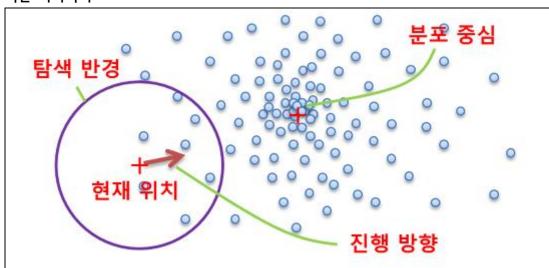
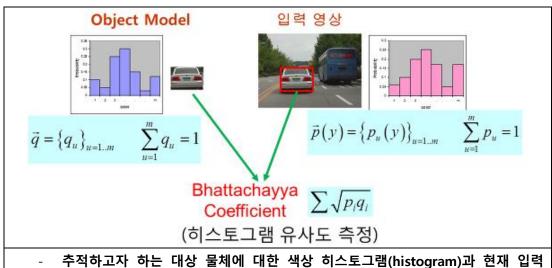
문) Meanshift 추적에 대해 (무엇인지, 장점, 단점 등) 정리하시오.

답)

| Question | Answer |
|----------|---|
| 무엇인지 | 관심영역(ROI: Region Of Interest) 객체의 데이터 집합의 밀도분포(특징점, 코너, 색상)를 기반하여 고속으로 추적하는 방법 사용 알고리즘: 평균 이동 알고리즘 : 영상에서 일정 반경 크기의 커널 윈도로 픽셀 값의 평균 값을 커널의 중심으로 바꿔서 이동하는 것을 반복해 그 주변의 가장 밀집한 곳(peak)을 찾는 방법 Mode seeking 알고리즘: 특정 데이터들이 중심(mean)으로 이동(shift) Hill Climb 탐색 방법의 일종 |
| | - 기본 아이디어 |
| | 이 이 이 이 이 부 후 중신 |



 어떤 데이터 분포의 peak 또는 무게중심을 찾는 한 방법으로서, 현재 자신의 주변에서 가장 데이터가 밀집된 방향으로 이동
 그러다 보면 언젠가는 분포 중심을 찾을 수 있을 거라는 방법



- 추적하고자 하는 대상 물체에 대한 색상 히스토그램(histogram)과 현재 입력 영상의 히스토그램을 비교해서 가장 유사한 히스토그램을 갖는 윈도우 영역을 찾는 것

| 전 | ᇸ |
|---|-----|
| | 771 |

| 절차 | |
|-------------------|--|
| Step | Process |
| 히스토그램 | - 색상 모델은 RGB, HSV, YCbCr 등 어느것을 써도 무방 |
| 구하기 | - 또는 그레이(gray)를 사용하거나 HSV의 H(Hue)만 사용해도 됨 |
| | - 히스토그램은 윈도우에 들어오는 픽셀들에 대해 각 색상별로 픽 |
| | 셀 개수를 센 다음에 확률적 해석을 위해 전체 픽셀수로 나눠줌 |
| 히스토그램 | - 현재 입력 영상에 있는 픽셀 색상값이 추적하고자 하는 객체 모 |
| 백프로젝션 | 델에 얼마나 많이 포함되어 있는 색인지를 수치화하는 과정 |
| | - 모델 히스토그램을 Hm, 입력 이미지 I의 픽셀 x에서의 색상값을 |
| | l(x)라 하면 백프로젝션 값은 w(x) = Hm(l(x)) |
| | - 보통은 현재 입력 영상에 대한 히스토그램 H를 구한 후 |
| | w(x) = sqrt{Hm(I(x))/H(I(x))} 와 같이 모델 히스토그램 값을 현재 |
| | 영상 히스토그램 값으로 나누는 것이 일반적 |
| Mean | - 히스토그램 백프로젝션을 통해 얻은 |
| Shift 적용 | w값들을 일종의 확률값처럼 생각하 $\sum_{w(oldsymbol{x}_i)} w(oldsymbol{x}_i) oldsymbol{x}_i K(r_i)$ |
| | 고 mean shift를 적용하는 것 $\mathbf{x}_{new} = \frac{\sum w(\mathbf{x}_i)\mathbf{x}_i K(r_i)}{\sum w(\mathbf{x}_i) K(r_i)}$ - 이전 영상 프레임(frame)에서의 물체 |
| | - 이전 영상 프레임(frame)에서의 물체 $\sum w(\mathbf{x}_i)K(r_i)$ 의 위치를 초기 위치로 해서 다음과 |
| | 의 귀시할 오기 귀시도 에서 다음의 같이 mean shift를 적용 |
| | - w를 가중치(weight)로 해서 현재 윈도우(window)내에 있는 픽셀 |
| | 작표들의 가중평균(무게중심) 위치를 구하는 것 |
| | - 이렇게 구한 x _{new} 가 새로운 윈도우의 중심이 되도록 윈도우를 이 |
| | 동시킨 다음에 수렴할 때까지 이 과정을 반복 |
| | - 커널함수는 배경의 영향을 줄이기 위한 목적으로 사용하는데, 윈 |
| | 도우 중심에서 가장 높은 값을 갖고 중심에서 멀어질수록 값이 |
| | 작아지는 방사형의 symmetric 함수가 주로 사용됨 |
| | - 실제 커널 함수로는 Epanechnikov 함수가 주로 사용 |
| | |
| | $K_{\mathcal{Z}}(\mathbf{x}) = \begin{cases} c\left(1 - \ \mathbf{x}\ ^2\right) & \ \mathbf{x}\ \le 1\\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$ |
| | 0 otherwise |
| 치스트그래 | 드 취소트그램 내 (64 등의 보호 (64 등의 보이어 오보트트 |
| 히스토그램 유사도 측 | 11 11 11 11 11 11 11 11 11 11 11 11 11 |
| 유사도 득 정 | 보통 Bhattacharyya 계수(coefficient)를 이용해서 계산 - |
| 0 | Bhattacharyya(H_1,H_2)= $\sum \sqrt{p_i q_i}$ |
| | $p_i = \sum_{i=1}^{n} \sqrt{p_i q_i}$ |
| | Db-sta-sh-sware 게스트 드 취소드크레이 이번호 때 비디카 4 브 |
| | - Bhattacharyya 계수는 두 히스토그램이 일치할 때 최대값 1, 상 |
| 무눼이 그 | 관성이 하나도 없으면 최소값 0 |
| 물체의 크 기(scale) | - mean shift로 위치를 찾은 다음에 윈도우의 크기를 조금씩 변경 시켜 보면서 모델 히스토그램과 현재 윈도우 영역에 대한 히스 |
| 기(scale) 결정 | 지거 오인지 오늘 이스도그림과 연재 윈도우 영역에 대한 이스 토그램을 비교 |
| 20 | - Bhattacharyya 계수가 가장 큰 경우를 찾으면 됨 |
| | Dilattacharyya / II / I / I O L OTE X = L T |
| | |

