

논문 2012-49SP-1-1

영역 기반 물체 추적에서 색상 배치를 고려한 표적 모델링

(Target Modeling with Color Arrangement for Region-Based Object Tracking)

김 대 환*, 이 승 준*, 고 성 제**

(Dae-Hwan Kim, Seung-Jun Lee, and Sung-Jea Ko)

요 약

본 논문은 물체 추적에 적합한 새로운 형식의 히스토그램 모델을 제안한다. 제안하는 색상 히스토그램은 양자화 된 각 색상 요소에 대해 픽셀의 개수뿐만 아니라 평균 위치 정보 그리고 평균 위치로부터 일정하게 떨어진 영역에 속하는 픽셀들의 색상 평균값을 포함한다. 또한 제안하는 히스토그램간의 유사도를 나타내기 위하여 Bhattacharyya 거리를 기본으로 새로운 유사도 함수를 정의하고 mean shift 기법에 적용한다. 기존의 mean shift 기반 기법들과는 달리 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 물체 주변 배경 영역에 물체와 비슷한 색상이 존재하더라도 강건한 물체 추적이 가능하다. 실험 결과는 기존 기법들과의 비교를 통하여 개선된 추적 결과를 보여준다.

Abstract

In this paper, we propose a new class of color histogram model suitable for object tracking. In addition to the pixel count, each bin of the proposed model also contains the spatial mean and the average value of the pixels located at a certain distance from the mean location of the bin. Using the proposed color histogram model, we derive a mean shift procedure using the modified Bhattacharyya distance. Unlike most mean shift based methods, our algorithm performs well even when the object being tracked shares similar colors with the background. Experimental results demonstrate improved tracking performance over existing methods.

Keywords : 물체 추적, Bhattacharyya 상수, histogram, mean shift, spatiogram

I. 서 론

비디오 영상에서 물체를 검지(detection)하고 검지된 물체를 표적(target)으로 지정하여 연속적인 프레임동안에 변화하는 위치를 파악하는 추적(tracking) 기법은 다양한 방식을 통하여 연구되어 왔다. 이 때 물체에 대한 모델링(representation) 방법은 형태(shape)와 외관 속성

(appearance) 등을 이용하는 방식이 있다^[1]. 형태를 이용하는 모델링 방식은 점들을 이용하는 방법^[4], 사각형이나 타원과 같은 기하학적 형태를 이용하는 방법^[3], 물체의 실루엣(silhouette)이나 윤곽선(contour)를 이용하는 방법^[6] 등이 있다. 외관 속성을 이용하는 방식으로는 확률 밀도를 사용하는 방식으로 가우시안이나 혼합된 가우시안(mixture of gaussian) 확률 모델을 이용하는 기법^[8-9]이 있다. 또한 파라미터를 사용하지 않는 기법인 Parzen 원도우^[11]와 히스토그램^[3]을 이용하는 방식이 있다. 능동적 외관 속성 모델(active appearance model) 방식^[11]은 형태와 외관 속성을 동시에 고려하기도 한다.

앞서 설명된 물체의 모델링을 위해서는 물체와 배경 영역을 구별해주는 능력이 뛰어난 특성(feature)을 선택

* 학생회원, ** 평생회원-교신저자,
고려대학교 전기전자전파공학부
(School of Electrical Engineering,
Korea University)

※ 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2011-0000200)

접수일자: 2011년4월13일, 수정완료일: 2011년11월1일

하는 것이 필요하다. 일반적으로 추적을 위하여 사용되는 비주얼 특성으로 색상(color)^[3], 경계(edge), 옵티컬 플로우(optical flow)^[12], 그리고 텍스처(texture)^[13] 등이 있다. 이와 같이 여러 특성을 사용하는 추적 방식 가운데 가장 널리 사용되고 있는 알고리즘은 색상 히스토그램을 사용한 mean shift 기법이다^[2-3, 14]. 색상 히스토그램 기반의 추적 기법은 모든 위치 공간 정보를 무시하는 특성 때문에 표적 모델이 추적하는 동안 모양이나 형태가 변하더라도 색상 구성만 유사하다면 추적이 가능하다는 장점이 있다. 반면 배경 영역에 비슷한 색상이 존재할 경우에는 위치 정보를 고려하지 않아 비교적 쉽게 추적 실패에 이르는 문제점이 있다.

이러한 문제를 해결하기 위하여 많은 방법이 제안되었으며 대표적인 방법으로 커널(kernel)을 사용한 히스토그램 모델링 방식^[3]이 있다. 이 기법은 물체 중심에 큰 가중치를 주고, 중심에서 멀수록 작게 주어 히스토그램을 모델링함으로써 배경 영역에 의한 영향을 감소시켰다. 그럼에도 많은 경우에서 물체 주변의 비슷한 색상 영역에 의한 추적 실패가 발생한다.

또 다른 방법으로는 히스토그램에 표적 물체의 색상 위치 정보를 추가로 저장하는 spatiogram^[5] 방법이 있다. 이 방법은 히스토그램의 양자화 된 각 요소(bin)에 물체의 중심으로부터의 위치 정보를 저장하여 보다 세밀한 모델링을 가능하게 하였다. 하지만 전 프레임의 물체 중심으로부터 현재 프레임에서의 색상 위치 정보를 고려하기 때문에 물체 추적 시 문제가 발생한다. 물체를 추적할 때에는 현재 물체의 중심을 모르기 때문에 주변에 비슷한 색상이 존재할 경우 잘못된 가중치를 얻게 되어 추적에 실패한다.

