

칼라와 공간 정보를 이용한 평균 이동에 기반한 물체 추적

안광호, 정명진
한국과학기술원 전자전산학과

Mean Shift Based Object Tracking with Color and Spatial Information

Kwang Ho An, Myung Jin Chung
Dept. of Electrical Engineering & Computer Science, KAIST

Abstract - The mean shift algorithm has achieved considerable success in object tracking due to its simplicity and robustness. It finds local maxima of a similarity measure between the color histograms of the target and candidate image. However, the mean shift tracking algorithm using only color histograms has a serious defect. It doesn't use the spatial information of the target. Thus, it is difficult to model the target more exactly. And it is likely to lose the target during the occlusions of other objects which have similar color distributions. To deal with these difficulties we use both color information and spatial information of the target. Our proposed algorithm is robust to occlusions and scale changes in front of dynamic, unstructured background. In addition, our proposed method is computationally efficient. Therefore, it can be executed in real-time.

1. 서 론

물체 추적의 목표는 연속적인 이미지 프레임에서 추적의 대상이 되는 물체를 찾아 내는 것이다. 지금까지 수 많은 물체 추적 알고리즘이 노이즈, 가려짐, 주변의 조명의 변화 등을 극복하기 위해서 제안되었고 구현되어 왔다. 그라디언트 기반한 방식은 다양한 gradient descent 방법들을 이용해서 distance measure를 최소화 하는 방법으로 연속적인 이미지 프레임에서 추적의 대상이 되는 물체를 찾는다. 여러 다양한 물체 추적 방법들 중에서 평균 이동에 기반한 물체 추적 알고리즘은 효과적이고 강인한 물체 추적 방법으로 최근에 상당한 주목을 얻었다. 평균 이동 알고리즘은 원래 데이터 clustering을 위해 제안되었다. 그리고 Comaniciu와 Meer에 의해 여러 해전에 물체 추적에 적용되었다. 평균 이동 알고리즘에서는 추적의 대상이 되는 물체를 표현하기 위해서 칼라 히스토그램이 사용된다. 칼라 정보는 image segmentation이나 물체 추적과 같은 많은 컴퓨터 비전 분야에서 널리 사용되어져 왔다. 칼라 정보는 부분적인 가려짐이나 회전이나 크기의 변화에 무관하고 계산량이 많지 않기 때문에 물체 추적에 있어서 많은 장점을 가진다. 기존의 평균 이동에 기반한 물체 추적 방식은 칼라 정보만을 이용하기 때문에 추적의 대상이 되는 물체를 좀 더 정확하게 표현하는데 한계가 있다. 실제 추적의 대상이 되는 물체가 비슷한 칼라 분포를 가지지 않는 물체에 의해서 가려짐이 발생했을 때 추적에 실패할 가능성이 충분이 있다. 따라서 우리는 칼라 정보와 칼라 분포의 상대적인 위치 정보를 이용해서 좀 더 효과적으로 물체를 표현하고자 한다.

2. 본 론

2.1 Object Representation

2.1.1 Target model

칼라의 주요 변화는 주로 luminance에 기인한다. 따라서 우리는 정규화된 r,g 칼라 공간을 사용함으로써 이 효과를 줄이고자 한다. RGB 칼라 공간을 사용하는 방식과 달리 우리는 정규화된 r,g 칼라 공간과 물체를 구성하는 칼라 성분의 위치 정보를 이용해서 좀 더 정확하게 물체를 표현하고자 한다. 우리는 정규화된 r,g 칼라 공간과 물체의 중심으로부터의 상대적인 거리 정보를 특징점으로 사용했다. $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$ 를 target model의 픽셀 위치라고 가정하자. 함수 $b: R^2 \rightarrow \{1, \dots, m\}$ 는 픽셀의 위치 x_i 와 그 픽셀의 칼라 값과 물체의 중심으로부터의 상대적인 거리에 해당하는 히스토그램 빈의 인덱스 $b(x_i)$ 를 연결시켜 준다. 정규화된 r,g 칼라 값은 다음 식에서와 같이 RGB 칼라 값으로부터 쉽게 유도할 수 있다.

