

개선된 Mean Shift를 이용한 급격한 컬러 변화 물체 추적

황인택^o 최광남
중앙대학교 컴퓨터공학부
{sitdown^o, knchoi}@cau.ac.kr

Tracking Object with Radical Color Changes Using Rectified Mean Shift

Inteck Whoang^o Kwang Nam Choi
School of Computer Science & Engineering, Chung-Ang University

요 약

본 논문은 급격한 컬러 변화를 보이는 물체를 추적하기 위해 새로운 알고리즘에 대해서 기술하였다. 이를 수행하기 위해 컬러기반의 추적 알고리즘인 Mean Shift를 개선하여 적용한다. 기존의 Mean Shift 알고리즘은 물체 추적을 위해 컬러 분포 정보를 설정한다. 하지만 초기의 컬러 분포 정보가 사라질 경우 물체 추적을 정확히 수행하기 힘들다는 문제점을 안고 있다. 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 Mean Shift를 개선하여, 추적 대상의 컬러 정보를 반복적으로 업데이트하여 초기의 컬러 정보가 사라지더라도 추적이 가능하도록 개선하였다. 개선된 추적 알고리즘은 시간에 따라 초기의 컬러 분포 정보가 완전히 사라지더라도 실시간 추적이 가능하도록 구현하였다. 이를 입증하기 위해 본 논문의 실험에서는 실험적인 환경에서 급격한 컬러 변화를 보이는 간단한 물체의 추적과 실생활에서의 예를 함께 보여준다.

1. 소 개

실시간 물체 추적(Tracking)은 비디오 영상에서 프레임(Frame)과 프레임 사이의 물체를 찾거나 특정 대상의 행동이나 특징을 감시하는 등의 여러 분야에서 항상 해결해야 하는 여러 가지 이슈 중 한가지이다. 일반적으로 비디오 스트리밍에서 이듯한 두 개의 순차적인 프레임간의 시간은 아주 짧으며, 대부분 일정하다. 그러므로 두 프레임간의 변화는 상당히 제한적이며, 이런 변화는 해당 영상들에서 추적 대상 물체의 특징(Feature)을 기반으로 알아낼 수 있다. 하지만, 물체의 특징을 추출하기 위해서는 다양한 조명상태와 시점의 변화, 복잡한 배경, 대상 물체의 크기변화와 다른 사물에 의한 가려짐(Occlusion) 등에 의한 여러 가지 다양한 외부변화에 강한 알고리즘이 필요하다. 또한 추적 대상에 따라 물체 형태가 고정되지 않는 경우까지 고려해야 한다. 위에서 언급한 바와 같이 특징 추출을 위한 내외적 환경의 상태가 변할 때, 특징 추출에 방해가 되는 불필요한 정보들을 어떻게 제거하고 추적 대상의 특징을 유지하느냐가 가장 중요한 이슈가 된다.

템플릿(Template)을 이용한 접근 방법으로 Iain Matthews와 여러 학자들은 자가 학습적인(Heuristic) 방법을 이용해 'Drifting' 문제를 해결하는 방법을 제시하였다 [5]. 이 방법은 일반적인 Active Appearance Model을 특정 모델에 적합하도록 바뀌어서 확장되기도 했다. 베이시안 부트스트랩 필터(Bayesian bootstrap filter)와 파티클 필터(Particle filter)를 이용하여 물체의 검침과 회전 그리고 크기의 변화에 강한 추적 알고리즘을 제시하기도 하였다 [1]. 이 강건함은 현재 히스토그램과 새로운 히스토그램 사이의 가중된 평균값을 업데이트를 통해 이루어졌다.

가우시안 혼합 모델(GMM)을 통해 추적 시스템을 구현함으로써 더욱 추적 알고리즘은 한층 발전 되었다 [2]. EM알고리즘에 의한 히스토그램 정보를 기반으로 하는 가우시안 혼합 모델은 관찰 데이터가 불완전한 상황에서도 추적이 원활히 수행되었다 [6]. 이 방법은 초기의 측정값과 관찰된 데이터의 Likelihood 값의 반복적인 업데이트를 통해서 시작된다. 그리고 주어진 관찰 데이터와 현재 매개 변수 측정을 통해 완전한 데이터일 경우 예상되는 Log Likelihood 값을 예측해 추적을 수행한다. 이 경우 가우시안 혼합 모델의 컴포넌트 개수를 미리 결정해야만 한다.