본 논문은 기존 방식의 문제점을 해결하기 위하여 추적에 적합한 부가 정보인 색상들 간의 상대적 배치 정보를 히스토그램에 추가로 저장한다. 색상의 상대적 배치라는 기준을 통해 물체를 구성하는 색상들의 신뢰도를 결정하고, 이에 따라 각 픽셀의 가중치를 다르게 하여 유사한 배경 색상에 의한 영향을 최소화시킨다. 제안하는 기법은 기존의 방식^[3]과는 달리 이전 프레임의 물체 중심으로부터 현재

프레임에서의 정보를 고려하여도 색상 간의 배치 정보가 유지되므로 세밀한 물체 모델링이 가능할 뿐만 아니라 물체 추적에 보다 적합해지는 장점이 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. II장에서는 기존의 spatiogram을 사용한 물체 추적 기법에 대한 소

개를 하고 문제점을 논의한다. III장에서는 제안하는 추적 기법을 상세하게 기술한다. IV장은 실험 영상을 바탕으로 추적 결과를 분석하고, V장에서 앞으로 진행될 연구 방향과 함께 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 기존의 Spatiogram 기반 추적 기법

1. Spatiogram 모델

Spatiogram 모델링 방법은 히스토그램에서 각 요소에 속하는 픽셀의 개수뿐만 아니라 추가로 다른 종류의 정보를 저장하는 히스토그램으로 제안되었다^[5]. 이 방법은 물체 추적을 위하여 히스토그램의 부가 정보로 각 요소에 속하는 픽셀들의 위치 좌표를 평균값과 공분산의 형태로 모델링하여 추가하였다. 이에 따라 이미지 I 에 대한 spatiogram은 다음의 수식으로 표현된다.

$$h_I(b) = \langle n_b, \mu_b, \Sigma_b \rangle, \quad b = 1, \dots, B, \quad (1)$$

B 는 히스토그램을 구성하는 요소(bin)의 총 개수이다. n_b 는 픽셀의 값이 b 번째 요소에 속하는 픽셀의 개수를 의미하며, 커널(kernel) 기반의 기법과 같이 커널 함수에 의해 가중된다^[3]. 즉, 물체의 중심 부분에 위치한 픽셀들은 가중치가 커지고 중심에서 멀어질수록 가중치가 작아진다. 다음의 식 (2)는 각각 표적 물체의 히스토그램과 후보(candidate) 영역의 히스토그램을 나타낸다.^[3]

$$n_b' = C \sum_{i=1}^N k(\| \mathbf{x}_i \|^2) \delta_{ib},$$

$$n_b(\mathbf{y}) = C_h \sum_{i=1}^{N_h} k(\| (\mathbf{x}_i - \mathbf{y}) / h \|^2) \delta_{ib}, \quad (2)$$

N 은 물체 모델의 영역에 속하는 픽셀의 개수이고, N_h 는 크기 h 의 영역에 속하는 픽셀의 개수이다. δ_{ib} 는 픽셀 \mathbf{x}_i 의 값이 b 번째 요소에 속하면 1이고 그렇지 않으면 0이 된다. 커널 k 는 Epanechnikov 커널을 사용하여 볼록면(convex)이며 단조 감소하는 성질을 가진다. h 는 크기 파라미터로 커널의 크기가 달라지는 경우를 다루기 위하여 사용된다. C 와 C_h 는 모든 요소의 합이 1이 되도록 하는 정규화(normalization) 상수이다. μ_b 와 Σ_b 는 각각 b 번째 요소에 속하는 픽셀들의 2차원 위치 좌표 평균과 2×2 공분산 행렬을 나타내며 다음의 식으로 표현된다.

$$\mu_b(\mathbf{y}) = \frac{1}{\sum_{j=1}^N \delta_{jb}} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i - \mathbf{y}) \delta_{ib}, \quad (3)$$

$$\Sigma_b(\mathbf{y}) = \frac{1}{\sum_{j=1}^{N_b} \delta_{jb}} \sum_{i=1}^{N_b} (\mathbf{x}_i - \mu_b(\mathbf{y}))^T (\mathbf{x}_i - \mu_b(\mathbf{y})) \delta_{ib}. \quad (4)$$

2. Spatiogram간의 비교

Spatiogram을 이용하여 모델링한 표적 물체를 추적하기 위해서는 두 모델 간의 비교 과정이 필요하다. 비교를 위해서 다음의 유사도 측정 방식을 사용한다.^[5]

$$\rho(\mathbf{y}) = \rho(h(\mathbf{y}), h') = \sum_{b=1}^B \psi_b(\mathbf{y}) \sqrt{n_b(\mathbf{y}) n_b'^T}, \quad (5)$$

h' 는 표적 물체의 spatiogram이고 $h(\mathbf{y})$ 는 후보 영역의 spatiogram을 나타낸다. ψ_b 는 위치의 유사도를 나타내며 두 spatiogram의 평균 위치 μ_b 의 차를 Mahalanobis 거리의 평균으로 정규화 한 것으로 다음과 같이 정의된다.

$$\psi_b = \eta \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mu_b - \mu_b')^T \hat{\Sigma}_b^{-1} (\mu_b - \mu_b')\right\}, \quad (6)$$

$\hat{\Sigma}_b^{-1} = (\Sigma_b^{-1} + (\Sigma_b')^{-1})$ 이며, η 은 가우시안 정규화 상수이다. 식 (6)에 의해 spatiogram의 각 요소들은 추적 과정에서 후보 영역 모델의 위치 정보가 표적 모델의 위치 정보와 비슷할수록 높은 가중치를 갖게 된다.

3. 기존 추적 기법의 문제점

기존의 spatiogram 기반의 물체 추적 알고리즘의 문제점은 첫 번째로 약간의 위치적 차이에 대해서도 상당히 민감하다는 것이다. 이것은 $\hat{\Sigma}_b$ 항의 값이 각각의 분산보다 작다는 것으로 알 수 있다. 즉, 약간의 위치 차이가 발생하여도 그 가중치가 크게 작용하게 되어 불안정한 추적 결과를 초래하게 된다.^[15] 두 번째는 유사한 배경 색상에 의한 영향으로 물체 주변 배경 영역에 비슷한 색상을 가지는 픽셀들이 위치하면 오히려 주변 배경과 비슷한 색상을 가지는 요소의 위치 평균 벡터 간 차이가 그렇지 않은 요소 간 차이보다 줄어들어 가중치를 높이는 문제가 발생한다. 주변 배경의 비슷한 색상을 가지는 픽셀들이 그렇지 않은 픽셀들보다 더욱 높은

가중치를 가지기 때문에 물체 추적의 결과는 주변 배경과 비슷한 색상을 가지는 픽셀들로 치우친다. 이와 같은 오차가 누적되면 결국 추적 실패에 이른다.

