



Object Scale Estimation in Mean-shift Tracking with Background Weighted Histogram

Man-Won Hwang¹, Min Hong², Yoo-Joo Choi³

¹*R&D Center, Xeron Healthcare Corp.*

²*Department of Computer Software Engineering, Soonchunhyang University*

³*Department of Newmedia, Korean German Institute of Technology*

ABSTRACT

In this paper, we proposed a robust scale estimation method for mean-shift tracking with background weighted local kernel. The shrinking problem of tracking kernel is frequently happened when the previous scale estimation methods based on color similarity between target and target candidate are applied in the mean-shift tracking with background weighted kernel. In order to solve the kernel shrinking problem, we defined a novel similarity evaluation criterion between target and target candidate based on weight average and found the most similar target candidate among several candidates with different kernel size. In order to validate robustness of the proposed scale estimation method, we compared the proposed method with the previous methods using challenging and self-made test data sequences. Experimental results show the proposed model have good performance to estimate tracked object scale.

© 2014 KKITS All rights reserved

KEYWORDS : Object Tracking, Kernel-based Tracking, Mean-shift Tracking, Object Scale Estimation

ARTICLE INFO : Received 5 August 2014, Revised 18 August 2014, Accepted 18 August 2014.

1. 서론

*Corresponding author is with the Department of Newmedia, Korean-German Institute of Technology.

E-mail addresses : yjchoi@kgit.ac.kr,

Tel : +82 2 6393 3235

PTZ 카메라나 방송용 카메라 등 움직이는 카메라 환경에서 객체를 감지하고 추적하려고 할 때 배경학습을 통한 움직이는 객체를 분류하는 방법은 심한 배경의 변화로 인해 적용하기가 어렵다. Mean-shift나 Camshift 같은 커널기반의 객체 추적 방법은 관심영역 내에서 타겟과 타겟 후보의 색상

정보를 모델링하고 그 유사도를 통해 커널밀도추정(Kernel density estimation)을 반복적으로 수행하여 확률분포의 지역 최대치를 탐색하기 때문에 움직이는 카메라에서도 무리 없이 추적이 가능하다. 또한 전체 영상이 아닌 관심 지역에서만 탐색이 수행되기 때문에 연산량이 적어 실시간으로 PTZ카메라 등을 컨트롤 하며 관심 객체를 추적하는데 유리하다. 이러한 이유로 실시간처리가 요구되는 다양한 분야에서 커널 기반 객체 추적 방법에 대한 연구들이 지속적으로 진행되고 있다[1-10]. 하지만 커널 기반 객체 추적 방법의 경우 객체와 객체 주위 배경의 색상분포가 유사할 경우 쉽게 잘못된 타겟을 추적 하는 경우가 발생한다. Li의 연구[1]에서는 이러한 문제를 개선하기 위하여 배경의 색상 분포를 분석하여 배경의 주색상에 해당하는 색상의 가중치를 낮추어 타겟의 고유한 색상의 가중치를 높인 타겟 모델을 구축하도록 하였다. 이를 기반으로 탐색을 진행하도록 함으로써, 타겟과 배경의 색상이 유사한 조건에서도 안정적인 추적이 가능하도록 한 Mean-shift 방법이 제안되었다. 이런 배경조건을 고려한 Mean-shift 방법을 통해 객체를 추적하는 성능은 개선이 되나 기존의 커널기반의 객체 추적 방법에서 제안된 객체의 크기 추정방법은 배경조건이 고려된 타겟 모델에서 사용하는 경우 타겟의 사이즈가 점점 작게 추정되는 오류가 발생된다. 또한, 스케일 공간(Scale Space)를 기반으로 타겟의 크기를 추정하는 방법의 경우 계산량이 매우 많으며[2] 배경조건을 고려한 Mean-shift에 적합하게 제안된 [3]의 방법도 커널 외곽의 타겟과 색상 유사도가 높은 노이즈에 민감하게 반응하여 타겟 추적에 실패하는 문제가 발생한다.

PTZ카메라의 줌(zoom)을 제어하거나 객체를 안정적으로 추적하기 위해서는 객체의 크기 추정은 중요한 문제이다. 이를 위해 객체 크기 추정을 위한 다양한 방법들이 제안되어 왔다[2-6]. 제안된 방법

은 크게 스케일 공간을 기반으로 3D Shadow kernel을 정의하여 객체 추적 시 사용하는 방법[2]과 객체 추적을 위하여 프레임별 초기에 주어지는 크기의 커널로 최적의 객체 위치를 추적한 후 가중치 영상(weight image), 즉 back-projection 영상에서 커널 내 가중치에 대한 1, 2차 모멘트를 구하고 이를 기반으로 객체크기를 추정하는 방법 군으로 나뉜다. 스케일 공간을 기반으로 하는 방법은 모멘트 기반 방법에 비해 계산량이 많아 실시간 PTZ 카메라 제어 위한 객체크기 추정에 적용하기 어려우므로 본 논문의 연구 범위에서 제외하고, 본 논문에서는 모멘트 기반 객체크기 추정 방법에 대한 연구로 연구범위를 정하였다.

배경조건을 고려한 Mean-shift 추적기법에서 back-projection 영상에서의 확률의 공간적 양이나 Bhattacharya 상관계수 등을 통한 크기 비교 등 기존에 제안된 방법으로는 객체크기 추정시 많은 오차를 보이고 있었다. 따라서 배경조건을 고려한 Mean-shift 추적기법에서 크기 변화를 판정하고 비교하기 위한 새로운 타겟 모델과 타겟 후보간 유사성 평가지표를 정의하고 이를 통해 크기 추정의 성능을 높이하고자 한다.