$$r = \frac{R}{R+G+B}, g = \frac{G}{R+G+B} \quad (1)$$

target model에서 특징점 인덱스 u 의 확률은 물체의 중심으로부터 멀리 떨어져 있는 픽셀에 대해서 좀 더 작은 가중치를 부여하는 단조 감소 커널 프로파일 k 에 의해서 유도 된다. 이러한 가중치 부여 방식은 물체의 경계에 있는 픽셀 들은 가려짐 현상이나 배경에 의해서 영향을 받기 쉽기 때문에 상대적으로 가중치를 작게 부여함으로써 물체 추적의 강인함을 증가시킬 수 있다.

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k(\|x_i\|^2) \delta[b(x_i) - u] \quad (2)$$

여기서 δ 는 kronecker delta 함수이다. 정규화 상수 C 는 $\sum_{u=1}^m q_u = 1$ 이라는 조건에서 유도 된다.

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k(\|x_i\|^2)} \quad (3)$$

2.1.1 Candidate model

현재 프레임에서 중심의 위치가 y 인 candidate의 픽셀 위치를 $\{x'_i\}_{i=1, \dots, n}$ 이라고 하자. 반경이 h 인 동일한 커널 프로파일 k 를 이용하면 candidate에서의 인덱스 u 의 확률은 다음과 같다.

$$p_u(y) = C' \sum_{i=1}^{n'} k\left(\left\|\frac{y-x'_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x'_i) - u] \quad (4)$$

여기서 C' 은 정규화 상수이다. 커널 프로파일의 반경은 candidate의 픽셀의 개수를 결정한다. $\sum_{u=1}^m p_u = 1$ 이라는 조건으로부터 다음을 유도할 수 있다.

$$C' = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n'} k\left(\left\|\frac{y-x'_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (5)$$

2.2 Similarity Measure

현재 프레임에서 물체의 위치를 찾는 것은 target model의 분포 q_u 와 가장 유사한 분포 $p_u(y)$ 를 가지는 위치 y 를 찾는 것이다. 우리는 두 분포의 유사성을 판단하는 기준으로 Bhattacharyya coefficient를 사용했다. Bhattacharyya coefficient는 다음과 같이 주어진다.

$$\rho(y) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y)q_u} \quad (6)$$

위 식의 기하학적인 의미는 두 개의 m dimension 단위 벡터 $(\sqrt{p_1}, \dots, \sqrt{p_m})^T$ 와 $(\sqrt{q_1}, \dots, \sqrt{q_m})^T$ 사이의 각의 코사인 값이다. 따라서 두 확률 분포 사이의 거리는 다음과 같다.

$$D(y) = \sqrt{1 - \rho(y)} \quad (7)$$

2.3 Tracking Algorithm

2.2절에 따라서 현재 프레임에서의 물체의 위치는 식 (7)을 최소화함으로써 구할 수 있다. 마찬가지로 similarity measure $\rho(y)$ 를 최대화하는 위치를 찾는 것과 동일하다. 현재 프레임에서 물체를 찾기 위한 검사는 이전 프레임에서의 물체의 위치 y_0 에서 시작한다. $p_u(y_0)$ 에서 Taylor expansion을 이용하면, 식 (6)의 Bhattacharyya coefficient는 다음과 같이 근사화 된다.

$$\rho[p(y), q] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y_0)q_u} + \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m p_u(y) \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \quad (8)$$

다. 식 (4)를 식(8)에 대입하면 다음을 얻을 수 있다.

$$\rho[p(\mathbf{y}), \mathbf{q}] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(\mathbf{y}_0) q_u} + \frac{C'}{2} \sum_{i=1}^{n'} w_i k \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}'_i}{h} \right\|^2 \right), \quad (9)$$