III. 제안하는 추적 기법

이번 장에서 우리는 히스토그램의 양자화 된 각 요소에 위치 정보와 그 위치로부터 상대적인 위치에 있는 색상 정보를 추가한 새로운 모델링 방식을 소개한다. 또한 제안한 히스토그램간의 유사도를 나타내기 위하여 재정의한 Bhattacharyya 상수를 사용함으로써 mean shift 기법을 새롭게 유도한다. 이 기법은 물체를 구성하고 있는 색상의 배치가 물체 추적 과정에서 완전히 새롭게 변하지 않는다고 가정한다. 제안하는 방법은 먼저 표적 물체를 모델링하고 이후 물체를 추적할 영상에서 후보 영역을 모델링하여 두 모델을 비교하는 방식으로 새로운 물체의 위치를 계산한다.

1. 물체 모델링

추적 초기 프레임의 추적할 표적 물체의 중심 \mathbf{y}_0 에서의 표적 물체 영역을 R' 로 표시한다. 제안하는 기법은 R' 을 다음과 같이 모델링한다.

$$h'_R(\mathbf{y}_0) = \langle n'_b(\mathbf{y}_0), \mu'_b(\mathbf{y}_0), \Phi'_b(\mathbf{y}_0) \rangle, \quad (7)$$

$b = 1, \dots, B$ 이며 히스토그램의 양자화된 요소(bin)를 의미한다. $n'_b(\mathbf{y}_0)$ 는 커널에 의해 가중된 픽셀의 개수이고, 식 (2)와 같다. 또한 $\mu'_b(\mathbf{y}_0)$ 는 b 번째 요소에 속한 픽셀들의 2차원 평균 위치 좌표이며 식 (3)과 같다. $\Phi'_b(\mathbf{y}_0)$ 는 픽셀 \mathbf{y}_0 를 중심으로 가우시안 필터링한 픽셀값을 나타내며 수식적으로,

$$\Phi_b(\mathbf{y}) = w(\mathbf{y}) * rgb(\mathbf{y}), \quad (8)$$

로 표현되고 연산 기호 $*$ 는 컨볼루션(convolution) 합을 나타낸다. 또한 w 는 가우시안 필터이고 $rgb(\mathbf{x})$ 는 픽셀 위치 \mathbf{x} 에서의 RGB 색상 값을 표현하다. 가우시안 필터의 크기 K 는 물체의 크기에 비례하도록

$$K = \max[\tau \cdot \min(S_h, S_w), 1], \quad (9)$$

로 정의하며, S_h 와 S_w 는 각각 표적 물체의 높이와 너비, 그리고 τ 는 0과 1사이의 값으로 미리 정의되는 비례 상수이다.

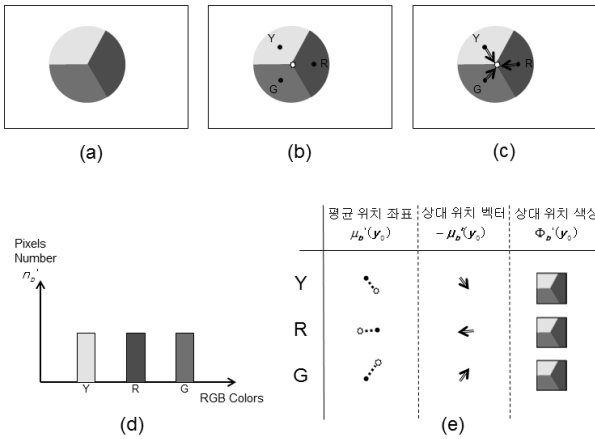


그림 1. 제안하는 표적 물체 모델링의 예, (a), (b), (c)는 입력 영상의 표현, (d)는 색상 히스토그램, (e)는 모델링에 필요한 추가 정보

Fig. 1. An example of the proposed target modeling, (a), (b), (c) are representation of an input image, (d) is an RGB color histogram, and (e) is additional information for the proposed modeling.

연속적인 프레임에서 표적 물체를 추적하기 위해서는 표적 물체 모델링과 비교하기 위한 물체 후보 영역 R 에 대한 모델링 과정이 필요하다. 이어지는 프레임에서 중심이 \mathbf{y} 인 물체 후보 영역 R 은 다음의 식,

$$h_R(\mathbf{y}) = \langle n_b(\mathbf{y}), \mu_b(\mathbf{y}), \Phi_b(\mathbf{y} + \mu_b(\mathbf{y}) - \mu'_b(\mathbf{y}_0)) \rangle, \quad (10)$$

와 같이 모델링되어 표현된다. 물체 후보 영역 모델을 구할 때 각 히스토그램 색상 요소에 대한 가우시안 필터링 마스크의 위치는 $\mu_b(\mathbf{y})$ 에서 $\mu'_b(\mathbf{y}_0)$ 가 가리키는 크기와 방향에 의해 결정된다. 후보 영역 모델의 가중 평균 $\Phi_b(\cdot)$ 는 표적 물체 모델의 히스토그램 요소와의 평균 위치 차이가 크지 않다면 $\Phi'_b(\mathbf{y}_0)$ 와 값이 거의 비슷하다. 만약 표적 물체 주변에 표적 물체와 비슷한 색상을 가지는 주변 영역이나 물체가 존재하는 경우에 히스토그램 각 색상 요소의 평균 위치는 달라지고, 그에 따라 $\Phi_b(\cdot)$ 는 $\Phi'_b(\mathbf{y}_0)$ 와 큰 차이가 생긴다. 이와 같이 히스토그램 각 요소에 대한 $\Phi_b(\cdot)$ 와 $\Phi'_b(\mathbf{y}_0)$ 의 비교를 통해 추적 시에 히스토그램 각 요소에 대한 신뢰도를 결정할 수 있다.