본 논문의 실험은 다음과 같은 전제 조건을 가진다. 첫째는 움직이는 카메라를 이용하여 움직이는 객체를 추적함을 목적으로 한다. 둘째는 초기에 추적을 할 대상에 대한 정확한 객체의 ROI(Region of Interest)정보가 주어져야 한다. 셋째는 객체의 완전 가림 상황은 추적 대상을 놓친 것으로 판정한다. 이제 가치를 전제로 우리는 back-projection영상 도메인에서 초기 객체의 커널 내의 가중치 밀도를 고유한 값으로 설정하고 이를 기준으로 객체의 크기 변화를 추정하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 관련 커널 기반의 객체 추적 방법들을 소개하고, 이들 방법에서 사용되었던 객체 크기 추정 방법의 특징을

설명한다. 3절에서는 본 논문에서 제안하는 객체 고 유색상 가중치 평균의 역수로 정의된 지표 즉, 주어 지는 객체 영역의 크기 대 커널 내 가중치 총합의 비를 통해 객체의 크기를 추정하는 방법을 소개한 다. 4절에서는 4가지의 테스트 영상을 사용한 실험 환경을 설명하고, 기존 크기추정 방법과 제안 방법 간의 성능 비교 실험 결과를 보인다. 5절에서 논문 의 결론 및 향후연구에 관하여 설명한다.

2. 관련연구

2.1 커널기반 객체 추적 방법

Comaniciu 등이 제안한 커널 기반 객체 추적 기 법[4]에서 배경 조건을 고려한 타겟 모델 및 타겟 후보 구축 부분을 Ning 등이 제안한 방법[6]으로 개 선하여 복잡한 배경 환경에서 객체를 안정적으로 추적할 수 있도록 하였다. 커널 기반 객체 추적이란 등방 커널 (isotropic kernel)을 이미지 공간에 마스크 하여 특정한 특징 기반 목표 객체(target object) 의 표현을 정규화(regularize) 하는 방법이다. Comaniciu에 의해 제안된 커널 기반 객체 추적 방 법에서 정의하는 타겟 모델 q 는 m 개의 bins을 가 지는 색상 히스토그램을 의미하고, 식으로 표현하면 식(1)과 같다. 각 bin의 확률 밀도 함수는 식(2)와 같 이 정의된다.

$$q = \{q_u\}_{u=1, \dots, m}, \quad \sum_{u=1}^m q_u(y_c) = 1 \quad (1)$$

$$q_u(y_c) = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y_c - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b_u(x_i) - u]. \quad (2)$$

식 (2)에서 n 은 커널 내에 포함된 픽셀의 개수 를 의미하고, y_c 는 커널 중앙의 위치값을 의미한

다. 함수 $k(\|x\|^2)$ 는 볼록 단조 감소형 등방 커널 을 의미하며, 함수 $b(x_i)$ 는 x_i 위치의 픽셀에 대한 양자화 특징 공간 (quantized feature space), 즉, 양 자화된 색상 히스토그램에서의 대응되는 bin의 인덱 스를 출력하는 함수이다. δ 는 Kronecker delta 함 수이고, 상수 C 는 $\sum_{u=1}^m q_u = 1$ 을 만족하기 위한 정규 화 상수로서 식 (3)과 같이 정의된다.

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y_c - x_i}{h}\right\|^2\right)}. \quad (3)$$

즉, 타겟 모델 q 는 프레임 이미지상의 위치 y_c 를 중심으로 하는 ROI에서 ROI 내부의 색상 정보에 커 널 함수 $k(x)$ 를 사용하여 위치 가중치를 적용한 색 상 히스토그램이다. 타겟 후보 p 또한 탐색대상 프 레임 이미지의 위치 y_0 를 중심으로 하는 ROI 에 대한 가중치가 적용된 색상 히스토그램을 의미한다. 타겟 모델과 유사하게 타겟 후보 p 는 식 (4)와 같이 정의된다.

$$p = \{p_u\}_{u=1, \dots, m}, \quad \sum_{u=1}^m p_u(y_0) = 1 \quad (4)$$

여기서

$$p_u(y_0) = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b_u(x_i) - u]. \quad (5)$$

식 (5)에서의 δ 함수와 $b(x_i)$ 는 식 (2)에서 설명 한 것과 동일하고, C 는 $\sum_{u=1}^m p_u = 1$ 을 만족하기 위한 정규화 상수이다.

다음 단계는 Mean-shift 알고리즘을 적용하여 새 로운 커널의 중심 y_1 을 추정하는 과정이며 식(6)과 같다.

$$\hat{y}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (6)$$

여기서, n은 ROI 내부 픽셀의 개수이며, w_i 는 ROI 내부 x_i 에 위치한 픽셀의 가중치로서 다음과 같이 정의된다.

$$w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u(y_c)}{p_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u] \quad (7)$$

식(1)에서 식(7)의 내용을 요약하면, Comaniciu 등이 제시한 방법에서는 객체 추적 문제를 타겟 모델 q 에 가장 유사한 타겟 후보에 관련된 이산적 위치 y 를 찾는 문제로 정의하였다. 타겟 모델과 타겟 후보의 색상 표현으로 각 모델을 정의하고, Bhattacharyya Coefficient를 기반으로 한 유사도 함수를 정의하여 두 모델간의 유사도를 표현하고 이 유사도가 최대화되는 위치로 최적화 되어 갈 수 있도록 Mean shift 알고리즘을 적용하였다. 이때 직사각형 형태의 커널에서 객체의 색상 정보만을 추출하고 배경의 색상은 타겟 모델과 타겟 후보에 대한 색상 모델 정의시 식 (8)과 같은 가중치를 타겟 모델의 각 빈에 적용하여 배경의 주색상에 해당하는 색상은 낮은 가중치를 가질 수 있도록 하였다. 이때, 배경 영역은 커널의 외곽 일정 영역으로 정의하였다. 여기서 $\hat{o}_{u, u=1..m}$ 는 배경 히스토그램 빈을 의미하고, \hat{o}_u 는 배경 히스토그램 빈의 최소값을 의미한다.

$$w_u = \min\left(\frac{\hat{o}_u}{\hat{o}_{u, u=1..m}}, 1\right) \quad (u = 1..m) \quad (8)$$

그러나 같은 색상에 대하여 같은 가중치를 타겟 모델과 타겟 후보에 모두 적용하였기 때문에, 식 (7)의 픽셀 가중치 식에서 분모와 분자에 같은 가중치가 적용되는 상황이 되어, 즉, 수치적으로 배경 가

중치를 적용한 값을 얻을 수 없어서 배경 색상 간섭(interference) 현상을 줄이지 못하였다.