여기서 가중치는 다음과 같다.

$$w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(\mathbf{y}_0)}} \delta[b(\mathbf{x}'_i) - u]. \quad (10)$$

앞서 설명한 했듯이 식 (7)을 최소화하는 것은 Bhattacharyya coefficient 식(6)을 최대화 하는 것과 같다. 따라서 식 (6)을 최대화 하기 위해서는 식 (9)의 두 번째 항이 최대화 되어야 한다. 왜냐하면 첫 번째 항은 \mathbf{y} 와 독립적이기 때문이다.

$$\begin{aligned} \nabla \rho[p(\mathbf{y}), \mathbf{q}] &\approx \frac{C'}{h^2} \sum_{i=1}^{n'} w_i (\mathbf{x}'_i - \mathbf{y}) g \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}'_i}{h} \right\|^2 \right) \\ &= \frac{C'}{h^2} \left[\sum_{i=1}^{n'} w_i g \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}'_i}{h} \right\|^2 \right) \right] \left[\frac{\sum_{i=1}^{n'} w_i \mathbf{x}'_i g \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}'_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^{n'} w_i g \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}'_i}{h} \right\|^2 \right)} - \mathbf{y} \right], \quad (11) \end{aligned}$$

여기서 $g(x) = -k'(x)$ 이다. 그리고 식 (11)의 두 번째 항을 평균 이동 벡터(mean shift vector)라고 한다.

평균 이동에 기반한 추적 알고리즘의 순서는 다음과 같다.

target model의 분포 $\{q_u\}_{u=1, \dots, m}$ 와 이전 프레임에서의 물체의 위치 \mathbf{y}_0 가 주어 졌다고 하자.

- 현재 프레임에서의 물체의 위치를 \mathbf{y}_0 로 초기화하고 분포 $\{p_u(\mathbf{y}_0)\}_{u=1, \dots, m}$ 를 계산한다. 그리고 Bhattacharyya coefficient를 구한다.

$$\rho[p(\mathbf{y}_0), \mathbf{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(\mathbf{y}_0) q_u}.$$

- 식 (10)에 의해서 가중치, $\{w_i\}_{i=1, \dots, n'}$ 를 구한다.
- 식 (11)의 평균 이동 벡터에 의해서 물체의 새로운 위치를 계산한다.

$$\mathbf{y}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n'} \mathbf{x}'_i w_i g \left(\left\| \frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}'_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^{n'} w_i g \left(\left\| \frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}'_i}{h} \right\|^2 \right)}.$$

- 만약 $\|\mathbf{y}_1 - \mathbf{y}_0\| < \epsilon$ 이면 종료하고 그렇지 않으면 $\mathbf{y}_0 \leftarrow \mathbf{y}_1$ 하고 첫 번째 단계로 이동한다.

