 다음 프레임 영상에 대해서도 같은 방법으로 처리해주는 과정을 반복한다. 이와 같은 과정을 통해 타겟 물체의 크기변화에 능동적으로 대처할 수 있으며, 물체 추적 시스템의 성능을 향상시킬 수 있다.

IV. 실험 및 결과

본 실험에서 적용한 컴퓨터의 사양은 AMD 애슬론 3500+(CPU), 2GB(Memory)와 운영체제는 Window XP를 사용하였으며, 프로그래밍 언어는 Visual C++ 6.0을 사용하였다. 실험에 사용한 동영상의 해상도는 320×240(가로×세로)이며, 15 frames/sec의 카메라 영상을 사용하였다.

비교 실험대상은 CamShift 알고리즘, Multi-Stage Sampling을 이용한 Particle Filter 알고리즘 및 본 논문에서 제안하는 알고리즘이다. [그림 10]에서 (a)는

CamShift를 이용한 결과이고, (b)는 Multi-Stage Sampling을 이용한 Particle Filter의 실험결과이다. 마지막으로 (c)는 여기서 제안하는 알고리즘을 이용한 실험결과이다. (a)의 영상을 보면 알 수 있듯이 CamShift나 #3처럼 타겟을 완전히 놓치는 것을 볼 수 있다. (b)는 #1처럼 타겟 물체의 크기가 커짐에 따라 시간이 지날수록 배경과 같은 잘못된 정보갱신이 누적됨으로써 #2과 같이 다시 물체의 크기가 작아짐에도 불구하고 수렴하지 못하는 것을 볼 수 있다. 또한, 이러한 에러 누적인 Occlusion이 발생했을 때 더욱 크게 부각되는 것을 #3를 통해 알 수 있다. 하지만, 이에 비해 (c)에서는



(a) Camshift (b) Particle Filter
(c) Proposed Object Tracking Algorithm

그림 10. 실험 결과
Fig. 10. Object tracking result.

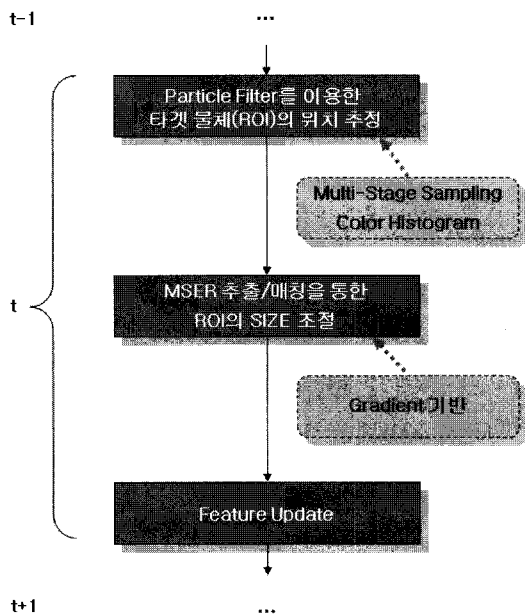


그림 9. 제안된 물체 추적 알고리즘의 순서도
Fig. 9. Flowchart of the proposed object tracking.

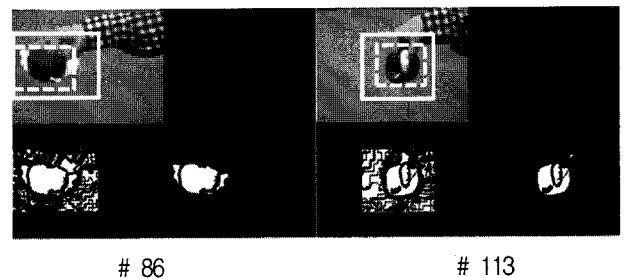


그림 11. 실험결과 (반시계 방향으로 제안 알고리즘 결과, 후보 MSER, 매칭된 MSER)
Fig. 11. Tracking result (candidate region for MSER, matched region for MSER).

타겟 물체의 크기가 다양하게 변화하더라도 영역을 타겟에 맞춰 정의함으로써 보다 정확한 정보만을 갱신할 수 있고, 이를 통해 #3와 같이 Occlusion 후에도 타겟 물체를 정확하게 추적할 수 있다.

[그림 11]은 제안 알고리즘으로 추적한 결과이며, 결과 영상에서 붉은 점선 박스는 크기에 맞춰진 타겟의 위치를 표시한 것이며, 붉은 실선 박스는 후보 MSER을 추출하기 위한 관심 영역을 나타낸다. 반시계 방향으로 위의 영상은 실험결과이며, 아래 영상은 관심 영역에 대한 MSER과 매칭된 MSER을 나타낸 것이다.