그림 1은 제안하는 표적 물체 모델링 기법의 예를 보여준다. 그림 1 (a)는 N 번째 입력 영상에서의 표적 물체이다. 그림과 같이 표적 물체는 원형의 모양을 가지고 있으며 노란색, 빨간색, 그리고 초록색 세 가지 색상이 같은 면적만큼 분포한다. 그림 1 (b)는 표적 물체를

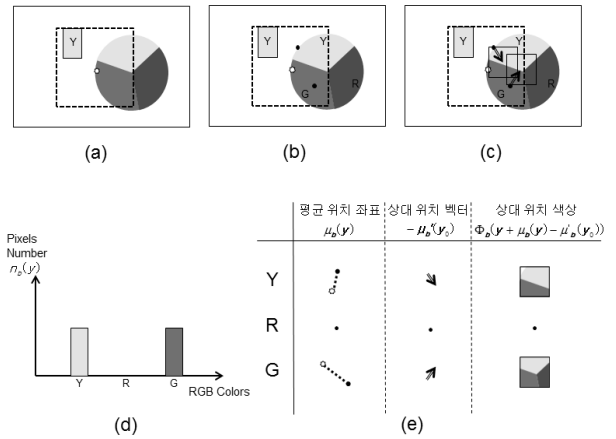


그림 2. 제안하는 물체 후보 영역 모델링의 예, (a), (b), (c)는 입력 영상의 표현, (d)는 색상 히스토그램, (e)는 모델링에 필요한 추가 정보

Fig. 2. An example of the proposed candidate region modeling, (a), (b), (c) are representation of an input image, (d) is an RGB color histogram, and (e) is additional information for the modeling.

색상에 따라 구분하여 영역 Y, R, G로 표현하고 각 색상 영역에 대하여 평균 위치를 검은 점으로 나타내며 물체의 중심 위치를 흰 색 점으로 표시한다. 그림 1 (c)는 각 영역의 평균 위치로부터 물체 중심을 향하는 벡터를 화살표로 표시한 것이다. 그림 1 (a), (b), (c)와 같은 순서로 표적 물체에 대한 정보를 추출하면 (d)와 (e)처럼 표적 물체 모델링이 가능하다. 그림 1의 (d)는 표적 물체의 각 색상 영역의 히스토그램 값을 표현한다. 물체를 구성하는 세 영역 Y, R, G가 모두 동일한 면적이므로 히스토그램의 크기는 각 요소마다 모두 같다. 그림 1 (e)는 세 영역 Y, R, G에 대해 평균 위치 좌표 $\mu'_b(\mathbf{y}_0)$, 상대 위치 색상 $\Phi'_b(\mathbf{y}_0)$ 를 표로 보여준다. $\Phi'_b(\mathbf{y}_0)$ 는 표적 물체 모델링에서는 모든 히스토그램 요소마다 동일하게 물체 중심 영역의 색상 정보를 저장한다. 표에서 상대 위치 벡터는 후보 영역 모델링에 사용되는 벡터로 표적 모델에서의 평균 위치 좌표와 반대 방향을 갖으며 그림 2 (e)에서와 같이 후보 영역 모델링 시에 동일하게 사용되는 것을 보여주기 위해 표에 포함하였다.

그림 2는 물체 후보 영역 모델링의 예를 보여준다. 그림 2 (a)는 $N+1$ 번째 입력 영상에서 표적 물체와 표적 물체 주변에 표적 물체와 같은 색상을 갖는 배경 영역을 Y로 표시하고, 점선의 사각형으로 N 번째 프레임에서의 표적 물체 영역을 나타내었다. 이 점선 사각형은 $N+1$ 번째 프레임에서는 물체 후보 영역이 되며 이 영역

을 모델링함으로써 표적 물체 모델과 유사도를 비교하게 된다. 그림 2 (b)는 점선 사각형으로 표시된 물체 후보 영역의 각 영역 Y, G에 대해서 평균 위치 좌표를 검은 점으로 표시하고 물체 후보 영역의 중심점을 흰 색 점으로 표시한다. 그림 2 (c)는 (b)에서 얻은 각 영역의 평균 위치 $\mu_b(\mathbf{y})$ 로부터 표적 물체 모델링에서 결정한 상대 위치 벡터 $-\mu'_b(\mathbf{y}_0)$ 를 더한 픽셀에서 상대 위치 색상을 얻기 위한 영역을 Y, G 영역에 대해 각각 직선 사각형으로 표시한다. 그림 2 (a), (b), (c)와 같은 순서로 물체 후보 영역에 대한 정보를 추출하면 그림 2 (d)와 (e)처럼 물체 후보 영역 모델링이 가능하다. 그림 2 (d)는 물체 후보 영역의 각 색상 영역의 히스토그램 값을 표현한다. 그림 2 (e)는 후보 영역에 포함되는 두 영역 Y, G에 대해 평균 위치 좌표 $\mu_b(\mathbf{y})$, 상대 위치 색상 $\Phi_b(\mathbf{y} + \mu_b(\mathbf{y}) - \mu'_b(\mathbf{y}_0))$, 그리고 표적 물체 모델링에서 얻은 상대 위치 벡터 $-\mu'_b(\mathbf{y}_0)$ 를 표로 나타내어 보여 준다. 표에서 보이는 바와 같이 물체 주변 영역에 같은 색상을 갖는 Y 영역은 상대 위치 색상 $\Phi_b(\mathbf{y} + \mu_b(\mathbf{y}) - \mu'_b(\mathbf{y}_0))$ 가 표적 물체 모델에서의 $\Phi'_b(\mathbf{y}_0)$ 와 큰 차이를 갖는다. 이와는 달리 물체 주변 영역에 같은 색상을 갖지 않는 G영역은 $\Phi'_b(\mathbf{y}_0)$ 와 $\Phi_b(\mathbf{y} + \mu_b(\mathbf{y}) - \mu'_b(\mathbf{y}_0))$ 가 거의 차이가 없다. 이와 같이 표적 물체 모델과 물체 후보 영역 간의 상대 위치 색상 비교를 통하여 히스토그램 색상 요소의 신뢰도를 결정할 수가 있다. 이와 같이 계산한 신뢰도를 통해 신뢰도가 높은 영역의 색상에는 더 높은 가중치를 줌으로써 같은 색상을 갖는 주변 영역으로 잘못 추적될 확률을 낮출 수 있다.