Ning 등[10]은 이 문제를 지적하여 Comaniciu가 제시한 배경 가중치를 타겟 모델의 정의 시에만 적용하고 타겟 후보에는 배경 가중치를 적용하지 않음으로써 추적 목표 객체의 고유 색상만을 추적할 수 있도록 하여 추적 성능을 높였다.

2.2 기존 커널기반 객체 추적에서의 크기 추정

Mean Shift와 같은 컬러모델을 통한 유사성을 기반으로 한 객체 추적은 BGS(Background Subtract)을 통한 객체감지 기반의 추적과 달리 블럽 분할(Blob Segmentation)등으로 명확한 객체 영역을 정의하지 않기 때문에 크기를 추정하기가 어렵다. 기존의 연구들은 확률 밀도 및 분포를 기반으로 객체 영역의 면적과 비율 등을 별도로 추정하여 영역을 업데이트 하고 있다. 하지만 배경조건을 고려한 Mean-shift 추적방법에는 적합하지 않거나 상황에 따른 다른 문제 사항을 갖고 있다. 즉, Comaniciu방법[4]의 경우 커널 크기의 변화를 새로 추정한 크기의 10%만 반영 되게 제한을 걸기 때문에 타겟 객체의 크기가 갑자기 변화가 되는 경우, 객체 크기 추정에 실패하게 된다. 또한, 객체 내부 영역으로 들어가도록 커널의 크기가 작아지는 경우가 한번 발생하면, Bhattacharyya 상관계수의 경우 커널영역을 객체 영역으로 더 많이 채울수록 값이 커지기 때문에 커널의 크기를 점진적으로 작게 추정하여 커널이 급속도로 줄어드는 상황(shrink)이 발생된다. 타겟 후보 영역에서 각 픽셀의 가중치의 합은 타겟 후보 영역 내에서 타겟객체에 대한 가중치 영역(weighted area)으로 추정된다. SOAMST[6]경우 shrink 상황 없이 가중치 영역을 추정하기 위하여 가중치 타겟 영역에 Bhattacharyya Coefficient를 사

용하여 보상하는 점진적 증가함수를 적용하고 있으나 오히려 이 부분 때문에 Comaniciu와 마찬가지로 커널이 작아져서 커널 내부가 객체의 내부 영역으로 채워질수록 Bhattacharyya 상관계수가 커져서 점점 커널의 크기가 줄어드는 현상을 발생 시킨다. Jeyakar 등의 방법[3]에서는 배경조건을 고려한 Mean-shift 객체의 크기 추정방법이 제안 되었다. 가중치 기반 공간 편차를 초기 타겟 모델을 지정할 때의 조건과 최대한 같게 하는 크기를 찾는 방법으로 이 경우 커널의 가장자리 부근에 타겟 객체가 가지는 고유색상과 유사한 노이즈 성분들이 존재할 경우 커널의 크기를 매우 크게 추정하게 되고 이 때문에 새로운 타겟 후보 커널 영역이 급속하게 커져 커널의 크기가 발산하는 문제가 발생된다.

이에 본 논문에서는 배경 색상 가중치를 이용하여 배경조건을 고려한 커널 기반 객체 추적 방법에서 shrink 현상을 막기 위한 객체 크기 추정 방법을 제안하고자 한다.

3. 객체 고유색상 가중치의 평균 기반 객체 크기 추정

3.1 객체 고유색상 가중치 평균

본 논문에서는 Comaniciu가 제안한 방법[4]대로 식 (7)을 통해 타겟 후보의 각 픽셀에 대한 가중치를 구한다. 또한, Ning이 제안한 방법[6]대로 타겟 모델에만 객체의 배경조건에 대한 가중치를 적용하여 객체 고유색상의 픽셀들이 높은 가중치 값을 가지는 가중치 영상을 얻게 된다. 이를 통해 객체추적의 성능은 많이 개선되나 기존의 크기 추정을 위하여 타겟 모델과 타겟 후보간의 유사성 판별을 위하여 Bhattacharyya 상관계수를 사용할 수 없는 상황이 발생된다. 때문에 배경조건이 고려된 가중치 영상에 적합한 새로운 유사성 판별 지표가 필요하

다. 본 연구에서는 새롭게 제안하는 타겟 모델과 타겟 후보간의 유사성 판별 지표를 기반으로 객체의 변화된 크기 추정을 수행하고자 한다. 객체 고유색상이 강조된 가중치 영상은 배경영역 픽셀은 낮은 가중치 값을 가지기 때문에 객체를 모두 포함하는 커널의 면적 대 객체 고유영역 즉 커널 내 픽셀의 가중치합의 비는 불연속적이나 크기에 비례하는 경향을 보인다. 이에 객체의 고유영역의 크기가 커짐에 따라 같은 비율로 커널 크기도 커지는 것으로 가정한다. 즉, 식 (9)와 같이 M_{00} 를 초기에 주어진 커널 내 가중치 w_i 의 총합로 정의하고, 초기 커널의 크기를 R 로 정의할 때, 초기 커널의 크기와 가중치 총합의 비 α 를 식 (10)과 같이 정의하고, 이를 커널 면적 계산의 지표로 사용한다.

