

영상 프레임 시퀀스에서의 특징점 추출 및 추적

윤종현[○], 이범중, 박종승
 인천대학교 컴퓨터공학과
 {jhyoon, leeyanga, jong}@incheon.ac.kr

Feature Extraction and Tracking in Image Frame Sequence

Jong-Hyun Yoon[○], Bum-Jong Lee, Jong-Seung Park
 Department of Computer Science and Engineering, University of Incheon

특징점 추적은 많은 영상 분석 응용에서 기반 정보를 제공하는 중요한 문제이나 일반적으로 잘 동작하는 기법의 부재로 관련 응용 시스템 개발에 어려움을 겪어왔다. 본 논문에서는 긴 비디오 스트림에서 강건한 2D 특징점 추적이 가능한 기법을 제안한다. 특징점 추적 결과의 향상을 위하여 특징점의 움직임 상태 변수에 대한 히스토리를 사용한다. 이전 프레임까지 추적되어온 특징점의 움직임 상태변수의 히스토리를 고려하여 현재 프레임에서의 움직임을 예측한다. 예측된 움직임은 추적을 위한 탐색 윈도우를 설정을 위한 초기 위치로 지정된다. 유사성 검사를 통해서 윈도우 내에서 대응점을 결정한다. 측정 데이터를 반영하여 현재 프레임에서의 특징점의 움직임 상태 변수를 수정하는 과정을 갖는다. 수정된 상태 변수는 현재 프레임의 확정된 움직임으로써 특징점의 움직임 상태변수의 히스토리 버퍼에 등록된다. 위와 같은 과정을 거쳐 특징점을 추적한다. 또한 특징점의 추적 결과는 오차를 포함하고 있다. 그러므로 잘못 추적된 특징점을 RANSAC 알고리즘을 적용하여 제거함으로써 전체적인 특징점 추적 오차를 줄일 수 있다.

- Corner의 추출

초기 영상에서 신뢰성 있는 특징점의 추출은 강건한 특징점 추적을 위한 가장 기본적인 역할을 한다. 본 논문에서는 영상의 이동, 회전, 스케일링에 대해 안정적인 특징점 방법으로 특징점을 추출한다.

특징점 추출을 위해서, 4단계의 필터링 방법을 적용한다. 첫 번째는 특징점을 추출한다. 입력영상을 가우시안 영상 피라미드를 생성한 후 가우시안 영상들의 차(difference of gaussian)를 구한다. 우선은 스케일 영역(scale space)을 정의한다. 스케일 영역은 입력 영상 $I(x,y)$ 와 스케일 가우시안 $G(x,y,\sigma)$ 로 정의한다[1]. $L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y)$

스케일 영역에서 keypoint를 찾는 방법으로 가우시안 영상의 차(DOG)를 사용한다. DOG 필터는 $G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)$ 같이 나타난다. DOG 필터와 영상으로 표현된 식은 다음과 같다. DOG 함수는 가우시안의 scale-normalized Laplacian $\sigma^2 \nabla^2 G$ 로써 근사값을 추정할 수 있다. 계산된 차이값이 최대값이거나 최소값인 점들을 특징점으로 추출한다. $\sigma^2 \nabla^2 G$ 의 값이 최대값이거나 최소값일 경우에 다른 영상 함수들과 비교하여 안정적인 특징점을 생성한다.

- 특징점 추적을 위한 상태 변수 모델링

n 번째 영상에서 i 번째 특징점은 2차원 상의 움직임의 상태 변화를 $p(t_x^n, t_y^n, r_x^n, r_y^n)$ 이라 할 때, $p(t_x^n, t_y^n)$ 는 이동벡터를, $p(r_x^n, r_y^n)$ 은 회전 벡터를 의미한다. 현재 영상에서 특징점이 추적된 보정하기 위하여 특징점의 움직임에 대한 히스토리를 사용한다. 움직임 상태 변화의 히스토리 버퍼에 들어 있는 움직임을 통해 현재 프레임의 움직임은 다음과 같은 인자를 고려하여 추정할 수 있다. $p(t_x^1, t_y^1), p(t_x^2, t_y^2), \dots, p(t_x^n, t_y^n)$