제안하는 모델링 기법을 이용한 히스토그램간의 유사도(similarity)를 계산하기 위하여 Bhattacharyya 상수에 가중치를 가하는 방식을 이용하며 수식으로 나타내면 식 (11)과 같다.

$$\rho(h(\mathbf{y}), h') = \sum_{b=1}^B \Psi_b \sqrt{n_b(\mathbf{y})n'_b}, \quad (11)$$

여기서 $\Psi_b(\mathbf{y})$ 는 두 색상의 유사도에 따라 결정되는 가중치로, 이는 식 (12)와 같다.

$$\Psi_b(\mathbf{y}) = \exp\left\{-\frac{|\Phi_b(\mathbf{y}) - \Phi'_b|}{\gamma_c}\right\}, \quad (12)$$

γ_c 는 색상 차이의 임계값(threshold)으로 사용되는 상수

이다. 두 색상 벡터의 차이는 식 (13)으로부터 구할 수 있으며,^[7]

$$\begin{aligned} diff(\mathbf{y}, \mathbf{x}, u, v) = & \frac{1}{3} (|R(\mathbf{y} + u, \mathbf{x} + v) - R(\mathbf{y}, \mathbf{x})| \\ & + |G(\mathbf{y} + u, \mathbf{x} + v) - G(\mathbf{y}, \mathbf{x})| \\ & + |B(\mathbf{y} + u, \mathbf{x} + v) - B(\mathbf{y}, \mathbf{x})|) \quad (13) \end{aligned}$$

와 같이 스칼라 값으로 표현된다.

2. 표적 물체의 위치 추적(Localization)

물체의 위치를 추적하는 방법으로는 mean shift 기반의 방법^[3]을 사용한다. 이 기법은 물체의 위치를 추적하기 위해서 히스토그램으로 모델링된 물체와 후보 영역의 히스토그램 모델의 유사도를 최대화시키는 위치를 찾는 방법이다. 식 (11)의 히스토그램 유사도에 현재 위치에서의 히스토그램 $n(\mathbf{y}_0)$ 에 대한 Taylor 시리즈 전개를 하면 다음과 같이 선형 근사화 된다.

$$\rho(\mathbf{y}) \approx \rho(\mathbf{y}_0) + A_n(\mathbf{y}; \mathbf{y}_0), \quad (14)$$

여기서 $A_n(\mathbf{y}; \mathbf{y}_0)$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} A_n(\mathbf{y}; \mathbf{y}_0) = & [n(\mathbf{y}) - n(\mathbf{y}_0)]^T \frac{\partial \rho}{\partial n}(\mathbf{y}_0) \quad (15) \\ = & \frac{1}{2} \sum_{b=1}^B \Psi_b(\mathbf{y}_0) \sqrt{\frac{n'_b}{n_b(\mathbf{y}_0)}} n_b(\mathbf{y}) - \frac{1}{2} \rho(\mathbf{y}_0) \end{aligned}$$

Ψ_b 와 $n_b(\mathbf{y})$ 을 본 식으로 치환하고 \mathbf{y} 에 대해 미분하면 다음과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial A_n}{\partial \mathbf{y}} = & \frac{\partial}{\partial \mathbf{y}} \left[\frac{1}{2} \sum_{b=1}^B \Psi_b(\mathbf{y}_0) \sqrt{\frac{n'_b}{n_b(\mathbf{y}_0)}} \dots \right. \\ & \left. \cdot C_h \sum_{i=1}^{N_h} k \left(\left\| \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{y}_0}{h} \right\|^2 \right) \delta_{ib} \right] \\ = & \sum_{i=1}^{N_h} \sigma_i k' \left(\left\| \frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right) (\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i) \quad (16) \end{aligned}$$

식 (16)에서의 σ_i 는 식 (17)과 같다.

$$\sigma_i = \frac{C_h}{h^2} \sum_{b=1}^B \Psi_b(\mathbf{y}_0) \sqrt{\frac{n'_b}{n_b(\mathbf{y}_0)}} \delta_{ib} \quad (17)$$

위의 식들을 통합하고 $\frac{\partial \rho}{\partial \mathbf{y}} = 0$ 를 \mathbf{y} 에 대해 정리한

후, $-\frac{dk(\mathbf{x})}{dx} = g(\mathbf{x})$ 로 치환하면 다음의 식을 얻는다.

$$\mathbf{y}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{N_h} \sigma_i g\left(\left\|\frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right) \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^{N_h} \sigma_i g\left(\left\|\frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (18)$$

Epanechnikov kernel profile을 사용하면 커널의 미분값은 상수이므로 소거하여 정리하면 다음과 같다.

$$\mathbf{y}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{N_h} \sigma_i \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^{N_h} \sigma_i}. \quad (19)$$

식 (19)에 의한 mean shift 방법을 수행하면 물체가 모델링 될 때 정해진 표적 물체에 대한 상대적인 위치의 색상 유사도에 의해 가중치가 결정되고 가중치가 높은 픽셀들에 의해 물체 추적 위치가 결정된다. 식 (19)의 mean shift 방법은 수렴 조건을 만족할 때까지 반복해서 수행한다.

IV. 실험 결과

본 논문에서 제안하는 모델링을 이용한 추적 기법의 성능을 검증하기 위하여 물체 주변 배경 영역에 비슷한 색상이 존재하는 영상들에 대한 실험을 수행하였다.