$$M_{00} = \sum_{i=1}^n w_i \quad (9)$$

$$\alpha = \frac{R}{M_{00}} = \frac{1}{\text{가중치평균}} \quad (10)$$

3.2 가중치 평균 기반 크기 추정

<그림 1>은 객체의 크기 및 객체 픽셀의 가중치 값들은 동일하고 커널 크기만 증가 할 경우, 타겟 후보에 대한 커널 크기 R' 와 가중치 총합 M_{00}' 의 비율 α' 의 변화를 보여 주고 있다. 객체 영역의 크기는 동일하나 커널의 크기만 다른 경우 α' 는 커널 크기에 비례적이며 배경영역이 충분히 잘 포함 된 초기 조건에 의해 계산된 식 (10)의 α 와의 비교를 통하여 크기를 추정 해 볼 수 있다. 즉, 이전 프레임에서의 커널 크기 기준으로 크기를 조금씩 조절 한 새로운 커널에 의해 정의 되는 타겟 영역에서 α' 을 구하고 α 와 가장 가까운 커널 크기의 타겟 후보를 찾는다.

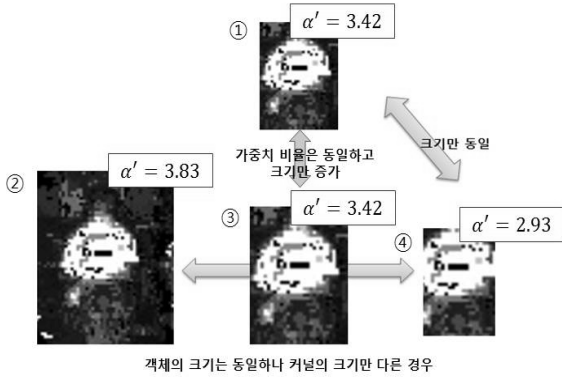


그림 1. 커널 크기 및 가중치 비율 변화에 따른 α 비교
 Figure 1. Comparison of α values according to change of ratio of kernel size to pixel weights

3.3 커널 크기별 재귀적 가중치 모멘트 계산

이전 프레임에서의 커널 크기 기준으로 서로 다른 크기의 커널에 대하여 가중치 총합 M_{00}^l 을 계산하는 것은 적지 않은 시간을 요구한다. 계산량을 줄이기 위해 다음과 같은 과정을 통해 11개 레벨의 서로 다른 크기의 커널에 대한 가중치 총합 $M_{00}^l, l=1..11$ 을 재귀적으로 계산한다. 바로 이전 프레임에서 결정된 커널의 크기, 즉 커널의 폭과 높이를 3%씩 5단계 줄이고 5단계를 늘린 커널 후보 11개를 <그림 2>와 같이 정의 한다. 여기서 $R_l(l=1..11)$ 은 각 크기별 영역을 의미하며 R_l 이 포함하는 R_{l-1} 을 뺀 R_l 만의 고유한 영역을 $r_l(l=1..11)$ 으로 정의 한다. 그러면 각 크기 별 가중치 총합 M_{00}^l 는 식 (11)과 같다.

$$M_{00}^l = \sum_{k=1}^l \sum_{x_i \in r_k} w_i \quad (11)$$

각 크기별 객체 고유색상 가중치 밀도 α_l 는 식 (12)와 같다.

$$\alpha_l = \frac{R_l}{M_{00}^l} \quad (12)$$

초기 조건에 의해 구해진 객체 고유색상 가중치 밀도 α 와 각 크기별 가중치 밀도 α_l 의 차인 식(13)이 최소가 되는 크기 레벨 m 에 해당하는 커널을 새로운 커널로 결정한다.

$$d(l) = |\alpha - \alpha_l| \quad (l=1..11) \quad (13)$$

$$m = \operatorname{argmin}(d(l)) \quad (14)$$

$$A = R_m \quad (15)$$

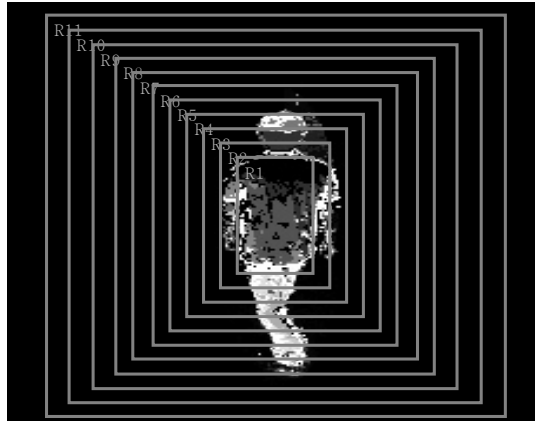


그림 2. 다양한 커널 크기의 추정 후보영역
 Figure 2. Target candidate regions with different kernel sizes

Ning의 방법[6]에서 제안된 식 (16)을 통해 새로운 프레임에서의 커널 장/단축의 길이 a, b 를 구한다.

$$a = \sqrt{\lambda_1 A / (\pi \lambda_2)}, \quad b = \sqrt{\lambda_2 A / (\pi \lambda_1)} \quad (16)$$

식 (16)에서, λ_1 과 λ_2 는 식 (17)의 공분산 행렬 (covariance matrix)에 대한 고유값(eigen value)을 의미한다.

$$Cov = \begin{bmatrix} \mu_{20} & \mu_{11} \\ \mu_{11} & \mu_{02} \end{bmatrix} \quad (17)$$

여기서, μ_{20} , μ_{11} , μ_{02} 는 아래와 같다.