대부분의 추적 시스템은 예상되는 혹은 예상되지 않는 노이즈와 관찰데이터의 큰 변화폭에 강건함을 요구한다. 우리는 이런 요구사항을 대부분 사전 지식을 통해 이를 실현할 수 있다. 하지만, 대상 물체 혹은 상황에 따라서 이것이 상당히 곤란한 경우가 빈번히 발생한다. 그 중 한 예가 대상 물체의 컬러 변화이다. 컬러 분포를 기반으로 하는 대부분의 알고리즘은 초기의 컬러를 물체가 추적 되는 동안 계속 유지하고 있음을 전제로 한다. 하지만 실제 생활에서는 종종 이런 전제를 어긋나게 된다. 우리는 옷을 갈아입거나 고개를 뒤로 돌리거나 보는 시점에 따라 전혀 다른 색을 가진 물체가 시간에 따라 행동하거나 혹은 시점에 따라 다른 색을 가짐을 알고 있다. 하지만 컬러기반의 방법은 일반적인 추적에 좋은 성능을 발휘하지만, 이를 기반으로 위에서 언급한 대상을 추적하는 경우 큰 컬러의 변화를 수용하는 것은 어렵다. 이런 예를 본 논문의 끝의 예제 데이터를 통해 확인할 수 있다.

Mean Shift는 통계적으로 해당 모델의 각 샘플이 속한 곳으로 이동하는 Non-parametric 알고리즘이다 [7]. Mean Shift 알고리즘 역시 K-means 클러스터링 알고리

증과 마찬가지로 일반화되어 질 수 있다. 초기에는 데이터 클러스터링을 위해 개발되었지만 차후 여러 분야에서 광범위하게 사용되었다. 그 중 Comanicu는 컬러 기반 Mean shift를 이용하여 대상을 추적하는 방법을 제안하였다 [4]. 본 논문에서 그가 제시한 실험결과 중 사람을 대상으로 한 추적에 대해 컬러의 변화에도 강건함을 보여주는 예가 있지만, 이 역시 최소한의 초기 컬러 분포는 유지함을 알 수 있다. 그러므로 큰 컬러변화에 대해서 그의 방법을 그대로 적용되기는 힘들다.

본 논문에서는 기존의 컬러 기반의 방법을 기반으로 한다. 그 중에서도 많은 분야에서 다양한 용도로 사용되는 Mean shift를 추적 알고리즘으로 사용한다. 하지만, 이와 동시에 많은 컬러의 변화량을 가지는 물체에 대해서도 기존 방법과 동일한 성능을 유지하는 방법을 제시하고자 한다. 우리가 제시한 방법은 Mean shift에 바로 그 전 프레임의 컬러 정보를 업데이트 하는 과정을 추가함으로써 컬러의 변화가 크더라도 추적 가능함을 보여준다.

본 논문은 2장에서 컬러기반의 Mean Shift에 관한 설명과 본 논문에서 제시한 알고리즘을 설명한다. 3장에서는 제시한 알고리즘을 기반으로 한 실험을 수행하고 이 결과를 Meanshift 추적 결과와 비교 분석한다. 결론에서는 실험결과를 토대로 결론을 내리고 앞으로 발전방향에 대해서 논의한다.

2. 시스템 설계

2.1 Mean Shift

Mean Shift 알고리즘은 처음 Fukunaga & Hostetler에 의해 1975년에 소개된 non-parametric 클러스터링 알고리즘이다. 이 알고리즘은 Comanicu와 Meer에 의해 차후 샘플간의 공간적인 인접성을 이용해 영상처리 분야로 확장시켰다 [8]. Mean Shift는 현재의 표본 위치로 부터 확률이 높은 위치로 반복적으로 이동해감으로서 확률이 가장 위치로 수렴하는 반복 기법으로 커널 밀도 추정을 기반으로 한다. 우선, Mean Shift에 적합한 형태의 커널 함수를 정의한다. 본 논문에서는 Comanicu가 제안한 방법에 따라, radially symmetric kernel을 사용한다 [3]. 이 중 가장 일반적인 커널로서 Epanechnikov kernel과 정규분포가 있다. Epanechnikov kernel 커널 수식은 아래와 같다.