[그림 12]에서 (a)는 Particle Filter를 이용하여 물체 크기 변화에 따른 추적 결과를 보여주고 있다. (b)는 제안 알고리즘을 이용한 방법이며, 타겟보다 큰 파란 박스는 후보 MSER을 추출하기 위한 관심 영역이다. (c)는 초기에 갖고 있던 MSER과 매칭한 결과이고, 이를 통해 크기 변화에도 적응적으로 타겟을 추적할 수 있다.

[표 2]는 [그림 12]에서 나타난 실험을 바탕으로

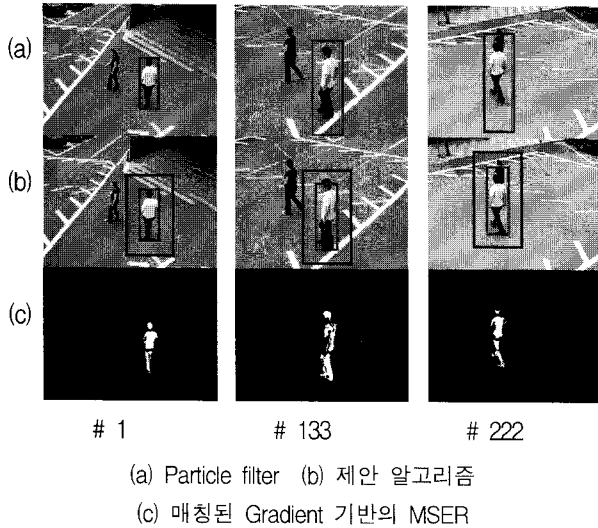
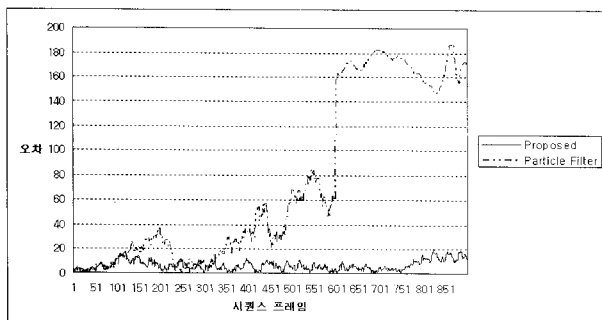


그림 12. 사람 추적 결과
Fig. 12. Human tracking result.

표 2. 사람 추적 결과에 대한 오차분석
Table 2. Error analysis for human tracking result.



Particle Filter와 제안 알고리즘의 인식률 차이를 분석한 것이다. (a) Particle Filter의 경우 추적 물체 크기의 변화에 능동적으로 대처하지 못하여 #222 프레임에서 나타난 것과 같이 원하는 물체의 크기보다 더 크게 박스가 그려지는 것을 볼 수 있다. 이러한 문제는 시간이 지날수록 쌓여서 [표 2]에서 나타나는 것과 같이 약 #300 프레임 이후로는 인식률의 오차가 급격히 증가하여 영상 후반부에는 견잡을 수 없을 정도의 문제가 발생하는 것을 볼 수 있다.

V. 결 론

지금까지 타겟의 크기가 변화함에 따라 불안정한 정보를 사용함으로써 나타나는 문제를 해결하는 방법에 대해 알아보았다. 이 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 Multi-Stage Sampling 기반의 Particle Filter 방법에 Gradient 기반의 MSER 알고리즘을 적용하였다. 실험결과 Gradient 기반의 MSER은 물체 추적 시스템에 사용하기 적합하여 추적 시스템의 전반적인 성능을 높일 수 있었다. 하지만, Gradient 기반의 방법은 [그림 13]과 같이 글자정보와 같은 자세한 정보를 추출하는데에는 어려움이 있었다.

이 문제를 해결한다면, 보다 나은 물체 추적 시스템을 구축할 수 있을 것이며, 물체 추적 시스템뿐만 아니라 물체 인식/매칭 분야에서도 크게 활용될 수 있을 것이다.