$$\mu_{20} = \frac{M_{20}}{M_{00}} - \bar{x}_1^2, \quad \mu_{11} = \frac{M_{11}}{M_{00}} - \bar{x}_1 \bar{x}_2, \quad \mu_{02} = \frac{M_{02}}{M_{00}} - \bar{x}_2^2 \quad (18)$$

$$M_{10} = \sum_i^{n_h} w_i x_{i1}, \quad M_{01} = \sum_i^{n_h} w_i x_{i2}, \quad M_{20} = \sum_i^{n_h} w_i x_{i1}^2,$$

$$M_{02} = \sum_i^{n_h} w_i x_{i2}^2, \quad M_{11} = \sum_i^{n_h} w_i x_{i1} x_{i2} \quad (19)$$

$$y_1 = (\bar{x}_1, \bar{x}_2) = \left(\frac{M_{10}}{M_{00}}, \frac{M_{01}}{M_{00}} \right). \quad (20)$$

4. 실험결과 및 분석

4.1 실험방법

아래의 <그림 3>과 같은 테스트 영상으로 배경 가중치가 적용된 타겟 모델을 기반으로 Mean-shift 트래킹[6]을 수행하는 환경에서 객체 크기 추정용 기존 4가지 방법, 즉 Camshift방법[5], Commanicu 방법[4], SOAMST방법[6], Jeyakar의 방법[3]과 본 논문에서 제안한 방법을 적용하여 그 결과를 비교하였으며 그 중 실험 테스트 시퀀스에 있어서 대부분의 객체 추적 실패 결과를 보여준 Commanicu방법, SOAMST방법은 결과에서 제외하였다. 동일한 초기 입력 조건하에 각각의 스케일 방법에 대해 영상 및 객체를 추적한 영역정보를 매 프레임별로 출력하였으며 Ground Truth Data와의 오차 S 를 측정하였다.

오차 측정 방식은 식(21)과 같다. 오차를 나타내는 S 값은 적을수록 정확도가 높음을 의미한다.

$$S = |x_{g1} - x_{t1}| + |y_{g1} - y_{t1}| + |x_{g2} - x_{t2}| + |y_{g2} - y_{t2}| \quad (21)$$

식 (21)에서 각 항의 의미하는 바는 <그림 4>에서 표현하고 있다. <그림 4>에서 GP1(xg1, yg1), GP2(xg2, yg2)는 각각 Ground Truth Data에서의 객체를 둘러싼 ROI 좌상단, 우하단 꼭짓점을 의미하며 TP1(xt1, yt1), TP2(xt2, yt2)는 각 방법을 적용하여 최종으로 결정된 객체추적결과 ROI의 좌상단, 우하단 꼭짓점을 의미한다.



그림 3. 실험을 위한 테스트 시퀀스

Figure 3. Test sequences for the experiments

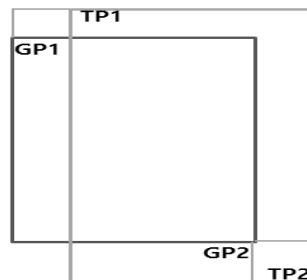


그림 4. Ground-truth 데이터와 추적 객체의 ROI

Figure 4. ROIs of Ground-truth Data and a tracked object

4.2 실험결과

각 영상별 추적 에러 S 값을 그래프로 비교하였다. 테스트 중 트래킹을 놓친 경우엔 값이 눈에 띄지 않게 놓치기 직전의 값을 계속 유지하게 표현하였다.

4.2.1 Xeron Data 1 영상 테스트 결과

Xeron Data1영상은 방안으로 사람이 들어 왔다가 카메라 가까이 접근 한 후 다시 돌아 문을 통해 밖으로 나가는 영상이다. 정면으로 들어왔다 돌아 나가기 때문에 짧은 시간에 객체 크기 변화가 심하며 초기 타겟 모델을 선정하는 지역에서 배경이 되는 문 영역과 바닥이 살색에 가까워 살색영역의 가중치가 많이 내려가게 된다. <그림 5> 추적오차를 살펴보면 Jeyakar의 방법과 우리의 방법이 비슷한 결과를 보이며 Camshift의 방법보다는 좀 더 객체 원래 크기에 가깝게 추정하는 결과를 보여주었다. Camshift의 방법은 모든 프레임에서 객체의 원래 크기보다 상당히 크게 커널 크기를 추정하고 있다.

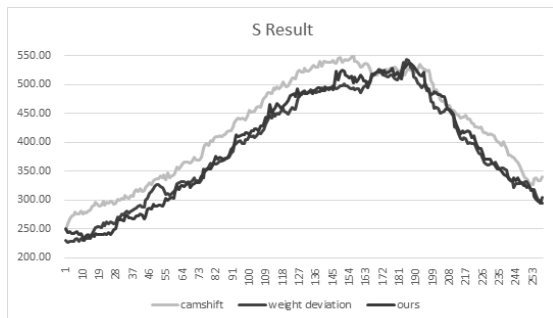


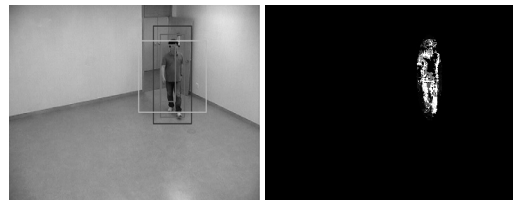
그림 5. Xeron Data 1의 추적 오차
Figure 5. Tracking errors for Xeron Data 1

배경 조건 때문에 살색 및 붉은색 계열의 티셔츠 영역이 <그림 5>에서 처럼 가중치 영상에서 값이 작게 나와 초기상태의 객체 영역 고유영역의 비 보

다 조금 더 크게 나와 객체가 팍 찬 것처럼 크기가 그려진다. <그림 6>은 추적 오차를 보여 주고 있다.