n 번째 영상에서 특징점의 위치에 대하여 첫번째 영상에서 $n-1$ 번째 영상 까지 특징점의 움직임을 함께 고려한다. 상태변수의 히스토리를 사용하여 n 번째 영상에서 특징점의 초기 위치를 지정할 수 있다. 비디오 프레임은 한 프레임 사이에서 짧은 움직임을 갖기 때문에 초기 위치를 중심으로 특징점 추적을

위한 탐색 영역을 지정한다.

-outlier의 제거

오차를 포함하고 있는 특징점(outlier)을 제거하기 위하여 RANSAC 알고리즘을 사용한다[2]. RANSAC은 outlier를 포함하고 있는 데이터를 판별하는데 강인한 추정 기법이다. 기본 개념은 다음과 같다. 수집한 데이터 집합으로부터 기본 모델을 구성하는 최소 개수로 이루어진 데이터 모델을 형성한다. 무작위로 추출된 데이터들로 이루어진 모델은 계수를 추정하는데 사용된다. 모델의 추정 계수는 least squares 기법을 통해 계산될 수 있다. 모델이 선택되었다면 모델을 구성하는 요소들을 제외한 나머지를 적용한다. 나머지 데이터들을 모델에 적용한 결과값은 관측을 통해서 얻어낸 값과 비교한다. 그 차이가 미리 결정되어진 임계치(threshold)보다 작은 값을 갖는 개를 계산한다. 여기서 사용하는 임계치는 큰 오차를 가지는 데이터(outlier)로 구성된 모델과 적은 오차를 갖는 데이터(inlier)를 결정하기 위하여 사용되는 값이다[3]. 위와 같은 과정은 최대 반복 횟수까지 반복되며, 모델로 계산된 값과 관측된 값의 차이가 오차의 임계치보다 작을 경우의 개수가 가장 많은 모델을 최종 모델로 선택한다. 최종 모델에 포함되어 있는 특징점 데이터들을 오차를 갖지 않는 데이터로 결정한다.

-Residual error 추정을 위한 epipolar distance 계산

Residual error는 아래 식과 같이 계산할 수 있다[4]. x_i 는 현재 영상에서의 특징점을 나타내고, x'_i 는 x_i 에 대응되는 다음 영상에서의 특징점을 나타낸다. 또한 F 는 두 영상 사이의 fundamental matrix를 나타낸다. 따라서 행렬 F 를 사용하여 x_i 와 x'_i 사이의 관계를 계산할 수 있다[5]. Fx_i 는 다음 영상에서의 x'_i 에 대응되는 epipolar line으로써 x'_i 는 Fx_i 상에 존재해야 한다. 따라서 epipolar line과 특징점과의 최단 거리 계산을 통해 오차를 추정할 수 있다[6].

$$1/N \sum_i^N (d(x'_i, Fx_i)^2 + d(x_i, F^T x'_i)^2)$$

- 참고문헌

[1] D. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," International Journal of Computer Vision, 2003.
 [2] M. A. Fischler, R. C. Bolles, "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," ACM, Vol 24, pp 381-395, 1981.
 [3] J. Matas, O. Chum, "Randomized RANSAC with Sequential Probability Ratio Test," ICCV, Vol 2, pp. 1727-1732, October, 2005.
 [4] R. Hartley, A. Zisserman, "Multiple View Geometry in Computer Vision," Cambridge University Press, 2000.
 [5] Zhengyou Zhang, Charles Loop, "Estimating the fundamental matrix by transforming image points in projective space," CVIU, Vol 82, pp. 174-180, 2001.
 [6] Sun Yanan, Liu Weijun, Ma Yong Zhuang, Wang Yuechao, "A High-Accuracy Algorithm for Computing Fundamental Matrix," Proceeding of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, pp. 733-736, Aug, 2004.