| 장점 | - 고속 추적이 가능한 알고리즘 |
|--------|---|
| | - 히스토그램의 특성상 위치정보는 고려하지 않기 때문에 물체의 형태가 변해도 추적이 가 |
| | 능 |
| | - 단순한 환경(공장자동화 응용, 배경도 단색, 물체도 단색)에서는 최고의 tracker |
| 단점 | - 효과적이기는 하지만 local minimum에 빠지기 쉬움 |
| | - 초기위치(출발위치)에 따라서 최종적으로 수렴하는 위치가 달라질 수 있음 |
| | - 탐색 윈도우(탐색 반경)의 크기를 정하는 것이 쉽지 않음 |
| | (특히 영상 추적의 경우 대상 물체의 크기, 형태 변화에 따라 탐색 윈도우의 크기나 형태 |
| | 를 적절히 변경해 주어야 하는데 이게 적절히 변경되지 않으면 추적 성능에 많은 영향을 |
| | 끼치게 됨) |
| | - 색상을 기반으로 하므로 추적하려는 객체의 색상이 주변과 비슷하거나 여러가지 색상으 |
| | 로 이루어진 경우 효과를 보기 어려움 |
| | - 객체의 크기와 방향과는 상관없이 항상 같은 윈도를 반환 |
| | - 더 많은 밀도를 가진 지역이 있어도 윈도 중심에 머물러 원하는 대로 추적되지 않을 수 |
| | 있음 |
| | - 히스토그램의 특성상 위치정보는 고려하지 않기 때문에 색이 배치된 위치정보를 잃어버 |
| | 리기 때문에 물체의 색 구성이 배경과 유사한 경우에는 추적에 실패하기 쉬움 |
| OpenCV | retval, window = cv.meanshift(problmage, window, creteria) |
| 라이브러리 | |
| | problmage: 검색할 히스토그램의 역투영 결과 |
| | window: 검색 시작 위치, 검색 결과 위치(x, y, w, h) |
| | creteria: 검색 중지 요건, 튜플 객체로 전달 |
| | type |
| | cv2.TERM_CRETERIA_EPS: 정확도가 epsilon 보다 작으면 |
| | cv2.TERM_CRETERIA_MAX_ITER: max_iter 횟수를 채우면 |
| | cv2.TERM_CRETERIA_COUNT: MAX_ITER와 동일 |
| | max_iter: 최대 반복 횟수 |
| | epsilon: 최소 정확도 |
| | retval: 수렴한 반복 횟수 |
| 출처 | [도서] 파이썬으로 만드는 OpenCV 프로젝트 |
| | |
| | https://techlog.gurucat.net/146 https://darkpgmr.tistory.com/ |