(a) Frame 1



(b) Frame 47



(c) Frame 167



(d) Frame 253

그림 6. Xeron Data1의 추적결과영상(좌)과 가중치 영상(우)
Figure 6. Tracking result images (Left) and weight images (Right) for Xeron Data 1

4.2.2 Xeron Data 2 영상 테스트 결과

Xeron Data 2는 일반 사무실 환경에 대한 영상이며, 문을 들어와 정면으로 계속 걸어와 파티션에 의해 가려지는 공간을 들어갔다 나오는 시나리오다.

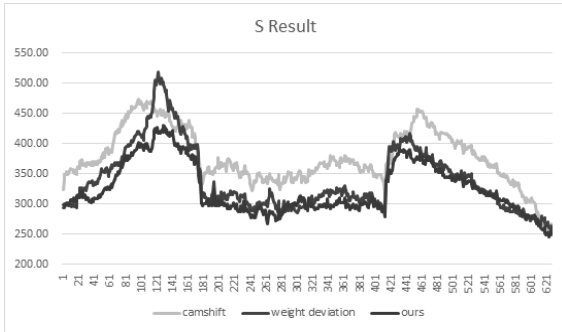
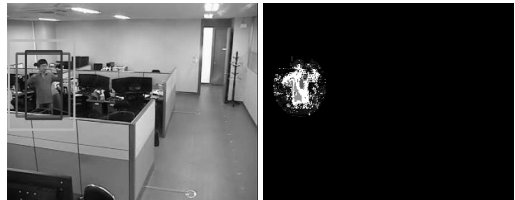


그림 7. Xeron Data 2 추적 오차
Figure 7. Tracking errors for Xeron Data 2

가까이 다가오는 부분에서는 느린 속도의 크기변화에 대응 하는 상황을 볼 수 있고, 파티션으로 가려지는 부분으로 이동하는 부분에선 갑작스런 크기 변화에 대응 하는 상황을 볼 수 있는 영상이다. 이 영상에서도 Jeyakar의 방법과 본 논문의 제안 방법이 Camshift방법보다 크기를 더 잘 추정하는 결과를 보여주었으며, 120프레임 부근에서는 Jeyakar의 방법도 커널 외각의 노이즈 성분 때문에 순간적으로 크기를 매우 크게 추정하는 결과를 보여 주었다. 또 209번째 Frame근방과 299번째 Frame 근방처럼 갑작스럽게 크기 변화가 생기는 부분에서도 큰 무리 없이 대응 하는 결과를 보여주었다.



(c) Frame 209

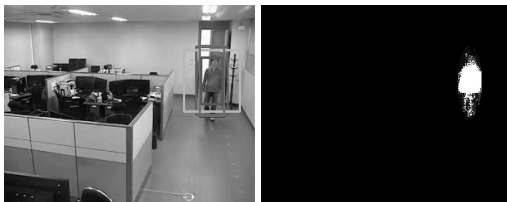


(d) Frame 299

그림 8. Xeron Data 2의 추적결과영상(좌)과 가중치 영상(우)
Figure 8. Tracking result images (Left) and weight images (Right) for Xeron Data 2

<그림 8>의 (b)에서와 같이 타겟 보행자가 가까워졌을 때, (c)처럼 몸을 돌렸을 때, 그리고 (d)에서처럼 팔을 벌렸을 때 등 제안 방법이 크기변화에 안정적으로 커널 크기를 추정하고 있는 결과를 보여 주고 있다.

4.2.3 Corridor 영상 테스트 결과



(a) Frame 1



(b) Frame 109

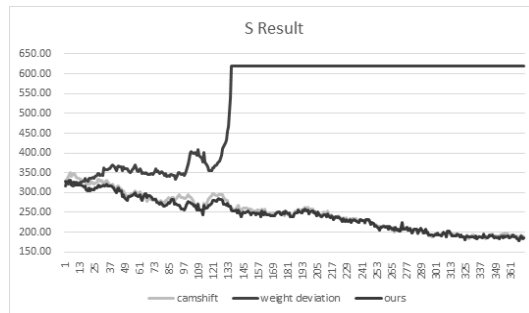


그림 9. Corridor 테스트 시퀀스 추적오차
Figure 9. Tracking errors for Corridor test sequence

Corridor 영상은 긴 복도를 두 사람이 천천히 걸어가는 시나리오이다. 이 영상에서는 배경 조건이 고려 될 경우 상의 영역이 많이 강조되어 전체 적으

로 객체의 영역이 위쪽으로 치우치게 된다. 여기에 선 이전 영상과 다르게 Camshift와 본 논문의 제안 방법이 끝까지 추적을 하며 Jeyakar의 방법은 커널 외곽의 노이즈 성분으로 인해 크기를 매우 크게 추정하다 발산하여 추적을 실패하게 된다. Camshift와 제안 방법의 결과를 비교해 보면 제안 방법이 전체적으로 더 객체 크기에 가까운 결과를 보여 주지만 처음부분에만 뚜렷하게 차이가 나며 후반에는 전체적인 객체 크기 감소로 인해 차이가 거의 없어 지는 것을 볼 수 있다.

<그림 10>의 (b)에서 접근하는 다른 객체로 인해 커널의 외곽에 가중치가 높은 노이즈가 생기고 이로 인해 중심과의 거리의 제곱에 비례하는 가중치가 더욱 크게 계산되어 <그림 10>의 (c)처럼 크기를 매우 크게 추정하게 되고 이로 인해 더 늘어난 거리 먼 노이즈 성분들로 인해 발산하게 된다.