그림 3은 배경 영역과 표적 물체 모델에 유사한 색상을 갖는 픽셀들을 포함하는 영상에 대하여 KBT 알고리즘(흰색)^[3], spatio-gram 기반 추적 기법(빨간 점선)^[5], 그리고 제안하는 알고리즘을 적용한 결과(검정색)를 동시에 보여주고 있다. 표적 물체 영역이라고 판단된 추

적 결과를 각 알고리즘에 대해 다른 색상의 외접 사각형으로 표시한다. 입력 영상 오른쪽에 보이는 8-비트 영상은 각각의 알고리즘에 대해 외접 사각형 영역에서 각 픽셀의 mean shift 가중치를 보여주기 위한 가중치 맵(map)이다. 가중치 맵은 하얀색에 가까울수록 해당 픽셀에서 물체일 확률이 큰 것을 의미한다. 그림에 보이는 바와 같이 KBT 알고리즘은 물체 영역뿐만 아니라 배경 영역에도 가중치가 존재하여 물체 영역과 배경 영역간의 구별이 확실하지 않다. 또한 spatio-gram을 이용한 추적 기법은 상대적으로 KBT 알고리즘보다는 물체 영역과 배경 영역이 구별되지만 여전히 배경영역에도 높은 가중치를 갖는 픽셀들이 존재한다. 반면 제안하는 기법의 실험 결과는 기존의 기법들과는 달리 물체 영역과 배경영역 간의 구별이 두드러진다. 이는 배경 영역에 같은 색상 요소에 속하는 픽셀들이 존재할 경우 제안하는 히스토그램 모델에서 식 (12)의 두 모델 간 상대적 위치 색상 차이가 커짐으로써 가중치를 낮게 만들기 때문이다. 기존 알고리즘들의 부정확한 가중치 맵은 결국 추적 실패에 이르게 한다. 기존의 다른 알고리즘들이 추적 실패를 하는 프레임에서도 제안하는 알고리즘은 물체를 놓치지 않는다.

실험에서 물체를 모델링할 때 히스토그램 요소는 각 색상마다 16개로 양자화해서 사용하였으며 사용한 임계값들은 다음과 같다. 식 (9)에서의 $\tau = 0.5$ 그리고 식 (12)에서의 $\gamma_c = 20$ 이다. τ 는 값이 클수록 색상을 얻을 때 필터 사이즈가 커지므로 각 요소마다 저장되는 상대 위치 색상 $\Phi_b(\mathbf{y})$ 의 차별성이 감소한다. γ_c 는 $\Phi_b(\mathbf{y})$ 의 차이에 따른 가중치를 얼마나 크게 줄 것인지 결정한다. 즉 γ_c 가 크면 클수록 $\Phi_b(\mathbf{y})$ 의 차이가 커도

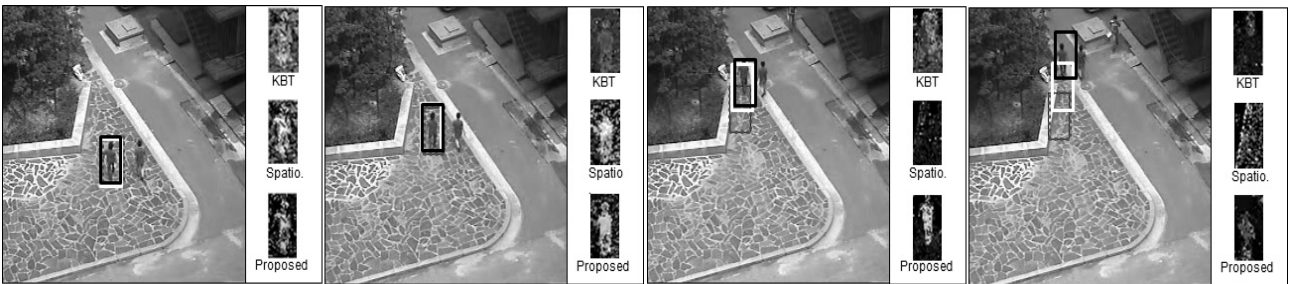


그림 3. 기존의 알고리즘들과 제안하는 알고리즘의 비교 100, 120, 145, 그리고 160번째 프레임. 각 입력 영상의 오른쪽에는 픽셀의 물체일 확률을 픽셀의 밝기로 나타낸 가중치 맵

Fig. 3. The comparison with conventional methods and the proposed method. The frames 100, 120, 145, and 160 are shown. Weight maps on the right side of the input frames which are gray scale images, where the brightness of a pixel represents the likelihood of its being a part of the object.

색상 차이에 따른 가중치 $\Psi_b(\mathbf{y})$ 는 차이가 작다.

그림 4와 5는 표적 물체 영역의 특정 히스토그램 색상 요소에 포함되는 픽셀들의 위치를 각 그림 4와 5의 (a)와 (b)에 나타내고, 그 픽셀들의 평균 위치로부터의 상대 위치 벡터를 각 그림의 (c)와 (d)에 확대하여 표시한 그림이다. 그림 4의 (a)의 경우는 표적 물체를 모델링할 때 $R_{bin} = 9$, $G_{bin} = 9$, 그리고 $B_{bin} = 9$ 에 해당하는 픽셀의 위치를 흰색으로 표시한 그림이다. (c)는 (a)

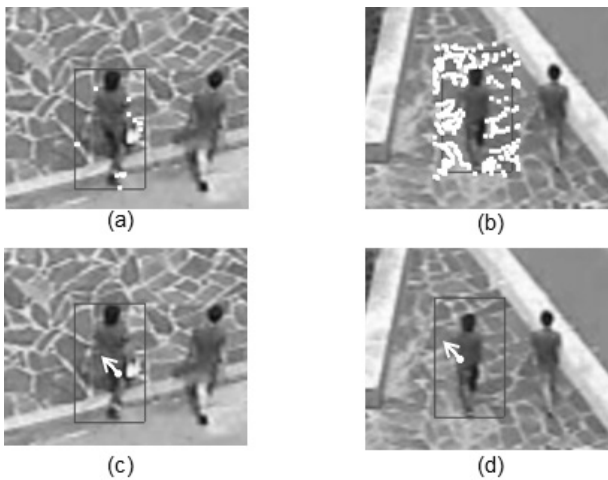


그림 4. 표적 물체 히스토그램 색상 요소가 배경 영역에 존재할 경우 픽셀들의 위치와 그에 따른 상대 위치 벡터

Fig. 4. Representation of pixels that have similar colors in background region and the motion vector.