$$K_E(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} c^{-1}_d (d+2) (1 - \|x\|^2) & \text{if } \|x\| < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

C_d : the volume of the unit sphere in R^d

x 는 d 차원의 공간에서의 하나의 데이터를 나타내며 C_d 는 이 공간의 단위 크기를 나타낸다. 정규분포식은 다음과 같다.

$$K_M(x) = (2\pi)^{-\frac{d}{2}} \exp(-\frac{1}{2} \|x\|^2) \quad (2)$$

우리는 커널 밀도 측정값의 변화도로 밀도 변화를 측정할 수 있다. 그러므로

$$\hat{\nabla} f(x) \approx \nabla \hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n \nabla K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (h \text{ window radius}) \quad (3)$$

$$M_h(x) \equiv \frac{1}{n_x} \sum_{x_i \in S_h(x)} x_i - x \quad (4)$$

$(S_h(x): \text{hypersphere of radius } h)$

Mean Shift 벡터를 위의 식을 통해 계산할 수 있다. and then we can compute mean shift vector

$$M_h(x) = \frac{h^2}{d+2} \frac{\hat{\nabla} f(x)}{\hat{f}(x)} \quad (5)$$

우리는 현재 위치에서부터 Mean Shift 벡터를 통해 가장 큰 밀도 증가를 보이는 방향을 얻을 수 있다. 그 방향을 따라 새로운 위치로 이동해 감으로써 지역밀도가 증가하는 위치로 이동해서 수렴할 때까지 이 과정을 반복하게 된다. 이 경우 초기 위치는 지역 밀도가 최대가 되는 지점으로 이동하게 된다. 이런 과정을 통해서 Mean Shift 알고리즘은 동작한다. Mean Shift는 이처럼 반복적인 Mean Shift 벡터의 계산이 요구된다. 이 경우 Mean Shift 벡터의 계산 시간이 항상 수렴하여 유한한 시간 내에 계산이 끝남을 증명하기 위해 $\hat{\nabla} f(x)$ 이 수렴함을 증명하여야한다 [3].

2.2 제안 알고리즘

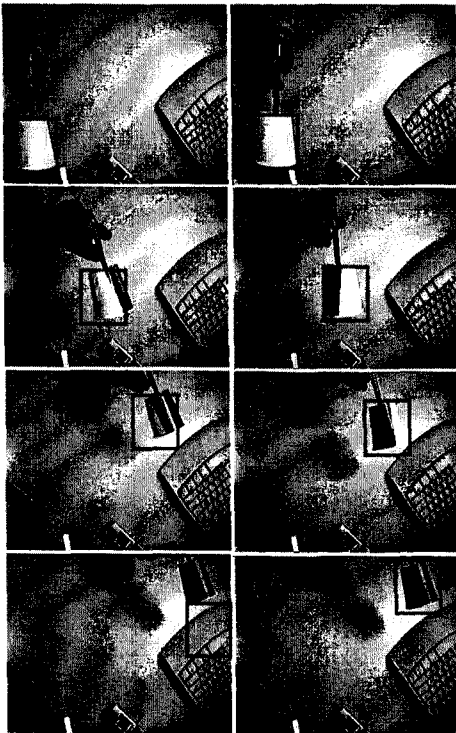
기존의 Mean Shift에 의한 추적 알고리즘은 비정형적인 형태를 가진 물체가 고정된 컬러를 가진 경우에 적용되어져 왔다. 하지만, 기존의 방법은 추적 대상의 컬러가 변할 경우에 그 기능을 제대로 수행하지 못하고 에러를 발생하게 된다. 이 경우 컬러의 변화를 감지할 수 있다면 추적 대상의 컬러 정보를 업데이트함으로써 이 문제를 해결할 수 있다. 하지만, 추적 대상이 비정형적인 형태를 가질 경우 배경과 대상의 구분이 난해하기 때문에, 컬러 변화를 알아내기가 쉽지 않다. 그러므로 본 논문에서는 다음과 같은 개선된 Mean Shift 알고리즘을 통해 이 문제를 해결하고자 한다. 제안하는 알고리즘의 절차는 다음과 같다.