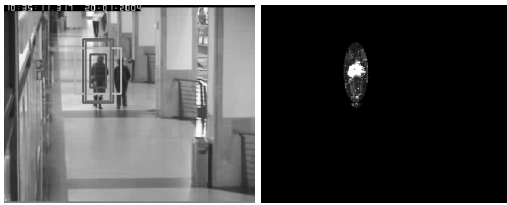
(d) Frame 380

그림 10. Corridor test sequence의 추적결과영상(좌)과 가중치 영상(우)

Figure 10. Tracking result images (Left) and weight images (Right) for Corridor test sequence

<그림10>의 (d)에서 보면 객체의 크기가 작아져 Camshift방법과 우리의 방법 간의 객체 크기의 차이가 적어지는 것을 볼 수 있다.

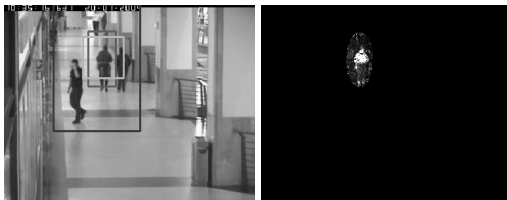
4.2.4 Duckrun 영상 테스트 결과



(a) Frame 1



(b) Frame 101



(c) Frame 131

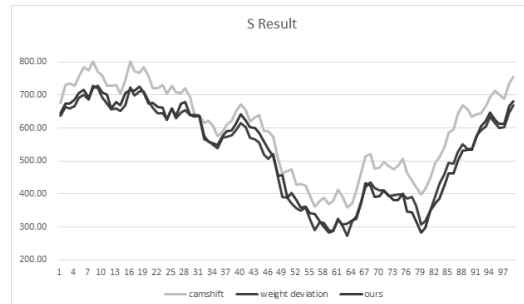


그림 11. Duckrun 테스트 시퀀스 추적 오차

Figure 11. Tracking errors for Duckrun test sequence

Duckrun영상은 사람을 따라 다니는 오리를 움직이는 사람이 찍은 영상으로 카메라 뷰와 오리의 움직임의 변화가 매우 커서 크기의 변화도 짧은 시간에 크게 생기는 영상이다. 결과 그래프를 봐도 이전 영상들과 다르게 전체 그래프가 복잡하게 변하면서 그려지는 것을 볼 수 있다. Jeyakar의 방법과 본 논문의 제안 방법은 Camshift방법보다 모든 영역에서 실제 객체 크기에 가깝게 크기를 추정하는 것을 볼 수 있다. <그림 12>을 보면 제안 방법과 Camshift방법이 객체를 안정적으로 추적하고 있으나 제안 방

법이 보다 정확한 커널 크기를 추정하고 있다.

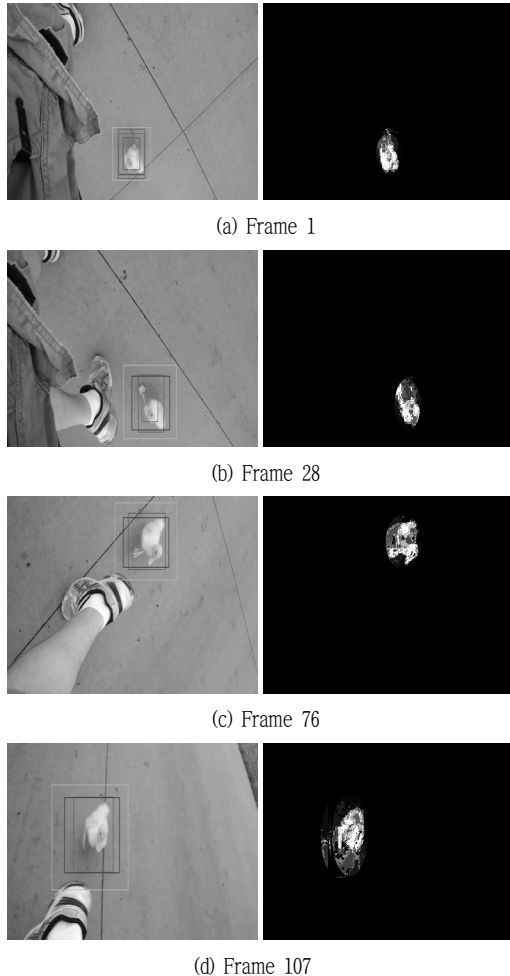


그림 12. Duckrun test sequence의 추적결과 영상(좌)과 가중치 영상(우)
 Figure 12. Tracking result images (Left) and weight images (Right) for Duckrun test sequence

5. 결론 및 향후연구

여러 테스트 시퀀스를 이용한 실험에서 Comanicu방법과 SOAMST방법은 모두 끝까지 추적을 못하고 커널 크기가 줄어들다 놓치는 상황을 보이는데 이는 두 방법의 성능문제 보다 배경조건이

고려되면서 발생하는 문제로 볼 수 있다. 본 논문의 제안 방법은 여러 테스트 영상에서 모두 추적을 실패하는 경우 없이 추적이 되었으며 추적 실패가 없는 비교군인 Camshift방법과 비교 할 경우 전체 프레임 영역에서 보다 객체영역에 가깝게 크기를 추정 하는 모습을 보여주었다. Jeyakar의 방법은 제안 방법과 비슷한 크기 추정 성능을 보였으나 중심으로부터 거리가 많이 떨어진 가중치가 높은 노이즈 성분을 만나면 크기를 잘 못 추정하는 문제를 보여주었다. 아쉬운 부분은 제안 방법의 경우 객체의 형태 변화 등에 민감하여 작은 변화에도 반응하여 작은 범위에서 크기 변화폭이 크게 나타나는 경향을 보였다. 이 실험 결과는 배경조건이 고려된 Mean-shift방법에서 안정적이고 적절한 크기 추정 방법을 찾고자 하는 만큼 의미 있는 결과를 확인했다고 볼 수 있다. 하지만 배경조건을 고려한 Mean-shift방법은 초기에 주어진 객체 ROI에서의 배경에 따라 강조되는 색상모델이 결정되기 되기 때문에 강조되는 색상과 유사한 배경영역으로 들어가면 여전히 대응 하지 못하는 문제를 보인다. 이런 문제 해결을 위해서는 타겟 모델을 새로운 배경에 대해 업데이트 되게 하고 업데이트 시 크기 추정을 위한 지표인 α 값 역시 업데이트 될 수 있게 하는 연구가 필요하다.