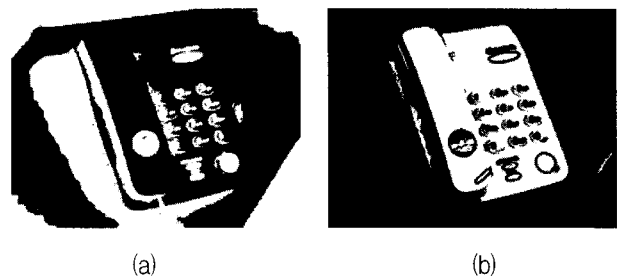


그림 13. Gradient MSER의 문제점
((a) 밝기 기반의 MSER, (b) Gradient 기반의 MSER)
Fig. 13. Problem of MSER based on gradient.
((a) MSER based on intensity, (b) MSER based on gradient)

참 고 문 헌

[1] Merwe, R., Doucet, A., Freitas, N., and Wan, E., "The unscented particle filter", *Technical Report*

- CUED/F-INFENG/TR* 380, Cambridge University Engineering Department, August 2000.
- [2] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, "Kernel-Based Object Tracking", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 5, pp. 564-575, May 2003.
- [3] Katja Nummiaro, Esther Koller-Meier and Luc Van Gool. "A Color-based Particle Filter", in *First International Workshop on Generative-Model-Based Vision(GMBV)*, 2002.
- [4] M. Isard and A. Blake, "CONDENSATION: conditional density propagation for visual tracking," *International Journal on Computer Vision*, vol. 29, no. 1, pp. 5-28, 1998.
- [5] Lowe, D. G., "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", *International Journal of Computer Vision*, 60, 2, pp. 91-110, 2004. Lindeberg
- [6] J. Matas, O. Chum, M. Urban, and T.Pajdla. "Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions", *In Proc. of British Machine Vision conference*, pp. 384-396, 2002.
- [7] Andrea Vedaldi. "An Implementation of Multi-Dimensional Maximally Stable Extremal regions", 2007.
- [8] M. Donoser and H. Bischof. "Efficient maximally stable extremal region. (MSER) tracking", *In Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp.553-560, 2006.
- [9] S. Kang, J. Paik, A. Koschan, B. Abidi, and M. Abidi, "Real-time video tracking using PTZ cameras," *QCAV*, pp.103-111, 19-22 May 2003.
- [10] Yong Rui and Yunqiang Chen. "Better Proposal Distributions: Object Tracking Using Unscented Particle Filter", *In Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 786-793, 2001.
- [11] Bohyung Han, Ying Zhu, Dorin Comaniciu, Larry S. Davis, "Kernel-Based Bayesian Filtering for Object Tracking", *In Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. pp.227-234, 2005.
- [12] Tao Wang, Qian Diao, Yimin Zhang, Gang Song, Chunrong Lai, Gary Bradski. "A Dynamic Bayesian Network Approach to Multi-cue based Visual Tracking", *In Proc. Of International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pp. 167-170, 2004.
- [13] Hang-Bong Kang and Kihong Chun. "Multiple Object Tracking Via Multi-layer Multi-modal Framework", *SCIA 2007, LNCS 4522*, pp. 789-797, 2007.
- [14] Ying Wu, Ting Yu, Gang Hua. "Tracking Appearances with Occlusions", *In Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 789, 2003.
- [15] 천기홍, 강행봉. "다중 물체 추적에서의 모션 히스토그램을 이용한 샘플 생성 기법", *HCI*, 2006.
- [16] W. Qu, D. Schonfeld, and M. Mohamed, "Real-time interactively distributed multi-object tracking using a magnetic-inertia potential model," *In Proc. of 10th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, vol. 1, pp. 535 - 540, Beijing, China, October 2005.
- [17] Yang, C., Duraiswami, R., Davis, R. "Fast Multiple Object Tracking via a Hierarchical Particle Filter", *In Proc. of 10th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2005.
- [18] 천기홍, 강행봉. "동일한 다중 물체 추적 기법", *대한전자공학회*. vol29, pp. 679-680, 2006.

저 자 소 개



천 기 흥(정회원)
 2006년 가톨릭대학교
 컴퓨터공학과 학사 졸업.
 2008년 가톨릭대학교
 컴퓨터 공학 석사 졸업
 2008년~현재 (주)NHN 근무
 <주관심분야 : 컴퓨터비전, 물체
 추적>



강 행 봉(정회원)-교신저자
 1980년 한양 대학교
 전자공학과 졸업
 1986년 한양대학교 대학원
 전자공학과 석사
 1989년 Ohio State Univ.
 컴퓨터공학 석사
 1993년 Rensselaer Polytechnic Institute
 컴퓨터 공학 박사.
 1993년~1997년. 삼성종합기술원 수석연구원
 1997년~현재 가톨릭대학교 디지털미디어학부
 교수
 2005년 UC Santa Barbara Visiting Professor
 <주관심분야: 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽스, HCI,
 인공지능>