1) 초기 추적 대상을 설정하고 이에 대한 밀도 함수를 검색창(Search Window)으로 설정하고, Mean Shift 알고리즘을 수행하기 위한 볼륨 크기와 컬러변화폭을 결정한다.

2) $i \leftarrow i + 1$ i : time sequence

- 3) 추적 대상의 위치를 이전 검색창의 정보를 이용해 Mean Shift를 통해 얻는다.
- 4) 현재 얻은 위치의 밀도함수로서 이전 검색창 정보를 업데이트한다.
- 5) Mean Shift 과정을 업데이트된 검색창을 통해 한 번 더 수행한다.

첫 번째 단계에서 세 번째 단계까지는 기존의 Mean Shift 과정과 거의 흡사하다. 하지만, 4단계에서 검색창을 업데이트 과정이 추가된다. 이 단계에서 추적 대상의 컬러 변화는 고려치 않는다. 왜냐하면, 4단계에서 추적 대상이 컬러가 변한 경우와 변하지 않는 경우의 2가지로 나누어 볼 수 있는데, 만약 컬러가 변한 경우라면, 변한 컬러 값이 검색창에 반영되어 기존의 Mean Shift를 통해 얻은 세 번째 단계에서의 위치와 약간 다른 위치를 얻게 된다. 그리고 나머지 변하지 않는 경우라면, 세 번째 단계에서 얻은 결과와 동일한 결과를 얻게 될 것이므로, 4단계에서 컬러의 변화를 고려치 않더라도 기존의 Mean Shift 결과와 동일한 성능을 유지하면서 컬러 변화를 가지는 물체에 대해서도 추적을 원활히 수행함을 알 수 있다.



[그림 1] Mean Shift(좌)와 제안한 알고리즘(우)의 비교

3. 실험

[그림 1]의 Mean Shift의 실험결과를 보다시피, 초기에 설정된 컬러와 분포와 큰 변화를 보이는 물체에 대해 추적을 잘 수행하지 못함을 볼 수 있다. 두 번째와 세 번째 결과 영상에서 보다시피 초기의 컬러가 있는 곳을 중심으로 계속 비슷하게 추적함을 알 수 있다. 하지만, 초기 컬러의 분포가 완전히 사라진 네 번째 결과 영상에서는 올바르게 추적하지 못함을 알 수 있다.



[그림 2] 실세계 물체를 대상으로 한 기존 Mean Shift(좌)와 제안한 알고리즘(우)의 비교 실험

반면, [그림 1]의 우측 영상은 제안한 방법으로 추적한 결과 영상이다. 보다시피, 큰 컬러 변화에 전혀 상관없이 추적하고자 하는 물체의 중심을 정확히 추적하고 있음을 알 수 있다. 컬러 기반의 추적 방법은 이런 경우를 피하기 위해서 대상 물체 외의 다른 정보(배경정보 혹은 Shape)를 이용하여 이를 보정한다. 하지만 이러한 정보는 Target object가 가지는 특징이 아님으로 그 정확성이 떨어질 수 있다는 위험을 내포하고 있다. 하지만 제안한 방법의 경우 바로 전 프레임의 정보를 업데이트를 통해 기존의 추적 알고리즘과 성능을 비슷하게 만들면서 큰 컬러 변화에 더 강건한 추적 알고리즘을 만들 수 있다.

[그림 2]와 [그림 3]은 인공적인 물체가 아닌 실제 물체에 대해서 제안한 방법으로 추적한 결과이다. 대상 물체는 사람의 얼굴을 대상으로 하였다. 기존의 Mean Shift 방법으로 사람의 얼굴을 추적하는 경우 발생하는 문제점은 얼굴의 pose에 따라 피부색과 다른 머리색을 가진 사람을 추적하는 경우에 발생한다. pose에 따라 카메라와 같은 방향을 대상자가 보는 경우 초기에 설정한 피부색이 전혀 보이지 않게 된다. 이런 경우 앞서 실험한 [그림 1]의 좌측 실험 영상과 유사한 결과를 초래하게 된다. 제안한 방법으로 추적한 결과 이런 경우에도 잘 수행함을 [그림 2]의 우측과 [그림 3]을 통해 알 수 있다.