References

- [1] L. Li and Z. Feng, *An efficient object tracking method based on adaptive nonparametric approach*, Opto-Electronics Review, Vol. 13, No. 4, pp. 325-330, 2005.
- [2] Robert T. Collins, *Mean-shift blob tracking through scale space*, Proc. of the 2003 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003.
- [3] J. Jeyakar, R. V. Babu and K. R. Ramakrishna, *Robust object tracking with*

background-weighted local kernels, Computer Vision and Image Understanding, Vol. 112, No. 3, pp. 296-309, 2008.

- [4] D. Comaniciu, V. Ramesh and P. Meer, *Kernel-based object tracking*, IEEE Trans. PAMI, Vol. 25, No. 5, pp. 564-577, 2003.
- [5] G. R. Bradski, *Computer vision face tracking as a component of a perceptual user interface*, Proc. IEEE Workshop Applications of Computer Vision, pp. 214-219, 1998.
- [6] J. Ning, L. Zhang, D. Zhang and C. Wu, *Scale and Orientation Adaptive Mean Shift Tracking*, IET Comput. Vis., Vol. 6, No. 1, pp. 52-61, 2012.
- [7] F. Khakpour and G. Ardeshtir, *A novel algebraic method for kernel-based object tracking*, Computer & Electrical Engineering, Vol. 40, Issue. 5, pp. 1482-1497, 2014.
- [8] Y. Yan, X. Huang, W. Xu and L. Shen, *Robust Kernel-Based Tracking with Multiple Subtemplates in Vision Guidance System*, Sensors, Vol. 12, pp. 1990-2004, 2012.
- [9] J. Sun, *A fast meanshift algorithm-based target tracking system*, Sensors, Vol. 12, pp. 8218-8235, 2012.
- [10] A. Dulai and T. Stathaki, *Mean shift tracking through scale and occlusion*, IET Signal Processing, Vol. 6, Iss. 5, pp. 534-540, 2011.

배경조건을 고려한 Mean-shift 추적에서의 객체 크기 추정

황만원¹, 홍 민², 최유주³

¹제론헬스케어 기술 연구소

²순천향대학교 컴퓨터소프트웨어공학과

³한독미디어대학원대학교 뉴미디어학부

요 약

본 논문에서는 배경조건을 고려한 Mean-shift 트래킹에서 객체의 크기 추정을 안정적으로 하기 위한 방법을 제안한다. 배경 주색상에 대한 가중치를 낮춘 타겟 모델을 구축한 후 타겟모델과 타겟 후보간의 유사성 판별을 기반으로 커널의 크기를 추정하는 기존 방법에서는 객체의 영역이 작아질수록 더욱 높은 유사도를 보이기 때문에 커널의 shrink 문제가 발생한다. 이 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 타겟 모델과 타겟 후보간의 유사도를 판별하는 새로운 기준을 제시하고, 이를 기반으로 타겟 후보 중 초기 타겟 모델과 가장 유사한 모습을 가지는 커널 크기를 추정한다. 커널 크기 추정에 있어서 제안 방법의 안정성을 입증하기 위하여 자체 제작한 테스트 영상들과 공개된 테스트 영상들을 사용하여 객체 추적 및 객체 크기 추정 실험을 수행하였고, 기존 방법과의 성능을 비교 분석하였다. 실험 결과 제안방법이 객체 추적 및 객체 크기 추정에 있어서 기존 방법들 보다 낮은 오차를 보였다.

감사의 글

본 연구는 지식경제부 국제협력 R&D 프로그램(2010-TD-300802-002) 지원에 의하여 수행되었음.



Man-Won Hwang received the bachelor's degree in the Department of Physics from the Ulsan University in 2007. He received his M.S. degrees from Korean German Institute of Technology in 2014. He was an developer at Construction IT R&D using 3D CAD from 2007 to 2009. He was an developer of PACS from 2009 to 2011 and also of Intelligent Surveillance System in Xeron Healthcare Co. since 2011. His current research interests include computer graphics, computer vision, multi media system.

E-mail address: h2wander@xeron.co.kr



Min Hong is an associate professor at the Department of Computer Software and Engineering, Soonchunhyang University in Asan, Korea. He received B.S. in Computer Science from Soonchunhyang University in 1995. He also received M.S. in Computer Science and Ph.D. in Bioinformatics from the University of Colorado in 2001 and 2005, respectively. His research interests are in Computer Graphics, Mobile Computing, Physically-based Modeling and Simulation, Bioinformatics Applications, and u-Healthcare Applications. At present, he is the director of Computer Graphics Laboratory at Soonchunhyang University

E-mail address: mhong@sch.ac.kr



Yoo-Joo Choi received the bachelor's degree in the Department of Computer Science from the Ewha Womans University in 1989. She received her M.S. and Ph.D. degrees from Ewha Womans University in 1991 and 2005, respectively. She was a researcher at R&D department of KCI Co. and POSDATA Co. of Korea from 1991 to 1999. She was a professor in the Department of Computer Science and Engineering at Seoul University of Venture and Information from 2005 to 2010. She has been a professor in the Department of Newmedia at Korean German Institute of Technology since 2010. Her current research interests include computer graphics, computer vision, augmented reality and ubiquitous applications. She is a life member of the KKITS.

E-mail address: yjchoi@kgit.ac.kr