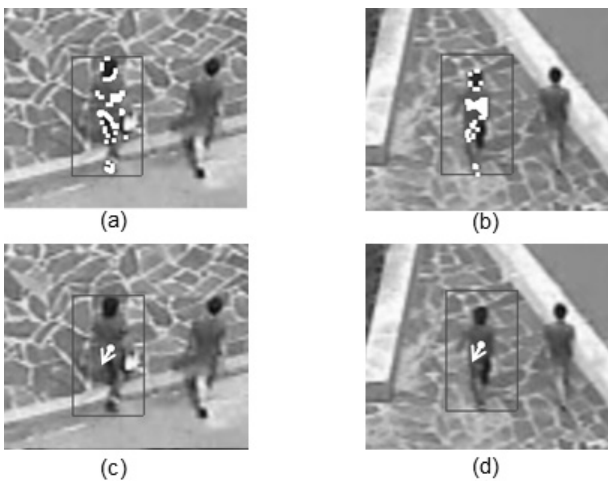


그림 5. 표적 물체 히스토그램 색상 요소가 배경 영역에 존재하지 않는 경우 픽셀 위치와 그에 따른 상대 위치 벡터

Fig. 5. Representation of pixels that have no similar color in background region and the motion vector.

에 표시된 픽셀들의 평균 위치 좌표를 흰색 점으로 표시하고, 그 좌표로부터의 상대 위치 벡터를 흰색 화살표로 나타낸다. (b)와 (d)는 수 프레임 후의 영상에 대해 (a), (b)와 같은 방식으로 표시한다. 그림 4 (b)와 같이 배경 영역에 비슷한 색상을 가지는 픽셀들에 의해 (d)의 평균 위치 좌표와 상대 위치 벡터가 가리키는 위치의 색상 정보는 표적을 모델링할 때와 차이가 크다.

그림 5는 $R_{bin} = 4$, $G_{bin} = 4$, 그리고 $B_{bin} = 4$ 에 해당하는 픽셀들에 대해 그림 4와 같이 나타낸 그림이다. 그림 4와는 달리 표적을 모델링할 때 픽셀들의 물체 중심으로부터 상대적으로 위치한 픽셀들의 분포를 나타내는 (a)와 수 프레임 후에서의 분포를 나타내는 (b)가 거의 비슷하다. 이에 따라 평균 위치 좌표로부터 상대 위치 벡터가 가리키는 위치의 색상 정보가 (c)와 (d)에서 보여 지는바와 같이 거의 동일하다. 이와 같은 원리로 물체 모델에서 주변 배경 영역에 비슷한 색상이 존재하는 요소들은 가중치가 낮아지고, 그렇지 않은 요소들은 가중치가 상대적으로 높아진다.

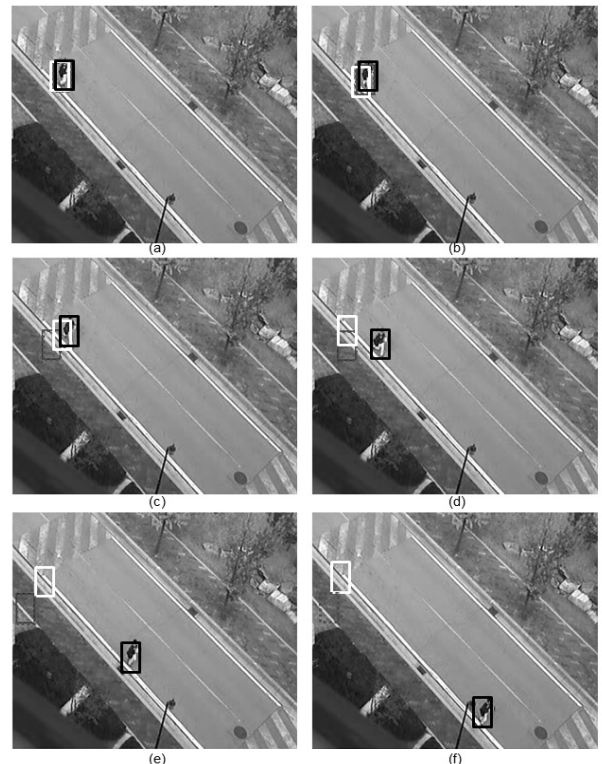


그림 6. KBT (흰색), spatiograms (빨간 점선), 그리고 제안하는 기법 (검정색)등 세 가지 알고리즘 추적 결과

Fig. 6. Tracking results for three experiments using KBT(white), spatiograms(red dot), and the proposed method(black).



그림 7. PETS 2009 Benchmark Data에 대한 KBT (흰색), spatiograms (빨간 점선), 그리고 제안하는 기법 (검정색) 등 세 가지 알고리즘의 물체 추적
 Fig. 7. The experimental result on PETS 2009 Dataset, tracking with three experiments using KBT(white), spatiograms(red dot), and the proposed method (black).

그림 6은 또 다른 영상에 대한 실험 결과이다. 표적 물체로 지정한 사람의 흰색 바지 부분과 표적 물체 아래 배경 영역에 흰색 차선 색상이 비슷하여 그림 6 (b), (c), (d)에서와 같이 기존의 알고리즘들이 서서히 차선을 따라가는 반면 제안하는 알고리즘은 주변 영역에 상관없이 물체를 강건하게 추적하는 것을 확인할 수 있다. 그림 (e)와 (f) 또한 표적 물체의 상의와 비슷한 색상을 갖는 주변 영역이 존재하여도 추적에 성공하는 것을 보여준다.