[그림 3]은 한 명 이상의 추적 대상과 동일한 특징분포를 가진 물체가 많이 있을 경우에 대한 실험결과를 보여준다. 결과영상에서와 같이 제안한 알고리즘은 정확히 대상을 추적함을 알 수 있다. 향후 연구에서는 추적 대상의 컬러 정보 이외의 다른 데이터를 활용하여, 업데이트 여부를 좀 더 정확한 기준을 가지고 수행한다면 겹침(occlusion)에 강건한 추적 방법으로 구현할 수 있으리라 생각된다. 이 연구를 발전 시켜 감시(Surveillance) 분야 등 여러 분야에 적용할 수 있다.



[그림 3] 제안한 알고리즘을 이용한 군집 영상에서의 대상 추적 실험 결과

4. 결론

본 논문에서는 Object Tracking의 이슈 중 하나인 추적 대상의 컬러 변화에 강건한 모델을 만드는 것에 대해서 얘기하고 있다. 기존의 컬러 기반의 추적 방법에 대한 연구는 추적 대상의 컬러정보를 추적하는 동안 추적에 필요한 최소한의 유사한 정보를 계속 유지하고 있음을 전제로 하고 있다. 하지만, 추적하는 대상 혹은 환경에 따라서 이런 전제는 더 이상 유지될 수 없을 경우가 종종 발생한다. 우리는 대상의 컬러 변화를 계속 반영함으로써 우리는 이런 제약 조건을 극복할 수 있는 방법을 제안하였다. 실험 결과를 보다시피, 제안한 방법의 경우 아주 큰 컬러 변화에도 강건한 좋은 성능을 보여준음을 확인하였다.

우리는 이 방법을 일반적인 Object의 Tracking을 포함하여 이 외에 대상의 컬러 변화 정도를 알 수 없을 경우 효과적으로 사용 될 수 있으리라 기대한다. 향후 연구에서는 추적 대상의 컬러 정보 이외의 다른 데이터를 활용하여 컬러 변화 외에 다른 변화에도 강건한 방법을 포함하고자 한다.

본 연구는 서울시 산학연 협력사업(과제번호 10557)의 지원에 의하여 이루어진 것임

5. 참고문헌

- [1] N. Gordon and D. Salmond, "Bayesian State Estimation for Tracking and Guidance Using the Bootstrap Filter," *Journal of Guidance, Control and Dynamics* vol. 18, no. 6, pp. 1434-1443, 1995.
- [2] A. Jepsen, D. Fleet, and T. El-Maraghi, "Robust Online Appearance Models for Visual Tracking," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Hawaii*, vol. 1, pp. 415-422, 2001.
- [3] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean shift Analysis and Applications," in *Proc. 7th Intl. Conf. on Computer Vision, Kerkyra, Greece*, pp. 1197-1203, 1999.
- [4] D. Comaniciu, V. Ramesh, P. Meer, "Kernel-Based Object Tracking," *IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intell.*, vol. 25, no. 5, pp. 564-575, 2003.
- [5] I. Matthews, T. Ishikawa, and S. Baker, "The Template Update Problem," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 26, no. 6, pp. 810-815, 2004.
- [6] S. McKenna, Y. Raja, and S. Gong, "Tracking Colour Objects Using Adaptive Mixture Models," *Image and Vision Computing Journal*, vol. 17, pp. 223-229, 1999.
- [7] K. Fukunaga, and Hostetler, L., "The Estimation of the Gradient of a Density Function, with Applications in Pattern Recognition," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 21, no. 1, pp. 32-40, 1975.
- [8] D. Comaniciu, and Meer, P., "Mean shift : A Robust Approach Toward Feature Space Analysis," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intell.*, vol. 24, no. 5, pp. 603-619, 2002.