2.3 Experimental Results

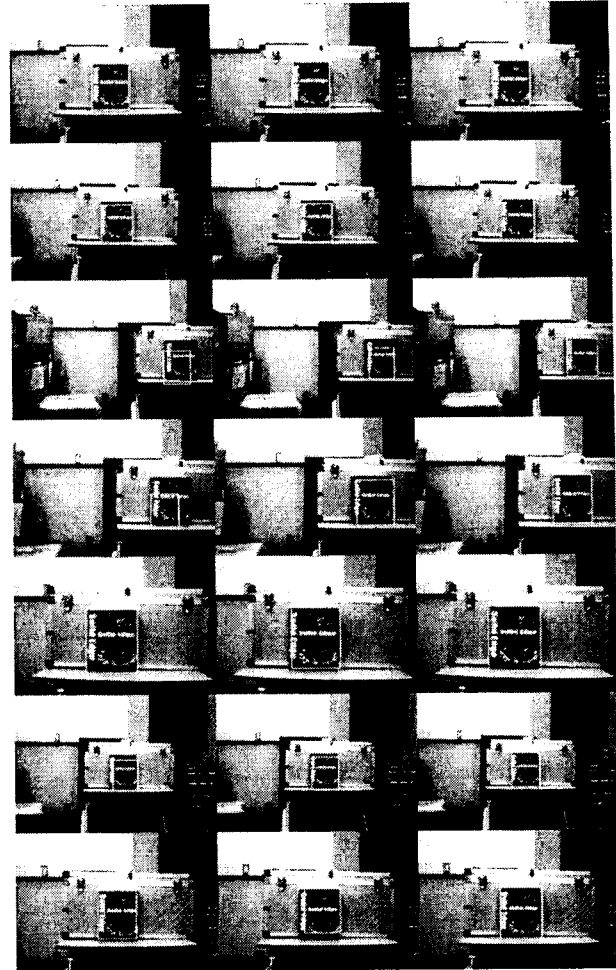
물체를 표현하기 위한 히스토그램의 크기는 정규화된 r,g 칼라 값과 물체의 중심으로부터의 상대적인 거리 각각에 대해서 $16 \times 16 \times 4$ 로 정했다. 그림 1은 물체 추적의 결과를 보여준다 (프레임 1, 100, 200, 230, 300, 400, 480). 맨 좌측의 결과들은 기존의 평균 이동 알고리즘에서 이용하는 RGB ($16 \times 16 \times 16$) 칼라 정보만을 이용한 결과이고 가운데 결과들은 정규화된 r,g (32×32) 칼라 정보만을 이용했을 때의 결과이다. 그리고 맨 우측의 결과들은 본 논문에서 제안한 정규화된 r,g 칼라 정보와 물체의 중심으로부터 상대적인 거리를 이용해서 물체를 표현했을 때의 추적 결과를 보여준다. 실험 결과에서 알 수 있듯이 본 논문에서 제안하는 방식이 기존의 평균 이동 알고리즘보다 조명의 변화나 크기의 변화에 강인하게 물체를 추적할 수 있음을 확인할 수 있다.

3. 결 론

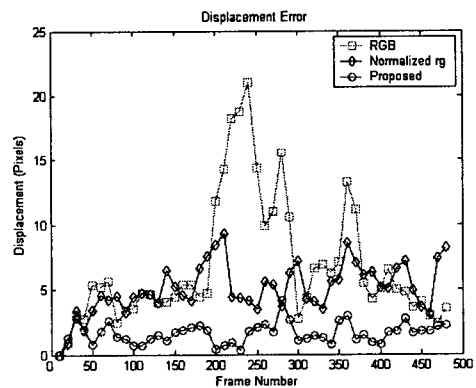
본 논문에서는 추적의 대상이 되는 물체를 표현하기 위해서 정규화된 r,g 칼라 정보와 물체의 중심으로부터의 상대적인 거리 정보를 이용하였다. 칼라 정보와 칼라 분포의 위치 정보를 이용함으로써 좀 더 정확하게 물체를 표현할 수 있고 따라서 조명의 변화나 유사한 칼라 분포를 가지고 물체에 의한 가려짐에 강인하게 물체를 추적할 수 있다. 또한 제안하는 방식은 계산량이 그다지 많지 않기 때문에 다수의 물체를 실시간으로 추적할 수 있다.

Acknowledgment

본 연구는 정보통신부 대학 IT 연구센터 육성, 지원 사업의 연구 결과로 수행되었습니다.



<그림 1> 물체 추적 결과



<그림 2> Displacement Error

<표 1> Displacement Error

	RGB	Normalize rg	Proposed
Mean (pixel)	6.78	5.07	1.60
Std. (pixel)	4.84	1.92	0.79

[참 고 문 헌]

- [1] R. T. Collins, "Mean-shift blob tracking through scale space", In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2003.
- [2] D. Comaniciu, P. Meer, "Mean shift: A robust approach toward feature space analysis", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 24, 603-619, May 2002.
- [3] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, "Real-time tracking of non-rigid object using mean shift", *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 142-149, 2000.