그림 7은 PETS 2009 benchmark data^[16]에 세 가지 추적 알고리즘을 적용한 실험 결과를 보여준다. PETS 2009 benchmark data는 추적에 대한 성능을 평가하기 위한 실험 영상으로 널리 이용된다. 그림 7 (b)에서 보이는 바와 같이 spatiogram의 결과는 II절에 논의한 바와 같이 약간의 위치적 차이에 대해서도 굉장히 민감하다는 불안정성에 의해 초반에 추적에 실패하고, 그림 7 (c), (d), (e)와 같이 표적 물체와 비슷한 색상을 갖는

다른 물체에 대하여 KBT 알고리즘은 추적 실패하는데 반해 제안하는 알고리즘은 계속적으로 추적에 성공하는 것을 확인할 수 있다. 특히 그림 7 (c), (d), (e)에서는 표적 물체와 거의 비슷한 색상의 다른 물체가 스쳐 지나감에도 불구하고 신뢰도가 높아 가중치가 부여된 색상 요소에 의해 추적에 성공하는 것을 보여준다.

V. 결론

본 논문은 물체 추적을 위한 새로운 물체 모델링 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 물체를 구성하고 있는 색상의 배치가 추적 시에 유지된다는 점을 고려하여 표적 물체를 모델링한 히스토그램에 각 요소마다 색상 배치 정보를 추가하였다. 물체 추적을 위해서는 제안하는 물체 모델 간의 유사도를 정의한 후 mean shift 기법을 이용하여 위치를 추적하였다. 제안하는 기법은 기존의 mean shift 기반 추적 기법들이 물체 주변 배경 영역에 비슷한 색상이 존재하는 경우 빈번히 추적 실패를 하는 반면 배경 영역과 비슷한 색상에 대해 가중치를 감소시키는 방식을 사용하여 배경 영역에 상관없이 추적에 성공하도록 한다.

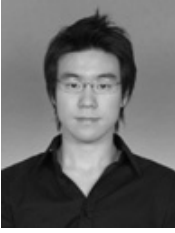
향후에는 제안하는 모델링 방식을 이용하여 물체의 크기 정보를 추출하고, 회전에 대한 정보를 계산할 수 있는 추적 기법의 연구를 진행한다.

참고 문헌

- [1] A. Yilmaz, O. Javed, and M. Shah, "Object tracking: A survey," *ACM Computing Surveys*, Vol. 38, no. 4, Dec. 2006.
- [2] R. T. Collins, "Mean-shift blob tracking through scale space," In *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 234-240, June 2003.
- [3] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, "Kernel-based object tracking," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, no. 5, pp. 564-577, May 2003.
- [4] D. Serby, S. Koller, and L. V. Gool, "Probabilistic object tracking using multiple features," In *Proc. of IEEE Conf. on International Conference of Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 184-187, Aug. 2004.
- [5] S. T. Birchfield and S. Rangarajan, "SpatioGrams versus histograms for region-based object

- tracking,” In Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 2, pp. 1158-1163, June 2005.
- [6] A. Yilmaz, X. Li, and M. Shah, “Contour based object tracking with occlusion handling in video acquired using mobile cameras,” IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 26, no. 11, pp. 1531-1536, Nov. 2004.
- [7] Qingxiong Yang, Ruigang Yang, J. Davis, and D. Nister, “Spatial-Depth Super Resolution for Range Images,” In Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-8, June 2007.
- [8] S. Zhu and A. Yuille, “Region competition: unifying snakes, region growing, and bayes/mdl for multiband image segmentation,” IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, no. 9, pp. 884-900, Sep. 1996.
- [9] N. Paragios and R. Deriche, “Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation,” Int. J. Comput. Vision Vol. 46, no. 3, pp. 223 - 247, 2002.
- [10] A. Elgammal, R. Duraiswami, D. Harwood, and L. Davis, “Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance,” Proceedings of IEEE, Vol. 90, no. 7, pp. 1151 - 1163, July 2002.
- [11] G. Edwards, C. Taylor, and T. Cootes, “Interpreting face images using active appearance models,” In International Conference on Face and Gesture Recognition, pp. 300-305, 1998.
- [12] B. Horn and B. Schunck, “Determining optical flow,” *Artific. Intell.* Vol. 17, pp. 185-203, 1981.
- [13] K. Laws, “Textured image segmentation,” PhD thesis, Electrical Engineering University of Southern California, 1980.
- [14] Z. Zivkovic and B. Krose, “An EM-like algorithm for color histogram-based object tracking,” In Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1, pp. 798-803, July 2004.
- [15] C. O’Conaire, N. E. O’Connor, A. F. Smeaton, “An improved spatiogram similarity measure for robust object localization,” in Proc. of IEEE Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 1, pp. 1069-1072, April 2007.
- [16] <http://www.cvg.rdg.ac.uk/PETS2009/a.html>

— 저 자 소 개 —



김 대 환(학생회원)
2008년 고려대학교 전자공학과
학사 졸업.
2008년 3월~현재 고려대학교
전기전자전파공학부
석박사 통합과정.
<주관심분야 : 컴퓨터비전>



이 승 준(정회원)
2010년 고려대학교 전자공학과
학사 졸업.
2010년 3월~현재 고려대학교
전기전자전파공학부
석박사 통합과정.
<주관심분야 : 영상처리>



고 성 제(평생회원)-교신저자
1980년 고려대학교 전자공학과
학사 졸업.
1985년 State Univ. of New York
at Buffalo 전기 및 컴퓨터
공학과 석사 졸업.
1988년 State Univ. of New York
at Buffalo 전기 및 컴퓨터
공학과 박사 졸업.

1981년~1983년 대우통신 중앙연구소 연구원
1988년~1992년 The Univ. of Michigan,
Dearborn 전기 및 컴퓨터공학과 조교수
1996년 11월 IEEE APCCAS best paper award
1997년 12월 대한전자공학회 해동논문상 수상
1999년 11월 한국통신학회 LG 학술상
2000년 IET Fellow
2004년 3월 고려대 훌륭한공대교수상(학술 부문)
1992년~현재 고려대학교 전기전자전파공학과
정교수
2008년~현재 대한전자공학회 부회장
<주관심분야 : 영상처리 및 압축, 멀티미디어 통
신>